



Гетманов В.Г., Гвишиани А.Д., Соловьев А.А.

**МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ
МАТРИЧНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ
НАБЛЮДЕНИЙ ПОТОКОВ МЮОНОВ
ДЛЯ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ**

Москва
2023

УДК 55; 528.02
ББК 26
Г 44

Рецензенты:

Борог В.В., д.ф.-м.н., профессор НИЯУ МИФИ
Калегаев В.В., д.ф.-м.н., завотделом космических наук НИИЯФ МГУ
Янке В.Г., к.ф.-м.н., завотделом космических лучей ИЗМИРАН

Гетманов В.Г., Гвишиани А.Д., Соловьев А.А. Методы цифровой обработки матричных временных рядов наблюдений потоков мюонов для геофизических исследований. – М.: РАН, 2023. – 184 с.: 122 ил.

Предложены методы цифровой обработки матричных временных рядов наблюдений потоков мюонов, поступающих от годоскопа УРАГАН. Рассмотрены геофизические задачи диагностики экстремальных событий в гелиосфере и магнитосфере Земли. Приведены сведения по элементам физики мюонов и особенностям наблюдений годоскопа. Сформулированы основные задачи цифровой обработки наблюдений потоков мюонов.

Разработаны технологии последовательной и параллельной цифровой фильтрации, анализа мюонных наблюдений во временной и частотной областях, низкочастотной фильтрации на основе локальных моделей и квазигауссовской фильтрации.

Сформированы методы для распознавания локальных анизотропий в потоках мюонов на основе вычислений функций нормированных вариаций и индикаторных матриц. Созданы методы цифровой обработки скалярных и матричных временных рядов мюонных наблюдений, предназначенные для решения задач распознавания и прогнозирования геомагнитных бурь на основе нейронных сетей.

Настоящая книга будет полезной для специалистов, занимающихся геофизическими исследованиями в части обработки экспериментальной информации широкого спектра приложений, включая мюонную диагностику. Книга может быть рекомендована студентам и аспирантам, которые заняты подготовкой своих работ в предметной области геофизики.

Содержание

Условные обозначения	6
Введение	7
Глава 1. Вводные сведения по физике мюонов и конструкции мюонного годоскопа УРАГАН, основные задачи цифровой обработки МГ-наблюдений	16
1.1. Элементы физики мюонов, солнечные корональные выбросы масс и Форбуш-эффекты, измерения потоков мюонов – мюонные телескопы и мюонный годоскоп УРАГАН	16
1.1.1. Элементы физики мюонов, солнечные корональные выбросы масс и Форбуш-эффекты	16
1.1.2. Измерения ПМ – мюонные телескопы и мюонный годоскоп УРАГАН	18
1.2. Наблюдения мюонного годоскопа УРАГАН, модуляции и анизотропии ПМ, коррекция барометрических и температурных возмущений в МГ-наблюдениях	21
1.2.1. МГ-наблюдения, модуляции ПМ, локальные анизотропии ПМ и вектор анизотропии ПМ	21
1.2.2. Коррекция барометрических и температурных возмущений в МГ-наблюдениях ..	28
1.3. Основные задачи цифровой обработки матричных временных рядов МГ-наблюдений для геофизических исследований	29
Глава 2. Методы и алгоритмы цифровой фильтрации матричных временных рядов МГ-наблюдений	34
2.1. Алгоритмы последовательной и параллельной низкочастотной цифровой фильтрации матричных временных рядов МГ-наблюдений	34
2.2. Алгоритмы анализа МГ-наблюдений во временной и частотных областях	37
2.3. Метод одномерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с использованием скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения ..	40
2.3.1. Общие сведения для задач одномерной низкочастотной фильтрация МГ-наблюдений	40
2.3.2. Постановка задачи низкочастотной фильтрации нормально распределенных МГ-наблюдений на основе аппроксимационных моделей	41
2.3.3. Метод фильтрации одномерных МГ-наблюдений на основе скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения	43
2.3.4. Метод фильтрации одномерных пуассоновских МГ-наблюдений на основе скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения	45
2.3.5. Погрешности устранения высокочастотных шумов в МГ-наблюдениях на основе КИХ-фильтров и метода СЛАМ-ФВУ	46
2.4. Метод двумерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с использованием скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения	47
2.4.1. Общие сведения для задачи двумерной фильтрации МГ-наблюдений	47
2.4.2. Постановка метода двумерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с использованием скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения	48
2.4.3. Алгоритм фильтрации на основе двумерных скользящих локальных кусочно-линейных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения	51
2.4.4. Тестирование алгоритма двумерной фильтрации на модельных МГ-наблюдениях	54
2.4.5. Оценивание погрешностей алгоритма двумерной фильтрации	55
2.4.6. Тестирование алгоритма двумерной фильтрации на экспериментальных МГ-наблюдениях	57
2.5. Метод снижения уровня высокочастотных шумов в пуассоновских МГ-наблюдениях на основе квазигауссовских фильтров	58
2.5.1. Необходимые вводные сведения для задачи фильтрации пуассоновских МГ-наблюдений	58

2.5.2. Постановка задачи синтеза цифрового квазигауссовского фильтра для снижения шумов во временных рядах пуассоновских наблюдений	59
2.5.3. Синтез цифрового квазигауссовского фильтра	61
2.5.4. Оценка эффективности квазигауссовского фильтра на модельных и экспериментальных пуассоновских наблюдениях	63
Глава 3. Методы распознавания локальных анизотропий потоков мюонов для МГ-наблюдений	68
3.1. Оценивание модели МГ-аппаратной функции методом статистических испытаний	68
3.1.1. Аппаратная функция МГ УРАГАН – основные сведения, постановка задачи оценивания АФ	68
3.1.2. Модельные составляющие АФ, модельная конструкция МГ УРАГАН, модельная функция атмосферного ослабления потоков мюонов	69
3.1.3. Оценивание модели АФ для МГ на основе метода статистических испытаний.	71
3.1.4. Алгоритм статистических испытаний и вычисление оценки модели АФ	72
3.2. Метод распознавания локальных анизотропий потоков мюонов на основе матричных МГ-наблюдений с использованием параметрической оптимизационного оценивания аппаратной функции и пространственной фильтрации входных ФРПМ	76
3.2.1. Постановка задачи распознавания ЛА в потоках мюонов для матричных МГ-наблюдений	76
3.2.2. Построение модели АФ на основе двухэтапной параметрической оптимизации, оценивание входной ФРПМ с использованием пространственной фильтрации со взвешенным усреднением.	77
3.2.3. Тестирование распознавания ЛА на модельных матричных наблюдениях выходных ФРПМ	81
3.2.4. Тестирование распознавания ЛА на экспериментальных матричных наблюдениях выходных ФРПМ	84
3.2.5. Погрешности оценок ФРПМ и возможности распознавания ЛА	86
3.3. Метод распознавания локальных анизотропий потоков мюонов для МГ-наблюдений на основе вычислений функций нормированных вариаций	88
3.3.1. Нормированные АФ, процедура пространственно-временной фильтрации, вычисления ФНВ для выходных ФРПМ и метод распознавания ЛА на основе ФНВ.	88
3.3.2. Экспериментальное исследование ФНВ и функции с.к.з. для ФНВ на временном интервале с ГМБ	91
3.3.3. Исследование алгоритма распознавания ЛА на модельных МГ-наблюдениях	94
3.3.4. Исследование алгоритма распознавания ЛА на экспериментальных МГ-наблюдениях	96
3.4. Метод распознавания локальных анизотропий потоков мюонов для МГ-наблюдений на основе вычислений индикаторных матриц	98
3.4.1. Вводные сведения и вычисление доверительных интервалов для математических ожиданий пуассоновских МГ-наблюдений	98
3.4.2. Эталонный и текущие временные интервалы, функции аномальности для доверительных интервалов	99
3.4.3. Индикаторные матрицы, процедура принятия решения по распознаванию ЛА и выбор оптимального порога	102
3.4.4. Тестирование распознаваний ЛА для временного ряда индикаторных матриц	104
3.4.5. Тестирование распознаваний ЛА для модулированных экспериментально-модельных МГ-наблюдений.	107
3.4.6. Тестирование распознаваний ЛА на подобластях индикаторных матриц для экспериментальных МГ-наблюдений	109

Глава 4. Методы и алгоритмы распознавания и прогнозирования ГМБ на основе МГ-наблюдений потоков мюонов с использованием нейросетевых технологий	111
4.1. Общие сведения по задачам распознавания и прогнозирования геомагнитных бурь	111
4.1.1. Солнечные пятна, геомагнитные бури и геомагнитные индексы, распознавание и прогнозирование ГМБ	111
4.1.2. Прогнозирование ГМБ на основе решений уравнений магнитной гидродинамики и диффузионного уравнения Паркера	114
4.1.3. Прогнозирование ГМБ на основе анализа сигналов радиоизлучения Солнца	116
4.1.4. Прогнозирование ГМБ на основе сигналов Sudden Commencement в INTERMAGNET-обсерваторских наблюдениях	118
4.1.5. Прогнозирование ГМБ на основе наблюдений систем космического мониторинга	122
4.1.6. Прогнозирование ГМБ на основе наблюдений нейтронных мониторов, прогнозирование космической погоды	125
4.2. Элементарные сведения по нейронным сетям для задач распознавания и прогнозирования ГМБ	127
4.2.1. Нейроны и нейронные сети	127
4.2.2. Этапы обучения и тестирования нейронных сетей	129
4.3. Распознавание геомагнитных бурь с использованием нейросетевых технологий и временных рядов усредненных МГ и НМ-наблюдений	130
4.3.1. Вводные пояснения к постановке задачи распознавания ГМБ, усредненные МГ и НМ-наблюдения	130
4.3.2. Постановка задачи распознавания ГМБ	131
4.3.3. Общая схема решения задачи распознавания ГМБ, вычислительные операции и сверточная NN	134
4.3.4. Правило принятия решения о распознавании ГМБ, вычисление вероятностей правильных и ложных распознаваний ГМБ	136
4.3.5. Экспериментальное исследование распознавания ГМБ	137
4.4. Прогнозирование геомагнитных бурь с использованием нейросетевых технологий и временных рядов усредненных МГ и НМ-наблюдений	140
4.4.1. Необходимые пояснения к постановке задачи прогнозирования ГМБ	140
4.4.2. Постановка задачи прогнозирования ГМБ	141
4.4.3. Общий план решения задачи прогнозирования ГМБ, алгоритм экстраполяции	141
4.4.4. Схема вычислительных операций и сверточная NN для прогнозирования ГМБ	144
4.4.5. Правило принятия решений по прогнозированию ГМБ, вычисление вероятностей правильного и ложного прогнозирования ГМБ	145
4.4.6. Экспериментальное исследование прогнозирования ГМБ	147
4.5. Метод распознавания геомагнитных бурь на основе матричных временных рядов МГ-наблюдений с использованием NN глубокого обучения	151
4.5.1. Введение, МГ-наблюдения и постановка задачи распознавания ГМБ	151
4.5.2. Алгоритм вычислительных операций решения задачи распознавания ГМБ на основе NN-технологии	151
4.5.3. Структура нейронной сети глубокого обучения ResNet34, обучение, валидация, тестирование и метрики качества	153
4.5.4. Останов обучения на основе метрики RMSE, оценивание вероятностей правильного и ложного распознавания ГМБ, вычисление метрик качества $F0$, $F1$	156
4.5.5. Экспериментальное исследование метода распознавания ГМБ	160
4.6. Метод прогнозирования геомагнитных бурь на основе матричных временных рядов МГ-наблюдений с использованием NN глубокого обучения	162
4.6.1. Постановка метода прогнозирования ГМБ на основе NN-технологии глубокого обучения	162
4.6.2. Вычислительные операции NN-прогнозирования ГМБ	165
4.6.3. Правило принятия решений по прогнозированию ГМБ, вычисление оценок вероятностей правильных и ложных прогнозирований ГМБ, оценивание интервалов прогнозирования ГМБ	166
4.6.4. Экспериментальное исследование метода прогнозирования ГМБ	167

Условные обозначения:

АФ – аппаратная функция
АРСС – авторегрессионные со скользящим средним модели
АЧХ – амплитудно-частотная характеристика
БИХ-фильтр – фильтр с бесконечной импульсной характеристикой
ГМБ – геомагнитная буря
ДПФ – дискретное преобразование Фурье
КФ – квазигауссовский фильтр
КИХ-фильтр – фильтр с конечной импульсной характеристикой
ЛА – локальная анизотропия
м.о. – математическое ожидание
МГ – мюонный годоскоп
НМ – нейтронный монитор
НЦФ – низкочастотный фильтр
ПМ – потоки мюонов
ПФ – передаточная функция
СВАН – спектрально- временной анализ
с.к.з. – среднеквадратичное значение
с.к.о. – среднеквадратичное отклонение
СЛАМ – скользящие локальные аппроксимационные модели
СПМ – спектральная плотность мощности
ФВУ – функции взвешенного усреднения
ФНВ – функция нормированных вариаций
ФРПМ – функция распределения потоков мюонов
ДС – датчики-счетчики
КЛ – космические лучи
ФЭ – Форбуш-эффект
ЦФ – цифровой фильтр
ЯФП – ядерные фотоэмульсионные пластины

cd – correct detection – правильное распознавание
fd – false detection – ложное распознавание
mcd – missed of correct detection – пропущенное правильное распознавание
cp – correct prediction – правильное прогнозирование
cup – correct unprediction – правильное не прогнозирование
fp – false prediction – ложное прогнозирование
mcp – missed of correct prediction – пропущенное правильное прогнозирование
NN – Neural Networks – нейронные сети
CME – Coronal Mass Ejection – корональный выброс масс
FDR – Forbush Decrease Region – область Форбуш-понижений

Введение

Предлагаемая книга написана на основе материалов, полученных в ходе работы над проектом Российского научного фонда (РНФ) № 17-17-01215-П «Создание метода ранней диагностики геомагнитных бурь с использованием цифровой обработки временных рядов матриц наблюдений мюонного годоскопа». Этот проект выполнялся специалистами Геофизического центра РАН и Национального исследовательского ядерного университета МИФИ и базировался на наблюдениях мюонного годоскопа (МГ) УРАГАН (НИЯУ МИФИ).

Настоящая публикация посвящена рассмотрению методов и алгоритмов цифровой обработки матричных временных рядов МГ-наблюдений, ориентированных на применения в геофизических исследованиях для различных вариантов мюонных технологий, систем ранней мюонной диагностики экстремальных событий в гелиосфере и магнитосфере Земли, включая распознавание и прогнозирование геомагнитных бурь (ГМБ). Представленные результаты книги сформированы с помощью части проекта, которая была выполнена в ГЦ РАН.

Предполагаемая следующая публикация будет посвящена разработкам ранней мюонной диагностики ГМБ на основе физических рассмотрений и сформируется по части проекта, выполненной в НИЯУ МИФИ.

Результативность мюонных технологий в значительной степени зависит от вида используемых информационных средств. На сегодняшний день эти средства, с определенными допущениями, могут быть подразделены на две группы, различающиеся функциональностью и эффективностью. Группа №1 включает ядерные фотоэмульсионные пластины (ЯФП) [1, 2] и варианты электронных детекторов элементарных частиц – датчиков-счетчиков (ДС) мюонов [3]; группа №2 включает мюонные телескопы (МТ) [4, 5] и мюонные годоскопы (МГ) [6–8], основанные на применении собранных в секции газовых сцинтилляторов. МТ и МГ требуют использования компьютерной обработки исходной информации.

Измерительные данные от средств группы №1 в виде наблюдений от ЯФП чаще всего существуют в форме наборов кадров-изображений и в виде наблюдений от ДС, которые обычно существуют в форме временных рядов случайных пуассоновских чисел. Измерительная информация, получаемая от средств группы №2, представляет собой последовательности кадров изображений, и, как правило, в результате цифровой обработки в ЭВМ формируются в виде матричных временных рядов.

Различные варианты ЯФП для регистрации мюонов представляют собой модификации обычных фотопластинок, покрытых густой эмульсией из желатина, содержащей мелкие зерна галогенида серебра высокой концентрации. С определенными упрощениями набор из ЯФП схематически изображен на рис. 1.

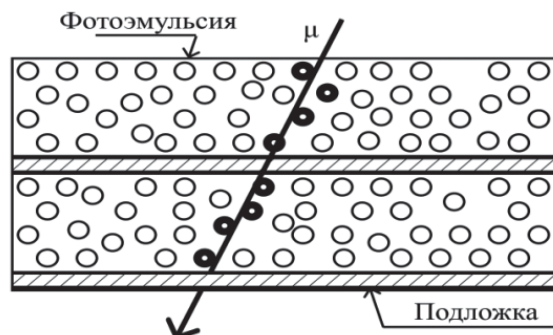


Рис. 1. Схематическое изображение системы из набора ЯФП

Случайным образом расположенные кружки обозначают атомы галогенида серебра, прямая линия со стрелкой определяет траекторию мюона, черные кружки обозначают ионизированные атомы галогенида серебра, заштрихованным полосам соответствуют стеклянные подложки.

Преимуществом ЯФП является их высокая пространственная точность, превосходящая лучшие из современных детекторов частиц – с разрешением величиной в несколько микрон, ограниченная размером зерен галогенида серебра. Набор из нескольких ЯФП может записывать и сохранять треки мюонов в трехмерном пространстве в виде цепочки зерен галогенида серебра, которые можно рассматривать с любого ракурса в микроскопическом масштабе. На основе ЯФП конструируются трековые детекторы. ЯФП могут служить в качестве интегрирующих устройств, которые могут подвергаться воздействию или облучению до тех пор, пока не будет накоплен желаемый объем данных. ЯФП компактны, не имеют кабелей считывания или электроники, что позволяет устанавливать пластины в ограниченных пространствах. По сравнению с другими детекторными технологиями ЯФП значительно дешевле в изготовлении, эксплуатации и обслуживании. Сейчас информация в виде изображений от ЯФП в автоматизированном режиме получается путем цифровой обработки на ЭВМ.

ДС для регистрации мюонов могут быть реализованы во множестве вариантов. Рассмотрим простейшее устройство ДС, которое состоит из двух счетчиков Гейгера, экранированных свинцовыми (Pb) экранами от внешних электромагнитных помех и друг от друга. На рис. 2 показано, что между двумя счетчиками Гейгера, которые обозначены жирными прямоугольниками, находящимися друг над другом на расстоянии около 1 см, расположены свинцовые пластины толщиной $\approx 1,5$ мм. На рис. 3 приведена электронная схема ДС мюонов с электронным устройством – логическим сумматором.

Частица естественного излучения, попадая в один из счетчиков Гейгера, вызывает в нем разряд, но теряет при этом энергию и уже не сможет вызвать разряд в другом счетчике. Но так как энергия мюонов очень высока, то они проходят через два или три счетчика, почти не теряя энергии и практически одновременно вызывая разряды в каждом из них. Одновременность разрядов детектируется и является подтверждением того, что они вызваны мюонами с большой вероятностью.

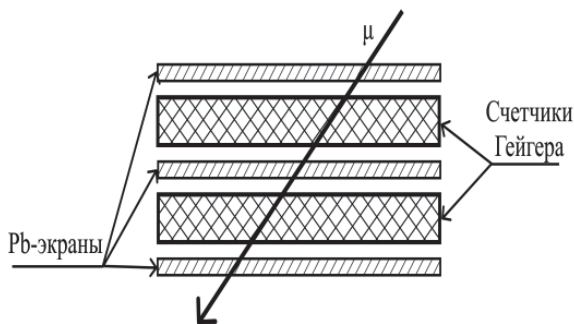


Рис. 2. Схема ДС мюонов на основе двух счетчиков Гейгера

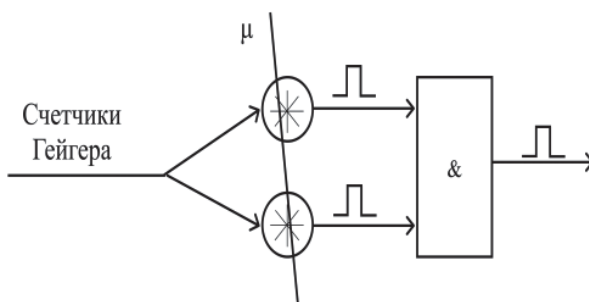


Рис. 3. Электронная схема ДС мюонов на основе двух счетчиков Гейгера

Цифровая обработка вариантов наблюдений интенсивностей потоков мюонов (ПМ) осуществляется в традиционных устройствах, основанных на использовании ядерных эмульсионно-пленочных систем, трековых детекторов [9–13] и широко распространенных МТ в настоящее время.

Сообщим общие особенности мюонных технологий и практического использования ПМ. Постоянный ПМ, можно сказать, представляется бесплатным природным просвечивающим инструментом. Мюонное излучение является своеобразным аналогом рентгеновского излучения, только более безопасным и обладающим большими возможностями. При рассмотрении на мюонный просвет к-л большого объекта, например, здания, горы и т.д., вполне достаточно поставить вблизи мюонный детектор, чтобы получить снимок объекта «в мюонных лучах». Чем более толстый слой вещества для объекта, тем больше мюонов будет остановлено и тем более контрастным будет изображение внутреннего устройства объекта. Если поставить вблизи несколько подобных детекторов и улавливать мюоны, прилетающие с разных сторон, то по ним можно будет восстановить трехмерную картину строения объекта и, таким образом, реализовать мюонную томографию.

Можно насчитать пять преимуществ использования мюонных технологий в практических задачах.

1. Имеет место огромная проникающая способность мюонов: при подходящей энергии они могут пробивать толщу Земли до 2000 метров.

2. В отличие от фотонов, электронов и других частиц, мюоны не производят внутри вещества никаких ливней вторичных частиц, они просто движутся с большой скоростью, и расстояние, которое они проходят, определяется временем их жизни.

3. Источник мюонов является бесплатным, мюоны везде, они летят и днем, и ночью, этот источник нельзя отключить, ПМ является вполне изотропным.

4. В отличие от других методов просвечивания, например, рентгеноскопии, мюонная технология является пассивной методикой. В ней не осуществляется никакого воздействия на исследуемый объект, детекторы лишь измеряют природный мюонный фон. Данная методика не требует повышенного контроля безопасности и мер предосторожности.

5. Мюонные технологии полезны в тех ситуациях, когда физически проникнуть внутрь объекта конструкции невозможно или небезопасно; в этом случае мюонные технологии на сегодняшний день могут оказаться единственным способом дистанционного исследования сложных объектов.

Однако существует одно важное обстоятельство, которое можно принять в качестве недостатка, которое связано с использованием мюонов и состоящее в том, что требуется большое время экспозиции для получения результатов, поскольку природный мюонный фон невелик. Чтобы получить в достаточной степени контрастное изображение какого-либо объекта со всей его внутренней структурой, требуется экспозиция в течение нескольких дней или даже недель.

Опишем в данном введении варианты приложений измерений ПМ для задач геофизики и геофизической разведки, прогнозирования извержений вулканов, задач исследования атмосферы, нахождения дефектов в больше-размерных объектах, применении в археологии, задачах контроля грузов и безопасности атомных реакторов.

Оценивание характеристик ПМ является частью предметной области геофизики. В публикациях [14,15] рассматривается метод мюонного измерения средних плотностей пород, которые располагаются над горными выработками. Используются т.н. геокосмические мюонные телескопы, представляющие собой наборы кассет, в каждой из которых смонтировано по 10 газразрядных счетчиков, необходимых для получения узкой диаграммы направленности прибора и высокой чувствительности. Наблюдения производятся вдоль выработки с шагом меньше, чем глубина выработки; телескопы ориентируются вертикально. По измерениям средней плотности пород возможно получение сведений о характеристиках литологии, пористости, трещиноватости, обводнении и о наличии полезных ископаемых над выработкой.

В [14] сообщается о скважинной модернизированной реализации мюонного метода измерений плотностей пород в пластах, значительно повысившей его эффективность. На рис.4 приведено схематическое изображение его составляющих – кольцевого мюонного детектора и тросового устройства, обеспечивающего перемещение детектора вверх-вниз по скважине. Минимальный диаметр скважины – ≈ 0.25 м, ее максимальная глубина – до 1000 м; МП может быть зарегистрирован подобным методом в земной толще на глубине до 2 км.

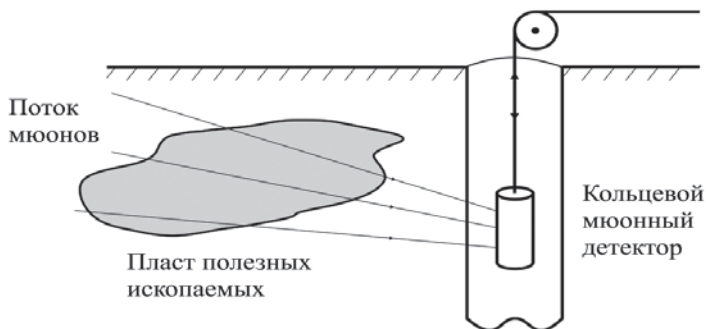


Рис. 4. Схематическое изображение метода измерения плотности пород в пластах

Предложенный метод измерения плотностей позволит реализовать распознавание новых месторождений минералов и металлов с большой точностью и надежностью, и также с меньшей потребностью в бурении, что, в свою очередь, обеспечивает снижение затрат и рисков, экономию времени и минимизирует воздействие на окружающую среду.

Детектор мюонов, разработанный специально для использования в классических промышленных скважинах, был применен на канадском руднике компании Orano McClean Lake [<https://ideon.ai/post/case-studies/orano-mcclean-lake-sk-canada/>] для получения изображений находящегося под землей пласта уранового месторождения. Предложенная мюонная технология может кардинально изменить способ разведки полезных ископаемых, поскольку к настоящему времени в ряде случаев практически невозможно обнаруживать высококачественные месторождения на большой глубине с помощью традиционных геофизических методов разведки. Геологические данные, получение которых возможно с помощью мюонных технологий, дают возможность точно обнаруживать расположение аномалий.

В области гидрогеологии мюонные излучения по схеме измерения, почти аналогичной представленной на рис. 4, используются для дистанционного исследования параметров снегонакоплений в горных лавиноопасных регионах.

В статьях [17,18] сообщаются сведения по измерениям ПМ для анализа геологических структур на основе мюонной геотомографии, представляющей собой технологию геофизической визуализации, которая создает 3D-изображения распределения плотности под поверхностью. Аналогичная по концепции сканирования с помощью компьютерной томографии, мюонная геотомография использует естественное космическое излучение, которое ослабляется при прохождении через вещество. Мюонная геотомография использовалась при разведке полезных ископаемых, а также рассматривалась для промышленного применения и обеспечения безопасности.

Статья [19] посвящена рассмотрению датчика мюонного излучения для работы в скважинах и проведения нефтеразведки. В его конструкции использован специально разработанный цилиндрический скважинный мюонный детектор, основанный на использовании пластиковых сцинтиллято-

ров дугообразной формы. Для поиска углеводородов применение данного мюонного детектора позволяет ограничиться бурением одной скважины и последующим исследованием прилегающих к ней больших площадей земной толщи, вместо того, чтобы производить бурение нескольких десятков скважин.

Статьи [20–22] посвящены измерениям ПМ для прогнозирования вулканических извержений, изучению структур вулканов и контролю за их состоянием, в частности проведения картирования внутренних структур вулканов. На рис. 5 показана условная схема мюонной диагностики внутренностей вулкана с помощью техники ЯФП [16]. Прямыми линиями обозначены траектории мюонов, прямоугольник-детектор ЯФП.

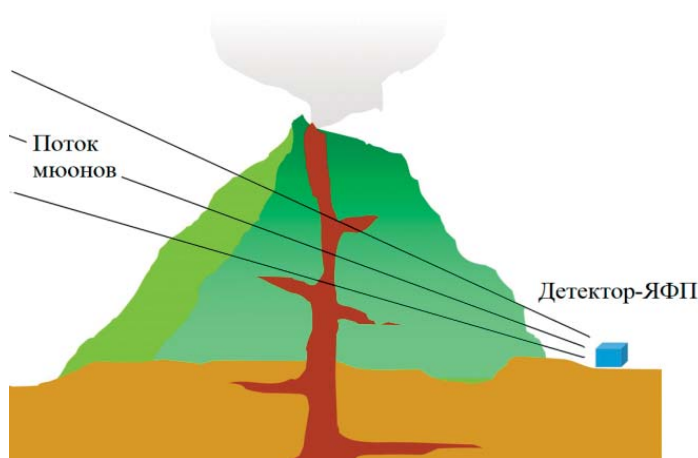


Рис. 5. Схема мюонной диагностики внутренней структуры вулкана

Измерения ПМ для оценки уровня магмы были получены в экспериментальных измерениях для вулканов Везувий, Стромболи, Этна, Пюи де Доме и Сатсума-Иводжима.

В статьях [23,24] помещены материалы, касающиеся исследований атмосферы на основе мюонной техники. Одно из эффективных ее геофизических приложений связано с распознаванием и прогнозированием грозовых явлений с использованием мюонного годоскопа УРАГАН. На рис. 6, взятым из презентации [25], представлено схематическое изображение областей формирования грозы, отмеченных двойными замкнутыми линиями со стрелками, которые обозначают циркуляции воздушных масс, обуславливающие возникновение пространственных колебательных нестационарных процессов в параметрах движущихся грозовых облаков. Указанные процессы вызывают модуляции величин ПМ, регистрируемых МГ, на основе которых может быть произведено распознавание и прогнозирование грозовых явлений. Прямые линии со стрелками обозначены ПМ, которые попадали на апертуру МГ.

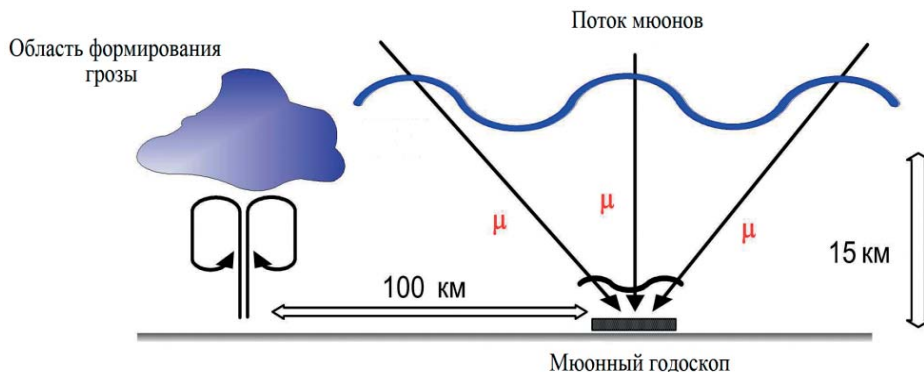


Рис. 6. Схематическое изображение модуляций ПМ грозовыми областями

На сайте <https://events.sinp.msu.ru> содержатся упоминания о рассмотрении мюонной технологии, относящейся к мониторингу подземных вод в районах, подверженных оползням и сильным осадкам. Мюонная технология позволяет решать задачи обнаружений областей уплотнений и разряжений в грунтах для предупреждения различных техногенных катастроф и оценивании величин давлений сооружений на грунт.

В публикациях [26–28] описаны применения измерений ПМ и соответствующих мюонограмм для нахождения дефектов в большеразмерных металлических конструкциях и промышленных объектах, например в домах и др. Мюоны имеют большой потенциал применения для исследования указанных конструкций и объектов, когда длительное время измерения не является критичным.

Измерения ПМ используются в археологии [29–31]. Использование мюонов для изучения полостей в египетских пирамидах впервые применил нобелевский лауреат Луис Альварес в 1965 году. Тогда началась работа в самой большой из них – пирамиде Хеопса. Снаружи пирамиды и в ее обследованных внутренних помещениях были размещены ЯФП-детекторы мюонов. Через несколько месяцев работы исследователи получили первые данные. Описаны результаты применения измерений ПМ для изучения структуры и обнаружения полостей в египетской и мексиканской пирамидах Хефрена и Теотиуакан. Имеются сведения об успешном применении ЯФП-детекторов мюонов силами РФ-специалистов при обнаружении полостей в стенах крепости Нарын-Кала в Дербенте.

На применении мюонных излучений базируется перспективный метод контроля [32,33,34] крупногабаритных грузов, контейнеров и транспортных средств в интересах таможенных процедур. Преимущества метода состоят в реализации высокой проникающей способности мюонных излучений, отсутствии дополнительной лучевой нагрузки на персонал и контролируемые объекты. Детекторы мюонных излучений располагаются на системе позиционно-чувствительных плоскостей, расположенных ниже, над и по бокам проверяемого объекта. Каждая из плоскостей состоит из набора детекторов-модулей, которые отслеживают мюоны, пересекающие объект

контроля. Система модулей позволяет восстановить 3D-изображение контролируемого объекта с помощью алгоритмов реконструкции и визуализации. Специальная быстродействующая экспозиция обеспечивает получения контрастных 3D-изображений в реальном времени.

Мюонные излучения представляют собой чрезвычайно полезный инструмент для обнаружения ядерных материалов [35] и предотвращения несанкционированного перемещения тяжелых делящихся веществ. Рассеяние мюонов сильно зависит от атомного номера исследуемых веществ, что позволяет безошибочно выявлять тяжелые радиоактивные материалы (уран или плутоний), находящиеся в экранирующих контейнерах. В настоящее время для поиска таких материалов используют рентгеновское и гамма-излучения. Однако эти виды излучения довольно опасны для персонала и плохо проникают через свинцовые и стальные оболочки контейнеров, в которых обычно хранятся и перевозятся данные материалы.

Мюонные излучения позволяют заглянуть внутрь реакторов атомных электростанций и провести их дистанционное обследование [36, 37]. Применение мюонных технологий обеспечивает безопасность атомных электростанций на новом уровне эффективности. В 2022 г. опытный образец устройства был изготовлен, а затем протестирован на исследовательском реакторе в МИФИ. В 2023 году, в рамках заключительного этапа, включающего экспериментальную отработку метода мюонной томографии, опытный образец первого отечественного полнофункционального мюонного томографа был запущен на действующей Калининской АЭС. Сейчас мюонный томограф установлен возле реакторного отделения энергоблока № 4 и представляет собой детектор, позволяющий в режиме реального времени регистрировать трек каждого мюона, проходящего через реакторную систему. Данный мюонный томограф позволяет получить информацию о действующих рабочих процессах в реакторе. Результаты его работы помещаются на последовательности кадров изображений внутренней структуры реактора.

Следует отметить, что в публикации [38] помещена информация о реализации метода мюонной диагностики для определения расположения ядерного топлива в аварийном реакторе АЭС Фукусима-1.

Вполне очевидно, что во временных рядах матричных МГ-наблюдений содержится информация об изменениях величин ПМ, позволяющая делать определенные заключения о происходящих крупномасштабных событиях в гелиосфере и возможных предстоящих возмущениях в магнитосфере.

Предлагаемая книга посвящена комплексу вопросов, относящихся к проблематике извлечения информации об экстремальных событиях из временных рядов матричных МГ-наблюдений. В ней содержатся результаты, касающиеся специальных математических методов и алгоритмов, которые разработаны с учетом особенностей наблюдений от МГ УРАГАН.

Необходимо, однако, подчеркнуть, что упомянутые традиционные устройства, типа ЯФП и МТ, применяемые для задач измерения характеристик ПМ, не в полной мере эффективны; в частности, у них плохая разрешающая способность, ограниченные угловые размеры апертур и возможные большие погрешности, связанные с точностью определения аппаратных

функций и с проблемами калибровки, ввиду отсутствия эталонных источников ПМ.

Революционный шаг в решении задач оценивания характеристик ПМ связан с созданием компьютеризированного измерительного устройства МГ УРАГАН, сконструированного в НИЯУ МИФИ. В нем осуществляются измерения величин ПМ путем подсчета числа зарегистрированных в МГ мюонов для заданной системы телесных углов с установленным интервалом по времени с помощью приданной ЭВМ. Вследствие имеющих место для МГ высоких разрешающих способностей по углам и больших угловых размеров апертуры, его возможности в части эффективности оценивания характеристик ПМ существенно превосходят возможности традиционных устройств.

Материалы книги подразделяются на составляющие [39]:

1. Методы и алгоритмы цифровой обработки временных рядов матричных МГ-наблюдений, которые можно отнести к инструментарию первичной обработки и технологии анализа, обеспечивающих снижения погрешностей в исходных наблюдениях, коррекции барометрических и термометрических возмущений, реализации фильтрации пуассоновских наблюдений, применения временного и спектрального анализа.

2. Методы и алгоритмы цифровой обработки временных рядов матричных МГ-наблюдений, которые можно отнести к инструментарию вторичной обработки для целей геофизических исследований – распознавании локальных анизотропий (ЛА) в МГ-наблюдениях на основе вычислений функций нормированных вариаций и индикаторных матриц. От распознаваний ЛА – один шаг к ранней мюонной диагностики геофизических событий. Часть результатов, помещенных в книге, базируется на материалах, касающихся решений задач распознавания и прогнозирования ГМБ с использованием нейросетевых технологий.

Авторы благодарят своих коллег из ГЦ РАЦ – к.ф.-м.н., в.н.с. Сидорова Р.В., к.ф.-м.н., с.н.с. Добровольского М.Н. за помощь при выполнении расчетов, коллег из НИЯУ МИФИ – д.ф.-м.н., проф. Петрухина А.А., д.ф.-м.н., проф. Яшина И.И., к.ф.-м.н., доц. Дмитриеву А.Н. за полезные обсуждения и д.т.н., проф. Зайцева К.С., аспиранта Дунаева М.Е, магистранта Ехлакова Э.В. за проделанные вычисления, связанные с нейронными сетями.

Авторы статьи выражают благодарность руководству НОЦ «НЕВОД» НИЯУ МИФИ за предоставленные для расчетов наблюдения мюонного годоскопа УРАГАН.

Работа выполнена в рамках государственного задания Геофизического центра РАН, утвержденного Минобрнауки России.

Глава 1. Вводные сведения по физике мюонов и конструкции мюонного годоскопа УРАГАН, основные задачи цифровой обработки МГ-наблюдений

1.1. Элементы физики мюонов, солнечные корональные выбросы масс и Форбуш-эффекты, измерения потоков мюонов – мюонные телескопы и мюонный годоскоп УРАГАН

1.1.1. Элементы физики мюонов, солнечные корональные выбросы масс и Форбуш-эффекты

Элементы физики мюонов представляют собой часть обширной предметной области, связанной с исследованием физики космических лучей. Материалам по физике мюонов посвящаются публикации ряда отечественных [40–42] и зарубежных авторов [43–46]. В данном подпараграфе в краткой форме приводятся вводные сведения, необходимые для дальнейших рассуждений.

Космические лучи (КЛ) являются здесь исходным объектом.

Поток первичных КЛ солнечного, галактического и внегалактического происхождения состоит в основном из протонов – 90%, альфа-частиц – 7% и небольшой доли, около 2% приходится на ядра элементов, более тяжелых, чем Н и He, в уменьшающихся долях по мере увеличения их атомного номера, вплоть до ядер Fe. В состав первичного космического излучения также входят электроны, позитроны и другие элементарные частицы. Большинство частиц первичных КЛ имеют энергию больше 10^8 эВ, энергия отдельных частиц может достигать величин 10^{20} – 10^{21} эВ; средняя энергия мюонов у поверхности моря принимает значение 10^{12} эВ [46]. По современным представлениям первичные КЛ являются изотропными и их интенсивность не изменяется во времени. Когда первичные релятивистские протоны КЛ попадают в атмосферу Земли, начиная примерно с 20–25 км над ее поверхностью, они взаимодействуют с ядрами атомов кислорода и азота.

Образуются вторичные КЛ, отметим из них мюоны, нейтроны, нейтрино, а также нестабильные пионы, и целый ряд других частиц. Вследствие метеорологических возмущений, координат места наблюдения, из-за особенностей направлений прихода и геомагнитного поля для мюонов по отношению к поверхности Земли имеют место их локальные анизотропии по пространству и времени.

Мюоны и нейтроны наблюдаются мюонными детекторами и нейтронными мониторами. Нейтронные мониторы (НМ) являются всенаправленными приборами, в то время как мюонные детекторы и мюонные телескопы позволяют приближенно оценивать направления прихода частиц. Можно утверждать, что наблюдения мюонов и нейтронов в определенном смысле дополняют друг друга. На рис. 1.1.1 приведена условная схема образования и регистрации мюонов и нейтронов [23,47].

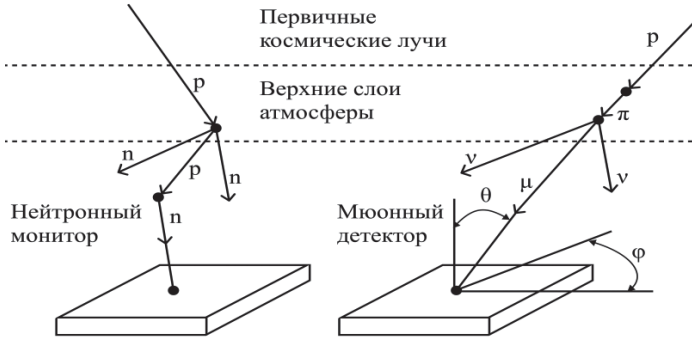


Рис. 1.1.1. Условная схема образования и регистрации мюонов и нейтронов

В соответствии с этой схемой ядерные реакции взаимодействия между первичными релятивистскими протонами p и нуклонами n_0 – протонами или нейтронами описываются соотношением

$$p + n_0 \rightarrow \pi + n_{01} + n_{02}. \quad (1.1.1)$$

В результате реакции протона p с нуклоном n_0 (1.1.1) рождаются пара нуклонов n_{01}, n_{02} и пионы π . Далее, короткоживущие пионы распадаются на мюоны и нейтрино, в соответствии со следующей записью

$$\pi \rightarrow \mu + \nu. \quad (1.1.2)$$

На основе реакции (1.1.2) образуются потоки мюонов μ и нейтрино ν . Представление о характеристиках элементарных частиц мюонов можно составить на основе экспериментальных оценок параметров пионов и мюонов: времена жизни $\tau_\pi = 2 \times 10^{-8}$ с, $\tau_\mu = 2 \times 10^{-6}$ с и длинах пробегов $l_\pi \approx 450$ м, $l_\mu \approx 40 \times 10^3$ м. Величина ПМ у поверхности Земли составляет $d_\mu \approx 200$ мюонов/кв.м · сек, масса мюона равняется примерно 207 массам электрона – $m_\mu \approx 207m_e$, мюоны имеют отрицательный заряд электрона (могут иметь положительный заряд электрона).

Траектория мюона совпадает с траекторией релятивистского космического протона и характеризуется азимутальными и зенитными углами φ, ϑ . Варианты конструкций мюонных детекторов описаны в [48].

Солнечные корональные выбросы масс (Coronal Mass Ejection – CME) определяют экстремальные и крупномасштабные события в гелиосфере и магнитосфере Земли [49–51]. CME образуются в результате взрывной деятельности процессов на Солнце. CME представляют собой с большой скоростью движущиеся плазменные расширяющиеся по пространству образования; в ряде случаев CME перемещаются в сторону Земли. Плазменные образования CME взаимодействуют с магнитосферой Земли, часто вызывая геомагнитные бури.

На рис. 1.1.2 показана приблизительная схема CME, на которой изображены S – Солнце, E – Земля, сплошной и пунктирной линией условно показан движущийся и расширяющийся CME.

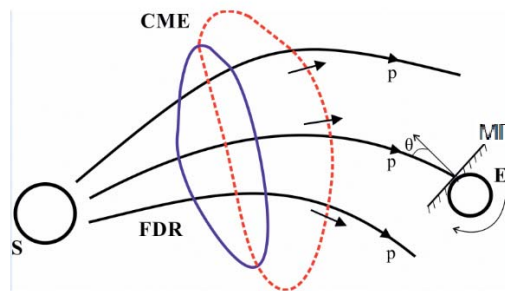


Рис. 1.1.2. Схема CME и FDR

Стрелки с индексами «р» условно показывают искривление протонных траекторий под действием CME и геомагнитного поля. Аббревиатурой МГ обозначается мюонный годоскоп, являющийся прибором, который предназначен для измерения величин потоков мюонов, при их регистрации у поверхности Земли, ϑ – зенитный угол траектории мюона, линия со штриховкой – условное изображение апертуры МГ.

Форбуш-эффекты (ФЭ). Измеренные величины ПМ зависят от характеристик CME, модулирующих величины потоков релятивистских солнечных и галактических протонов в области FDR – Forbush Decrease Region (область Форбуш-понижений), являющейся частью гелиосферы [52,53] – рис. 1.1.2. При этом реализуется т.н. ФЭ, производящие модуляцию величин потоков протонов, которые, в свою очередь, производят модуляции величин ПМ, регистрируемых на Земле.

1.1.2. Измерения ПМ – мюонные телескопы и мюонный годоскоп УРАГАН

Мюонный телескоп позволяет определять приближенные оценки величин ПМ в зависимости от азимутальных и зенитных углов φ , θ , под которыми мюоны попадают на земную поверхность.

На рис. 1.1.3 представлена упрощенная схема МТ [47], состоящего из двух плоскостей в каждой по 16 мюонных детекторов. Определяются координаты – номера срабатываемых детекторов i_1, j_1, i_2, j_2 для верхней и нижней плоскости, $i_m = 1, \dots, N_{01}, j_m = 1, \dots, N_{02}, m = 1, 2, N_{01} = 4, N_{02} = 4$ и, далее по ним вычисляются углы φ, θ . Погрешности оценивания азимутальных и зенитных углов составляют величины порядка $\Delta\varphi \approx (30 \div 50)^\circ, \Delta\theta \approx (25 \div 40)^\circ$.

Традиционно МТ выполняются из крупногабаритных пропорциональных газоразрядных счетчиков или пластинчатых сцинтилляторов с характерными размерами порядка 1×1 м. Как правило, МТ собраны в два ряда счетчиков с мозаичной структурой, прослоенных свинцовым фильтром толщиной 5–10 см для поглощения мягкой компоненты КЛ. МТ работают в режиме двукратных совпадений разных комбинаций верхних и нижних счетчиков. Такая структура позволяет выделить в пространстве от 4 до 19 направлений с угловым разрешением $(20 \div 30)^\circ$. Действующие МТ дают информацию, которая соответствует КЛ со средней энергией около 50 ГэВ для вертикального направления, что позволяет детально изучать их вариации.

В МТ круглые и квадратные пропорциональные камеры, сложенные в виде детектирующих плоскостей, имеют внутри апертury целый ряд зон пониженной эффективности на краях каждого счетчика из-за щелевых зазоров. В настоящее время конструкции МТ имеют угловое разрешение, в среднем не лучше, чем 10^0 .

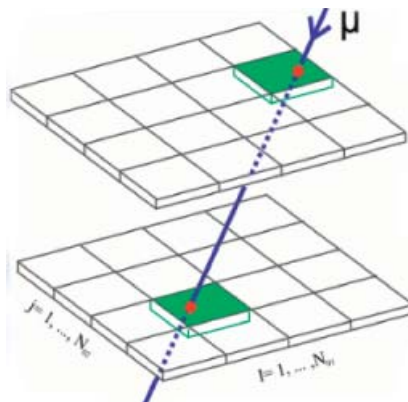


Рис. 1.1.3. Схема мюонного телескопа 4×4

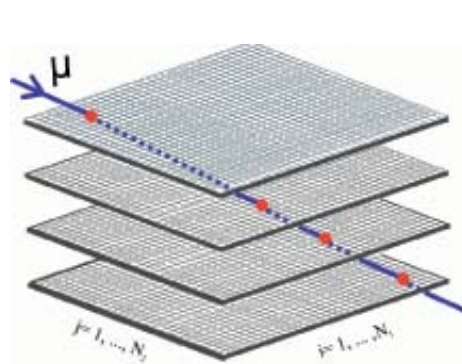


Рис. 1.1.4. Схематическое устройство мюонного годоскопа УРАГАН

Мюонный годоскоп УРАГАН – широкоапертурный трековый мюонный детектор был создан в НИЯУ МИФИ в «Экспериментальном комплексе НЕ-ВОД» в 2005–2007 гг.

МГ позволяет определять оценки величин ПМ путем регистрации в режиме реального времени прямолинейных траекторий-треков каждого мюона, движущегося с произвольного направления небесной полусферы в пределах апертury. МГ разделяет приходящие мюоны по заданной системе большого количества телесных углов (направлениям). В МГ-наблюдениях присутствует информация о характеристиках измеряемых ПМ.

В МГ производится подсчет числа зарегистрированных мюонов для заданной системы телесных углов и установленного шага дискретности по времени. Вследствие имеющих место для МГ высоких угловых разрешающих способностей, больших размеров апертury и применению цифровой обработки его характеристики по оцениванию параметров ПМ значительно превосходят характеристики традиционных измерительных устройств.

Упрощенное устройство МГ УРАГАН показано на рис. 1.1.4, который взят из [47]. Пролетающие сквозь набор из 8-ми плоскостей, мюоны вызывают электрические разряды в трубках; номера трубок $i_1, j_1, \dots, i_8, j_8$, в которых происходят разряды, определяются с помощью специальных усилителей и компьютера, входящего в состав МГ. По методу наименьших квадратов для указанных номеров находятся параметры уравнений прямолинейных траекторий для каждого зарегистрированного таким образом мюона и затем по ним вычисляются азимутальные и зенитные углы φ, θ .

Произведенные МГ-наблюдения соответствуют моментам времени Tk , $k = 1, 2, \dots$, где T – шаг дискретности, обычно $T = 60$ с. Регистрация мюонов в МГ осуществляется в пределах интервалов времени $(T(k-1) + T_{rg,k})$,

$k = 1, 2, \dots, T_{rg,k}$ – время регистрации. Интервалы времени $T_{rg,k} < T$ меняются во времени в диапазоне $\approx (58 \div 59)$ с. Времена $T - T_{rg,k}$ используются для выполнения вспомогательных операций ЭВМ – пересылок, сохранения в памяти и т.д., зависят от величин ПМ и определяются особенностями конструкции МГ. С заданной дискретностью производятся вычисления для проверки неравенств для азимутальных и зенитных углов φ, θ .

$$\varphi_{i-1} \leq \varphi < \varphi_i, \theta_{j-1} \leq \theta < \theta_j, i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2, \quad (1.1.3)$$

где $\varphi_i = \Delta\varphi_0(i-1)$, $\Delta\varphi_0 = 4^\circ$, $\theta_j = \Delta\theta_0(j-1)$, $\Delta\theta_0 = 1^\circ$ и $N_1 = 90$, $N_2 = 76$.

Для всех сочетаний индексов i, j подсчитываются числа выполнений неравенств (1.1.3), которые заносятся в компьютерную матрицу размерности (N_2, N_1) .

Последовательности компьютерных матриц для моментов времени T_k , $k = 1, 2, \dots$, заполненных целыми положительными числами и последовательностью времен регистрации $T_{rg,k}$, образуют исходные временные ряды минутных матричных МГ-наблюдений и обозначаются, как $Y_d(i, j, T_k, T_{rg,k})$, $k = 1, 2, \dots$

МГ имеет модульную структуру и состоит из четырех независимых одинаковых модулей площадью 11 кв.м. Три модуля МГ УРАГАН работают с 2007 года в режиме непрерывного сбора, четвертый модуль работает в режиме тестирования и калибровки.

Каждый модуль МГ состоит из восьми плоскостей, которые представляют собой сборки из 20 камер, оснащенных системой внешних считывающих стрипов-полосок, включающих 320 X-каналов и 288 Y-каналов с шагом 1.0 и 1.2 см. Камеры состоят из 16 газоразрядных трубок с внутренним поперечным сечением 9×9 мм и длиной 3.5 м, внутренняя сторона которых имеет высокоомное графитовое покрытие.

Камеры работают в режиме ограниченного стримера, который обеспечивается специально подобранной трехкомпонентной газовой смесью и выбором рабочего напряжения. Плоскости находятся на расстоянии 5 см друг от друга и для снижения помех разделены слоями пенопласта, обернутыми алюминиевой фольгой. Модули обеспечивают высокую угловую точность регистрации мюонов в диапазонах $(0 \div 76)$ град зенитных углов и $(0 \div 360)$ азимутальных углов.

На рис. 1.1.6 представлено упрощенное изображение модуля мюонного годоскопа, размещенного на подвижной платформе, что позволяет гибко менять конфигурацию регистрирующей системы [8]. Красная прямая линия относится к траектории мюона, нижние части рисунка относятся к X, Y-проекциям.

Мюон, пролетающий через внутренний объем трубки, вызывает разряд – стример, который формирует электрический импульс на внешних стрипах считывающей системы МГ. Условием выработки триггерного сигнала модуля является совпадение не менее четырех сигналов с X, Y-стрипов в течение 250 нс, что с 99%-ной вероятностью идентифицирует прохождение мюона.

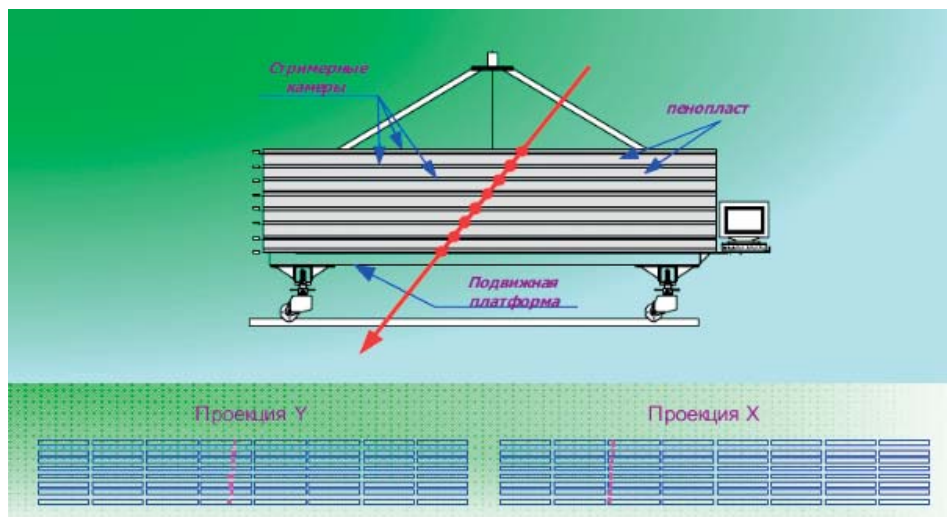


Рис. 1.1.6. Упрощенное изображение модуля МГ

Система сбора наблюдений МГ, имеющая распределенную модульную многоуровневую архитектуру, что позволяет менять конфигурацию и наращивать систему при разворачивании дополнительных модулей. Сбор наблюдений от каждого модуля осуществляется периферийным компьютером с помощью специального программного обеспечения, к которому подключается электроника. Синхронизация работы всех периферийных компьютеров обеспечивается программой управления на центральном компьютере. Периферийные компьютеры подключены к общей локальной вычислительной сети экспериментального комплекса НЕВОД.

1.2. Наблюдения мюонного годоскопа УРАГАН, модуляции и анизотропии ПМ, коррекция барометрических и температурных возмущений в МГ-наблюдениях

1.2.1. МГ-наблюдения, модуляции ПМ, локальные анизотропии ПМ и вектор анизотропии ПМ

Наблюдения мюонного годоскопа УРАГАН для дальнейших рассмотрений подразделяются на первичные и вторичные.

Исходные МГ-наблюдения обозначаются, в соответствии с п.п. 1.1.2, как $Y_d(i, j, Tk, T_{rg,k})$, где $k = 1, 2, \dots$, $T = 60$ с, $T_{rg,k}$ – время регистрации мюонов в МГ, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$. Данные исходные наблюдения представляют собой матричный временной ряд из целых положительных чисел – количеств мюонов, зарегистрированных в телесных углах с индексами i, j за указанное время регистрации. Азимутальным и зенитным углам φ_i, θ_j прямолинейных траекторий падений мюонов на апертуру МГ соответствуют индексы i, j . Можно утверждать, что азимутальные и зенитных угловые погрешности ориентировочно принимают значения $\Delta\varphi_0 \approx 4^\circ$, $\Delta\theta_0 \approx 1^\circ$.

На рис. 1.2.1 проиллюстрировано формирование временных соотношений для регистрируемых мюонов. Обозначения $T(k-1)$, Tk , $T(k+1)$ определяют временные моменты времени дискретизации, обозначения $T_{rg,k}$ определяют величины интервалов времени, отводимых на регистрации.

Первичные минутные нормированные МГ-наблюдения $Y(i, j, Tk)$ представляются на основе приведения исходных минутных МГ-наблюдений к одной секунде с помощью нормирующего преобразования.

$$Y(i, j, Tk) = Y_d(i, j, Tk, T_{rg,k}) / T_{rg,k}, 1, 2, \dots$$

При реализации электроники и вычислительной техники с существенно лучшими по эффективности параметрами для модернизированного МГ принципиально возможно получение дополнительной информации, существенно расширяющей возможности цифровой обработки. Так, на рис. 1.2.1 отмечены моменты времени $t_i, t_{i+1}, t_{i+1}, \dots$, обозначенные кружками, относящиеся ко временам регистрации каждого мюона. Эти моменты времени вырабатываются электронным устройством МГ, далее эти времена превращаются в цифровые коды ЭВМ. Случайные временные интервалы $\tau_i, \tau_{i+1}, \tau_{i+2}$, где $\tau_i = t_{i+1} - t_i$, $i = 1, 2, \dots$ определяют времена между случившимися двумя соседними событиями – регистрациями каждого из мюонов.

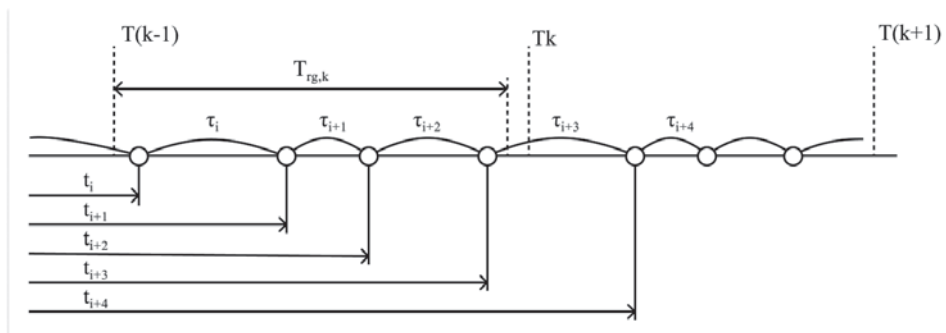


Рис. 1.2.1. Временные соотношения для регистрируемых мюонов

Для повышения статистической достоверности МГ-наблюдений применяют процедуры пространственно-временной фильтрации. Реализуют вычисления усредненных значений МГ-наблюдений по множеству ячеек i, j для фиксированного момента времени для производства пространственной фильтрации; осуществляют вычисления средних по времени для набора усредненных значений по множеству ячеек для производства временной фильтрации.

Вторичные часовые нормированные МГ-наблюдения $Y(i, j, T_0n)$ формируются из минутных нормированных наблюдений путем их усреднения на 60-минутном интервале времени, реализуя разновидность временной фильтрации

$$Y(i, j, T_0n) = \sum_{k=k_{n1}}^{k_{n2}} Y(i, j, Tk) / 60,$$

$$k_{n1} = 1 + 60(n-1), k_{n2} = 60n, n = 1, 2, \dots, T_0 = 60T.$$

На рис. 1.2.2. представлен пример 2D-изображения матрицы минутных нормированных МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$ $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2, N_1 = 90, N_2 = 76$, из базы данных [54] для даты 2014.08.15. Индекс времени для рис. 1.2.2 принимает значение $k = 100$ – сотая минута от начала суток.

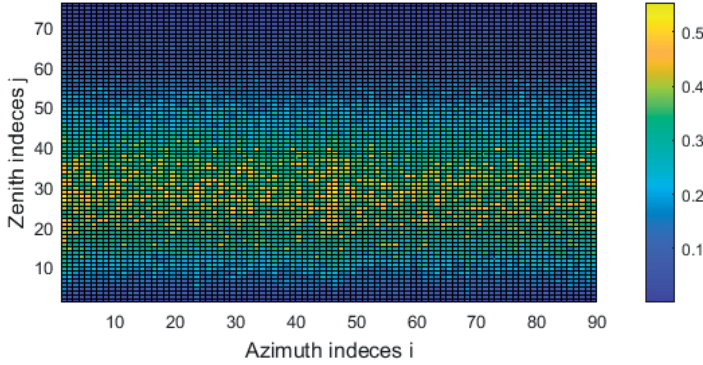


Рис. 1.2.2. 2D-изображение матрицы минутных нормированных МГ-наблюдений

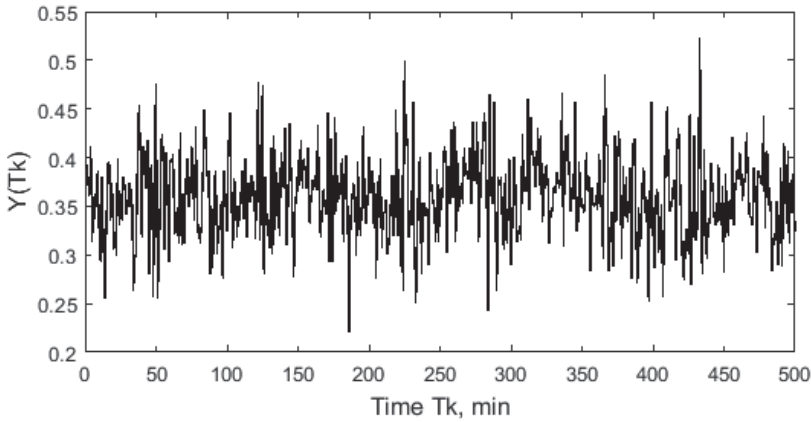


Рис. 1.2.3. Изображение одномерной функция минутных нормированных МГ-наблюдений

На рис. 1.2.3 представлено изображение для одномерной функции минутных МГ-наблюдений из [54] $Y(Tk) = Y(i_0, j_0, Tk)$, $k = 1, 2, \dots, k_f, k_f = 500, i_0 = 30, j_0 = 35$.

Пуассоновские потоки мюонов в МГ-наблюдениях требуют для своего анализа специальных математических методов и алгоритмов. Можно принять естественное предположение, подтвержденное экспериментально с достаточно большой степенью достоверности, что исходные минутные МГ-наблюдения мюонов являются случайными целыми числами, которые подчиняются закону Пуассона [55]. Рассмотрим вероятностные характеристики стационарных и нестационарных мюонных потоков, состоящих из последовательностей пуассоновских событий.

Стационарные пуассоновские потоки мюонов характеризуются плотностью λ – средним числом образующихся в единицу времени пуассоновских событий, которое должно оставаться постоянным во времени; часто принято считать, что λ – это плотность ПМ. Следует отметить, что здесь, с целью упрощения, опущен ряд дополнительных обстоятельств, касающихся определения стационарности.

Исходные минутные МГ-наблюдения состоят из случайных целых чисел, которые подчиняются вероятностному закону Пуассона [55] с функцией распределения

$$P_l(t, \lambda) = \exp(-\lambda t) (\lambda t)^l / l!, \quad l = 0, 1, 2, \dots \quad (1.2.1)$$

Для (1.2.1) величина $P_l(t, \lambda)$ есть вероятность того, что на интервале времени $(0, t)$ регистрируются l мюонов. Имеет место нормировка для (1.2.1)

$$\sum_{l=0}^{\infty} P_l(t, \lambda) = \exp(-\lambda t) \sum_{l=0}^{\infty} (\lambda t)^l / l! = 1.$$

Вычислим математическое ожидание (м.о.) m_p для пуассоновских чисел с параметром λ на интервале $(0, t)$ [56]. Положим $\lambda t = \mu$ и с использованием (1.2.1) просуммируем, сделаем замену $s = l - 1$

$$m_p = \sum_{l=0}^{\infty} P_l(t, \lambda) l = \exp(-\mu) \mu \sum_{l=1}^{\infty} l \mu^{l-1} / l(l-1)! = \exp(-\mu) \mu \sum_{s=0}^{\infty} \mu^s / s! = \mu.$$

Таким образом, получим значение м.о. $m_p = \mu$. Нетрудно заметить, что в стационарном случае параметр плотности λ и функция времени м.о. m_p связаны через производную. Дисперсию для пуассоновских чисел и величину разброса – среднеквадратическое отклонение (с.к.о.) относительно м.о. после несложных выкладок с (1.2.1) запишем формулами

$$D_p = \mu, \quad \sigma_p = \mu^{1/2}. \quad (1.2.2)$$

Можно сделать вывод, что степень зашумленности временных рядов пуассоновских МГ-наблюдений пропорциональна их м.о.

Рассмотрим вероятностные характеристики для случайных промежутков времени τ между двумя соседними пуассоновскими событиями. Воспользуемся [57] для того, чтобы записать для τ функцию плотности вероятностей $p(\tau)$, которая соответствует показательному закону распределения Пуассона

$$p(\tau) = \lambda \exp(-\lambda \tau). \quad (1.2.3)$$

Легко вычислить для (1.2.3) необходимые интегралы, чтобы получить выражения математических ожиданий, дисперсий и с.к.о. для случайных промежутков τ

$$m_0 = 1/\lambda, \quad D_0 = 1/\lambda^2, \quad \sigma_0 = 1/\lambda.$$

Нестационарные пуассоновские мюонные потоки рассмотрим на основе обобщения вероятностных характеристик для стационарных потоков. Воспользуемся аналогией связи параметра плотности с м.о. Введем мгновенную переменную плотность ПМ $\lambda(t_0)$ для момента времени t_0 , которая

образуется из выражения для предела, связывающего данную переменную плотность с меняющимися во времени м.о. $m_p(t_0)$ и $m_p(t_0+d\tau)$

$$\lambda(t_0) = \lim_{d\tau \rightarrow 0} \frac{m_p(t_0 + d\tau) - m_p(t_0)}{d\tau}.$$

Очевидно, переменное во времени м.о., зависящее от двух аргументов $t_0, t_0+\tau$, может быть представлена в виде интеграла

$$m_p(t_0, t_0 + \tau) = \int_{t_0}^{t_0 + \tau} \lambda(s) ds.$$

Запишем на основе [57] для рассматриваемого нестационарного потока формулу вероятности реализации l пуассоновских событий на интервале длиной τ , который начинается в момент времени t_0

$$P_l(t_0, t_0 + \tau) = \exp(-m_p(t_0, t_0 + \tau)) [m_p^l(t_0, t_0 + \tau) / l!], \quad l = 0, 1, \dots,$$

На основе [57] запишем в рассматриваемом нестационарном случае выражение функции плотности вероятности для временного интервала τ , который начинается в момент времени t_0

$$p(t_0, t_0 + \tau) = \lambda(t_0 + \tau) \exp\left(-\int_{t_0}^{t_0 + \tau} \lambda(s) ds\right). \quad (1.2.4)$$

Проинтегрировав функцию (1.2.4), получим выражения для переменных во времени дисперсий и с.к.о.

$$D_p(t_0, t_0 + \tau) = 1 / \lambda^2(t_0 + \tau), \quad \sigma_p(t_0, t_0 + \tau) = 1 / \lambda(t_0 + \tau).$$

Информация о процессах, порождающих пуассоновские МГ-наблюдения, может содержаться в величинах их м.о. и с.к.о. Эффективность извлечения информации из указанных МГ-наблюдений зависит от степени снижения в них шумов.

Модуляции ПМ в МГ-наблюдениях существенным образом необходимо учитывать при рассмотрении задач цифровой обработки.

Первый тип модуляций относится к пространственным (угловым) и обусловливается конструкцией МГ. Данные модуляции зависят от зенитных углов, в незначительной степени от азимутальных углов и не зависят от времени. Так, для минутной матрицы МГ-наблюдений рис. 1.2.2 с $k = 1$, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$, для малых и больших зенитных углов с индексом $j = 1 \div 2$ и $j = 75 \div 76$ имеем $Y(i, j, Tk) = 0.0001 \div 0.0125$, $Y(i, j, Tk) = 0.0252 \div 0.0256$; для средних зенитных углов $-j = 23 \div 25$, $Y(i, j, Tk) = 0.3550 \div 0.4116$. Видно, что модуляции первого типа являются значительными, их максимальные и минимальные значения могут различаться в несколько десятков раз. Дополнительно к данному типу следует отнести специфические модуляции для минутных матриц в виде «ребер», также из-за конструктивных особенностей МГ.

Второй тип модуляций ПМ обуславливается зависимостью интенсивности шумов в МГ-наблюдениях от зенитных углов; максимальные значения интенсивностей шумов достигаются при зенитных индексах $j \approx 23 \div 25$.

Третий тип модуляций ПМ возникает вследствие действия суточных, годовых и солнечных 11-летних колебаний известной физической природы.

Четвертый тип модуляций ПМ появляется из-за метеорологических возмущений вследствие барометрических и температурных эффектов, влияющих на величины регистрируемых ПМ; эти модуляции в основном зависят от зенитных углов и времени.

Пятый тип модуляций ПМ реализуется, как результат возникающих экстремальных событий в гелиосфере и магнитосфере Земли и приводит к появлению, в частности, временных и пространственных локальных анизотропий в матричных МГ-наблюдениях.

Локальная анизотропия ПМ возникает из-за совокупного действия ряда модулирующих факторов. ЛА реализуется как по временным, так и по пространственным (угловым) координатам. Величины ЛА обычно составляют доли – единицы процентов от среднего уровня величин МГ-наблюдений.

Временная ЛА, как правило, оценивается по изменениям во времени оценки параметра плотности ПМ λ . Возможны два подхода к оцениванию λ для временной ЛА в зависимости от располагаемой информации.

Первый подход с фиксированными i_0, j_0 предполагает оценивание значений плотности ПМ λ на основе усреднения конечного числа членов временного ряда значений числа зарегистрированных мюонов $Y(i_0, j_0, Tk)$ для $k, \dots, k+\Delta k$.

Второй подход, также с фиксированными i_0, j_0 , предполагает использование временного ряда величин длительностей интервалов между соседними мюонными событиями τ_i и значений времен t_i мюонных событий – рис. 1.2.1 для временных индексов $i, \dots, i+\Delta i$. Оценивание значения плотности ПМ λ производится на основе усреднения конечного числа членов временного ряда значений τ_i .

Распознавание временной ЛА для функций времени λ состоит в принятии решений по аномальности для некоторых ее временных участков.

Пространственная ЛА рассматривается при предположении, что площадь ЛА может занимать некоторую часть или всю матрицу наблюдений с индексами $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$. Подобласти с ЛА в МГ-наблюдениях обозначаются, как Ψ_a с индексами $(i, j) \in \Psi_a \subset \Psi_0$, где область $\Psi_0 = \{(i, j): i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2\}$. Можно утверждать, что для подобластей с ЛА имеют место аномальности; при этом, значения статистических характеристик МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$ для подобластей Ψ_a заметно отличаются от значений статистических характеристик МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$ для подобластей $\Psi_0 - \Psi_a$ без ЛА. Чаще всего в качестве статистических характеристик выступают пространственные математические ожидания и дисперсии для $Y(i, j, Tk)$.

Распознавание пространственной ЛА состоит в принятии решений по аномальности для некоторых ее пространственных подобластей.

Вектор анизотропии позволяет характеризовать изменения ПМ по углам и по времени [42]. 2D-изображение матрицы минутных нормированных

МГ-наблюдений рис. 1.2.2 можно интерпретировать, как двумерное угловое распределение мюонов, измеренное МГ за 1 минуту. Вариации ПМ, вызванные атмосферными и внеатмосферными возмущениями, деформируют угловое распределение. Для изучения вариаций величин ПМ применяется анализ изменений пространственной структуры углового распределения ПМ, который вычисляется по последовательности минутных или усредненных на заданном интервале времени матриц МГ-наблюдений.

Скалярной характеристикой распределения ПМ для заданного интервала времени служит сумма числа зарегистрированных мюонов по всем угловым направлениям. Векторной характеристикой распределения ПМ служит вектор анизотропии $\mathbf{A}$, являющийся суммой векторов, каждый из которых имеет направление, полученное при реконструкции треков отдельных мюонов для всех телесных углов и модуль, пропорциональный количеству зарегистрированных мюонов по телесным углам. Вектор анизотропии $\mathbf{A}$ указывает среднее направление максимума в распределении величин ПМ по углам. Проекция вектора анизотропии ПМ для времени Tk имеют вид

$$\begin{aligned} A_X(Tk) &= \frac{1}{N(Tk)} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j, Tk) \cos \varphi_i \sin \theta_j, \\ A_Y(Tk) &= \frac{1}{N(Tk)} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j, Tk) \sin \varphi_i \sin \theta_j, \\ A_Z(Tk) &= \frac{1}{N(Tk)} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j, Tk) \cos \theta_j, \end{aligned}$$

где $N(Tk)$ – полное число мюонов в заданном для подсчета диапазоне углов, которое является нормировочным коэффициентом. Суммирование производится по всем азимутальным углам, а по зенитным от нуля до заданного значения; нормировочный коэффициент принимает значение

$$N(Tk) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j, Tk).$$

Модуль, зенитные и азимутальные углы для вектора анизотропии находятся из известных соотношений

$$\begin{aligned} A^2(Tk) &= A_X^2(Tk) + A_Y^2(Tk) + A_Z^2(Tk), \\ \operatorname{tg}(\varphi_A(Tk)) &= A_Y(Tk) / A_X(Tk), \quad \cos(\theta(Tk)) = A_Z(Tk) / A(Tk). \end{aligned}$$

Вектор анизотропии, как уже указывалось, определяет среднее угловое направление максимума ПМ и является аналогом силы тяжести и соответствующих моментов силы веса. Система локальных максимумов по углам для ПМ определяет систему локальных анизотропий.

1.2.2. Коррекция барометрических и температурных возмущений в МГ-наблюдениях

Атмосферные метеорологические возмущения влияют на величины ПМ, которые регистрируются на земной поверхности. Рис. 1.2.4 представляет собой схему, которая иллюстрирует движения мюонов в атмосфере Земли, h – толщина слоя атмосферы,

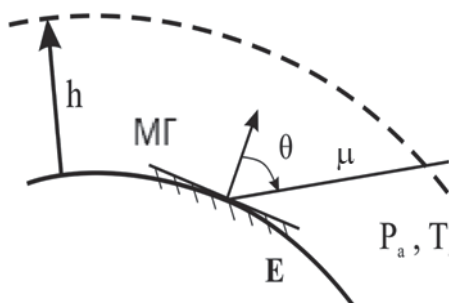


Рис. 1.2.4. Иллюстрация движения мюонов в атмосфере Земли

θ – зенитный угол падения мюона на земную поверхность, h – высота заданного слоя атмосферы, МГ – обозначение мюонного годоскопа, прямая линия со штриховкой – условное обозначение апертуры МГ, E – Земля. На ПМ, падающий на апертуру МГ, действуют модулирующие барометрические и термометрические возмущения $P_a = P_a(t)$, $T_a = T_a(t)$, t – текущее время движения мюона по траектории.

Алгоритм коррекции атмосферных возмущений реализуется с использованием регрессионных моделей, базирующихся на применении линеаризации; основные сведения, касающиеся алгоритмов барометрической и термометрической коррекции МГ-наблюдений, помещены в публикациях [58–60]. Вычисления скорректированных по давлению и температуре часовых нормированных МГ-наблюдений $Y_C(i, j, T_0n)$ производятся с помощью следующего соотношения для момента времени T_0n , $Y(i, j, T_0n)$ – нескорректированное МГ-наблюдение

$$Y_C(i, j, T_0n) = Y(i, j, T_0n) + \Delta Y(j, T_0n, P_a) + \Delta Y(j, T_0n, T_a), \quad (1.2.5)$$

где $\Delta Y(j, T_0n, P_a)$, $\Delta Y(j, T_0n, T_a)$ поправки, учитывающие давление и температуру.

Вычисление поправок от действия возмущений давления в атмосфере Земли осуществляется по формуле, учитывающей барометрический профиль

$$\Delta Y(j, T_0n, P_a) = B_0(\theta_j) P_a(T_0n) - P_0, \quad (1.2.6)$$

где P_0 – среднее давление для уровня регистрации, $P_a(T_0n)$ – текущее измеренное давление для уровня регистрации, $B_0(\theta_j)$ – расчетные коэффициенты для барометрического профиля.

Вычисление поправок от действия возмущений температуры атмосферы Земли производится по формуле, учитывающей температурный профиль

$$\Delta Y(j, T_0 n, T_a) = A_0(\theta_j) \sum_i W_T(h_i, \theta_j) \Delta T(h_i, T_0 n) \Delta h_i, \quad (1.2.7)$$

где $A_0(\theta_j)$ – экспериментальные зенитные коэффициенты, $W_T(h_i, \theta_j)$ – расчетные дифференциальные коэффициенты, $h_i, \Delta h_i$ – заданный набор высот и толщин слоев атмосферы, $\Delta T(h_i, T_0 n) = T_{CMA}(h_i) - T(h_i, T_0 n)$, $T_{CMA}(h_i)$ – температура воздуха из стандартной модели атмосферы, $T(h_i, T_0 n)$ – температура воздуха. Параметры для (1.2.6, 1.2.7) берутся в соответствие с [61,62], модель атмосферы используется от The Global Data Assimilation System (GDAS) [63]. Расчетные поправки (1.2.6), (1.2.7) подставляются в корректирующую формулу (1.2.5).

Скорректированные МГ-наблюдения, учитывающие метеорологические возмущения, размещаются в базе данных [54].

1.3. Основные задачи цифровой обработки матричных временных рядов МГ-наблюдений для геофизических исследований

Во введении достаточно подробно описаны варианты применения мюонных технологий для задач геофизических исследований. Цифровая обработка МГ-наблюдений является важной составной частью мюонных технологий. Эффективность результатов анализа мюонограмм и МГ-наблюдений может быть существенно повышена за счет применения специальных цифровых методов.

Основные задачи цифровой обработки матричных временных рядов МГ-наблюдений предполагают рассмотрение: 1) первичных нормированных минутных МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$ в виде матричного временного ряда, $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2, T$ – шаг дискретности, $k = 1, 2, \dots$; 2) вторичных нормированных часовых МГ-наблюдений $Y(i, j, T_0 n), n = 1, 2, \dots$

Для фиксированных индексов i, j временной ряд первичных нормированных минутных МГ-наблюдений характеризуется параметром $\lambda(i, j, Tk)$, который определяет среднее количество нормированных пуассоновских чисел $Y(i, j, Tk)$ в единицу времени. Этот параметр плотности ПМ в общем случае является меняющимся во времени. Предложенные параметры могут быть объединены в детерминированную двумерную функцию $\Lambda(i, j, Tk)$, которая определенным образом связана с выходными нормированными МГ-наблюдениями $Y(i, j, Tk)$; удобно называть $\Lambda(i, j, Tk)$ функцией распределения потоков мюонов (ФРПМ). Очевидно, что каждой функции $\Lambda(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots$ можно поставить в соответствие функцию $\Lambda_0(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots$, которую допустимо интерпретировать как входную для МГ.

Вполне можно сформировать следующее соотношение, связывающее выходную и входную функции $\Lambda(i, j, Tk)$ и $\Lambda_0(i, j, Tk)$ посредством аппаратной функции (АФ) $A(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots$

$$\Lambda(i, j, Tk) = A(i, j, Tk) \Lambda_0(i, j, Tk), \quad (1.3.1)$$

Для стационарного случая в предположении линейности МГ и, возможно, на ограниченных временных интервалах соотношение (1.3.1) может быть переписано следующим образом

$$\Lambda(i, j, Tk) = A(i, j) \Lambda_0(i, j, Tk), \quad (1.3.2)$$

для которого АФ $A(i, j)$ не зависит от времени.

Для пуассоновских чисел возможны варианты вычисления оценок выходных матриц средних на ограниченных временных интервалах. Минутные МГ-наблюдения дают возможность вычислений $\Lambda_1^\circ(i, j)$ на интервале длительностью $T\Delta k$; на основе часовых МГ-наблюдений – вычислений оценки $\Lambda_2^\circ(i, j)$ на интервале длительностью $T_0\Delta n$

$$\Lambda_1^\circ(i, j) = \frac{1}{\Delta k} \sum_{s=k}^{k+\Delta k-1} Y(i, j, Tk), \quad \Lambda_2^\circ(i, j) = \frac{1}{\Delta n} \sum_{s=n}^{n+\Delta n-1} Y(i, j, T_0n).$$

В качестве оценки ФРПМ со значительными погрешностями могут выступать непосредственно сами МГ-наблюдения для моментов времени Tk, T_0n , поскольку в них фактически содержится усреднение

$$\Lambda_3^\circ(i, j, Tk) = Y(i, j, Tk), \quad \Lambda_4^\circ(i, j, T_0n) = Y(i, j, T_0n).$$

Допустимо полагать, что значения для всех i, j входной ФРПМ в стационарном случае в незначительной степени уклоняется от ее некоторого среднего уровня λ_0 . В силу этого, приблизительный вид АФ, в определенной степени, соответствует выходной ФРПМ. Оценка стационарной АФ на ограниченном временном интервале $k = 1, 2, \dots, \Delta k$ может быть представлена с помощью параметра λ_0

$$A^\circ(i, j) = \left[\frac{1}{\Delta k} \sum_{k=1}^{\Delta k} Y(i, j, Tk) \right] \frac{1}{\lambda_0}.$$

Величины погрешностей в оценках АФ $A(i, j, Tk)$ и $A(i, j)$ существенным образом определяют эффективность цифровой обработки МГ-наблюдений.

Формулировка основной задачи цифровой обработки временных рядов МГ-наблюдений может сводиться к вычислению последовательности оценок МГ – входных функций $\Lambda_0^\circ(i, j, Tk)$ на основе оценок наблюдений выходных функций $\Lambda^\circ(i, j, Tk)$ и располагаемых оценок АФ $A^\circ(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots$. При условии $A(i, j) \neq 0$ получение оценки входной ФРПМ может быть реализовано на основе поэлементного деления

$$\Lambda_0^\circ(i, j, Tk) = \Lambda^\circ(i, j, Tk) / A^\circ(i, j), \quad k = 1, 2, \dots \quad (1.3.3)$$

Оценивание погрешностей для элементов матриц $\Lambda^\circ(i, j, Tk)$ и $A^\circ(i, j, Tk)$ может быть произведено на основе вычисления соответствующих доверительных интервалов $\Lambda_{\min}^\circ(i, j, Tk) \leq \Lambda^\circ(i, j, Tk) \leq \Lambda_{\max}^\circ(i, j, Tk)$, $A_{\min}^\circ(i, j, Tk) \leq A^\circ(i, j, Tk) \leq A_{\max}^\circ(i, j, Tk)$. Погрешности для $\Lambda_0^\circ(i, j, Tk)$ могут быть найдены путем определений доверительных интервалов по следующим формулам

$$\Lambda_{0,\min}^\circ(i, j, Tk) = \frac{\Lambda_{\min}^\circ(i, j, Tk)}{A_{\max}^\circ(i, j, Tk)},$$

$$\Lambda_{0,\max}^{\circ}(i, j, Tk) = \frac{\Lambda_{\max}(i, j, Tk)}{\Lambda_{\min}(i, j, Tk)}.$$

Задачи цифровой фильтрации относятся к предварительной обработке МГ-наблюдений. Они связаны с последовательной и параллельной фильтрацией МГ-наблюдений, низкочастотной одномерной и двумерной фильтрацией, и анализом МГ-наблюдений во временной и частотных областях. Особо следует отметить построение квазигауссовских КИХ-фильтров, предназначенных для фильтрации временных рядов пуассоновских МГ-наблюдений. Решения данных перечисленных задач фильтрации направлены на уменьшение погрешностей в исходных МГ-наблюдениях.

Локальные анизотропии ПМ рассмотрены в п.п. 1.2.2; их целесообразно подразделить на временные и пространственные.

Задачи распознавания временной ЛА обычно реализуются на основе оценивания изменений во времени функции плотности ПМ λ . Обсудим два подхода к оцениванию λ в зависимости от располагаемой информации.

Первый подход предполагает, что располагаемая информация представляет собой временной ряд для фиксированных i, j , состоящий из значений целых чисел зарегистрированных мюонов $Y(Tk) = Y(i, j, Tk)$ для моментов времени Tk с индексами $k = 1, \dots, k_f$.

Второй подход предполагает, что располагаемая информация представляет собой временной ряд значений, также для фиксированных i, j , моментов времени регистрации пуассоновских событий t_i с индексами $i = 1, \dots, i_f$. Размеры интервалов расстояний по времени между двумя соседними пуассоновскими событиями находятся с помощью вычитаний $\tau_i = t_{i+1} - t_i$, $i = 1, 2, \dots$.

Указанным подходам ставятся в соответствие параметры плотности λ_1, λ_2 для рассматриваемого ПМ, которые в общем случае должны быть одинаковыми.

Для первого подхода назначается параметр Δk и формируется система неперекрывающихся интервалов с граничными индексами

$$k_1(n1) = 1 + \Delta k(n1 - 1), k_2(n1) = \Delta k \cdot n1, n1 = 1, 2, \dots, n1_f. \quad (1.3.4)$$

На сформированных по (1.3.4) интервалах $k_1(n1) \leq k \leq k_2(n1)$ вычисляются локальные средние Y_{n1} , $n1 = 1, 2, \dots, n1_f$ для наблюдений $Y(Tk)$ на указанных интервалах. На основе вычисленных средних вычисляется кусочно-постоянные функции локальных средних $m_{\lambda_1}(n1, Tk)$, $n1 = 1, 2, \dots, n1_f$

$$\begin{aligned} m_{\lambda_1}^{\circ}(n1, Tk) &= \bar{Y}_{n1} \text{ для } k_1(n1) \leq k \leq k_2(n1), \\ m_{\lambda_1}(n1, Tk) &= 0 \text{ для } k < k_1(n1) \text{ и } k > k_2(n1), \\ m_{\lambda_1}^{\circ}(Tk) &= \sum_{n1=1}^{n1_f} m^{\circ}(n1, Tk), k = 1, 2, \dots, k_f, k_f = \Delta k \cdot n1_f. \end{aligned}$$

Оценка плотности ПМ в виде кусочно-постоянных функций $\lambda_1^{\circ}(Tk)$, известным образом, находится путем деления

$$\lambda_1^{\circ}(Tk) = 1 / m_{\lambda_1}^{\circ}(n1, Tk), k = 1, 2, \dots, k_f.$$

Для второго подхода назначается параметр Δi и на основе индексов $i_1(n2)$, $i_2(n2)$ формируются неперекрывающиеся интервалы

$$i_1(n2) = 1 + \Delta i(n2 - 1), i_2(n2) = \Delta i \cdot n2, n1 = 1, 2, \dots, n2_f. \quad (1.3.5)$$

В отличие от случая первого подхода, интервалы $i_1(n2) \leq i \leq i_2(n2)$ не являются одинаковыми по длине. На интервалах $i_1(n2) \leq i \leq i_2(n2)$ (1.4.5) вычисляются локальные средние $\bar{t}_{n2}$. На основе средних вычисляется кусочно-постоянные неравномерные функции времени для локальных средних $m_{\lambda 2}^0(n2, t_i)$, $n2 = 1, 2, \dots, n2_f$

$$\begin{aligned} m_{\lambda 2}^0(n2, t) &= \bar{t}_{n2} \text{ для } t_i \leq t < t_{i+1}, \\ m_{\lambda 2}^0(n2, t_i) &= 0 \text{ для } t < t_i, t > t_{i+1}, i = i_1(n2), i + 1 = i_2(n2), \\ m_{\lambda 2}^0(t) &= \sum_{n2=1}^{n2_f} m_{\lambda 2}(n2, t), \quad n2 = 1, 2, \dots, n2_f. \end{aligned}$$

Очевидно, для любого $t = Tk$ может быть вычислено значение кусочно-постоянной функции $m_{\lambda 2}^0(Tk)$.

Оценка плотности ПМ в виде кусочно-постоянной функции $\lambda 2^0(Tk)$ находится делением

$$\lambda 2^0(Tk) = 1 / m_{\lambda 2}^0(Tk), k = 1, 2, \dots, k_f.$$

Совместное использование функций $\lambda 1^0(Tk)$, $\lambda 2^0(Tk)$ позволяет реализовать более эффективное распознавание ЛА с точки зрения погрешностей.

Задачи распознавания пространственной ЛА сводятся к обнаружению аномальностей для областей Ψ_a , которые ранее были определены в п.1.2

$$(i, j) \in \Psi_a \subset \Psi_0, \Psi_0 = \{(i, j): i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2\},$$

где Ψ_0 вся область матрицы МГ-наблюдений. Здесь распознавание ЛА в общем случае, предполагает реализацию процедур выработки решающих правил. В ряде случаев обнаружение аномальностей базируется на вычислении распределенных оценок математических ожиданий и дисперсий для ФРПМ.

Решения задач распознавания ЛА могут быть связаны с применением введенных функций нормированных вариаций (ФНВ) [127] и индикаторных матриц [112].

Наметим два варианта подходов к решению задач распознавания ЛА для ПМ.

Первый вариант подхода к распознаванию ЛА для ПМ основывается на введении нормированных оценок АФ, реализации пространственно-временной фильтрации и вычислении специально введенных ФНВ для выходных ФРПМ. В ФВН выходных ФРПМ частично компенсируются погрешности, возникающие из-за неточностей в оценках нормированных АФ. ФНВ для выходных ФРПМ оказываются удобным инструментом для принятия решений распознавания ЛА.

Второй вариант подхода к распознаванию ЛА основывается на вычислении оценок относительных характеристик выходных ФРПМ. С целью его

осуществления для каждого сочетания (i, j) во временных рядах $Y(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots$ назначаются эталонный и текущие временные участки. Далее на них вычисляются доверительные интервалы для математических ожиданий МГ-наблюдений и оцениваются взаимные расстояния между эталонным и текущими доверительными интервалами МГ-наблюдений. Вводятся индикаторные матрицы; в случае большой разницы взаимных расстояний ячейка (i, j) индикаторной матрицы принимает значение единицы, в противном случае – ноль. Индикаторные матрицы дают возможность составить представление об аномальностях на текущих временных участках и принять решения по распознаванию ЛА. Второй вариант осуществляется без вычислений АФ.

Первый и второй варианты подходов по распознаванию ЛА являются взаимодополняющими. Второй вариант является более точным, чем первый вариант, поскольку не использует вычисления АФ, однако этот вариант требует больших временных затрат, чем первый.

Распознавание ЛА направлено на решение задач, связанных с возникающими экстремальными событиями в гелиосфере и магнитосфере Земли. Распознавание ЛА для ПМ в МГ-наблюдениях представляет собой актуальную задачу экспериментальной физики космических лучей и миоонной диагностики, техники цифровой обработки изображений и методов принятия решений.

Задачи распознавания и прогнозирования ГМБ, являющиеся актуальными для геофизики, здесь предполагается осуществлять на основе применения нейронных сетей, использовании МГ-наблюдений (МН-наблюдений) и вычисления моделей для Dst-индексов. Необходимо отметить, что допускаются два варианта к данной задаче распознавания и прогнозирования, которые используют временные ряды МГ-наблюдений и реализацию нейронных сетей.

Первый вариант базируется на формировании из матричных наблюдений скалярных временных рядов усредненных величин; такой подход позволяет снизить требования к используемой ЭВМ при реализации NN, однако, очевидно, за счет снижения эффективности распознаваний и прогнозирования ГМБ.

Второй вариант базируется на прямом использовании временных рядов, состоящих из матриц МГ-наблюдений, требует использования высокопроизводительной ЭВМ и превосходит по эффективности первый вариант.

Глава 2. Методы и алгоритмы цифровой фильтрации матричных временных рядов МГ-наблюдений

2.1. Алгоритмы последовательной и параллельной низкочастотной цифровой фильтрации матричных временных рядов МГ-наблюдений

Низкочастотная цифровая фильтрация МГ-наблюдений с целью устранения в них высокочастотных шумов и периодических возмущений является актуальной научно-технической задачей. Основная проблема, которая рассматривается в данном параграфе, состоит в разработке алгоритмов, обеспечивающих малые временные затраты на осуществление указанной фильтрации, ввиду возможных больших объемов исходных матричных МГ-наблюдений. Алгоритмы, которые здесь предлагаются, обладают большой общностью, они ориентируются не только на цифровую обработку МГ-наблюдений, но и на ряд задач, связанных с устранением шумов в двумерных временных рядах геофизических данных, реализованных в форме изображений.

Здесь реализуется низкочастотная фильтрация на основе одномерных фильтров [64,65]. Разработки алгоритмов последовательной и параллельной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений описываются в публикациях [66–68].

Алгоритм последовательной фильтрации сформируем для наиболее часто встречающегося варианта задачи устранения высокочастотных шумов в МГ-наблюдениях в виде матричного временного ряда $Y(i, j, Tk)$, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$, $k = 1, 2, \dots, k_f$ для определенности примем минутный шаг дискретизации $T = 60$ сек. При фиксированных индексах i_0, j_0 образуем одномерный временной ряд $Y(i_0, j_0, Tk)$, $k = 1, 2, \dots, k_f$.

Потребуем в данном одномерном временном ряде устранения высокочастотных шумов. Полученные результаты сформируем во временной ряд отфильтрованных наблюдений $Y_\phi(i_0, j_0, Tk)$, $k = 1, 2, \dots, k_f$.

Будем осуществлять низкочастотную фильтрацию на основе КИХ-фильтров (с конечной импульсной характеристикой), вычислим реализации скользящих усреднений с весами a_s , $s = 0, 1, \dots, s_0$ для всех сочетаний индексов i, j

$$Y_\phi(i, j, Tk) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s Y(i, j, T(k-s)), \quad k = 1, 2, \dots, k_f. \quad (2.1.1)$$

Нетрудно видеть, что число образовавшихся реализаций должно составить величину $N_1 N_2$. Зададим для (2.1.1) частоту среза f_c ($w_c = f_c / f_N$ – нормированная частота среза, $f_N = 1/2T$ – частота Найквиста), разность фильтра s_0 . Базируясь на [65], вычислим $a^T = (a_0, a_1, \dots, a_{s_0})$ – вектор весовых коэффициентов низкочастотного КИХ-фильтра. Алгоритм последовательной фильтрации матричных МГ-наблюдений образуем путем выполнения $N_1 N_2$

операций фильтратий (2.1.1) над временными рядами $Y(i, j, Tk)$ длиной k_f индексов.

Скорректируем фазовые запаздывания, которые возникают в отфильтрованных по (2.1.1) МГ-наблюдениях. Сформируем функционал $F(Y, Y_\phi, k_d)$, где k_d – величина фазового запаздывания, k_1, k_2 – границы суммирования

$$F(Y(i, j), Y_\phi(i, j), k_d) = \sum_{k=k_1}^{k_2} (Y(i, j, Tk) - Y_\phi(i, j, T(k - k_d)))^2.$$

Оценку запаздывания для коррекции найдем из решения следующей задачи минимизации сформированного функционала для $1 \leq k_d \leq k_{d0}$, где k_{d0} – заданная величина

$$k_d^\circ(i, j) = \arg \left\{ \min_{1 \leq k_d \leq k_{d0}} F(Y(i, j), Y_\phi(i, j), k_d) \right\},$$

$$Y_{\phi 0}(i, j, Tk) = Y_\phi(i, j, T(k - k_d^\circ(i, j))).$$

Оценим временные затраты T_{SQ} на осуществление последовательной фильтрации и предложим приближенную формулу

$$T_{SQ} = N_1 N_2 T_\phi(k_f, s_0),$$

где $T_\phi(k_f, s_0)$ – время выполнения операции КИХ-фильтрации в зависимости от k_f, s_0 , с учетом характеристик операционной системы Windows-10 и используемой интегрированной системы Matlab2021a.

Вычислим пример устранения высокочастотных шумов для минутных нормированных МГ-наблюдений $Y(i_0, j_0, Tk)$, $k = 1, 2, \dots, k_f$ из базы данных [54], дата МГ-наблюдений – 15.08.2014, примем значения $i_0 = 50$, $j_0 = 25$, $k_f = 1000$. Воспользуемся для низкочастотной фильтрации программными модулями `fir1` и `filtfilt` из [65], назовем параметры – нормированную частоту среза $w_c = 0.35$ и порядок $s_0 = 10$. В отфильтрованных наблюдениях были скорректированы фазовые искажения. На рис. 2.1.1 показан пример графиков фрагментов отфильтрованных наблюдений $Y_\phi(Tk) = Y_\phi(i_0, j_0, Tk)$ (индекс 1) и исходных наблюдений $Y(Tk) = Y(i_0, j_0, Tk)$ (индекс 2) для индексов $k_1 = 400$, $k_2 = 500$. Видно, что высокочастотные шумы в отфильтрованных наблюдениях оказались в значительной степени устраненными.

Алгоритм параллельной фильтрации сформируем для временного ряда матриц размерности (N_2, N_1) МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots, k_f$. Образует последовательность прямоугольных матриц A_s размерности (N_2, N_1)

$$A_s = \begin{bmatrix} a_s & a_s & \cdots & a_s \\ a_s & a_s & \cdots & a_s \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ a_s & a_s & \cdots & a_s \end{bmatrix}, \quad s = 0, 1, \dots, s_0.$$

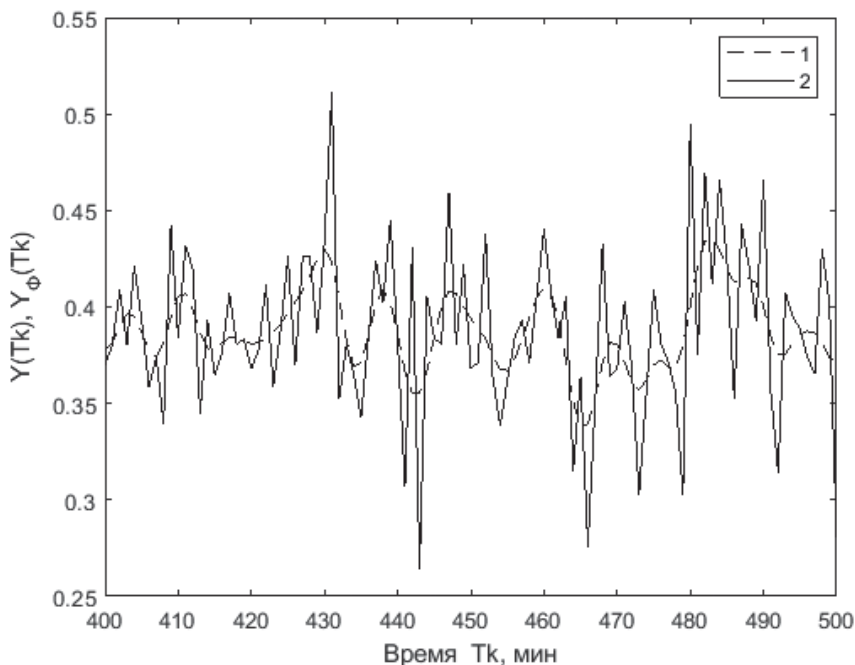


Рис. 2.1.1. Фрагменты отфильтрованных и исходных наблюдений $Y(i_0, j_0, Tk)$, $Y_\phi(i_0, j_0, Tk)$

Параллельную фильтрацию произведем путем матричных вычислений по следующей формуле взвешенного матричного суммирования

$$Y_\phi(Tk) = \sum_{s=0}^{s_0} A_s \circ Y(T(k-s)), \quad k=1, 2, \dots, k_f, \quad (2.1.2)$$

где $Y_\phi(Tk)$, $k=1, 2, \dots, k_f$ – временной ряд матриц отфильтрованных МГ-наблюдений, $\circ$ – знак поэлементного умножения матриц.

Сделаем оценку временных затрат T_{PR} на проведение параллельной фильтрации по (2.1.2). Можно предложить следующую приближенную формулу оценивания с учетом операционной системы Windows-10 и использования интегрированной системы Matlab2021a

$$T_{PR} = s_0 k_f T_{E0}(N_1, N_2),$$

где $T_{E0}(N_1, N_2)$ – время поэлементного умножения матриц размерности (N_2, N_1) .

Анализ формул для T_{SQ} и T_{PR} позволил сделать заключение, состоящее в том, что применение последовательной фильтрации временных рядов матричных МГ-наблюдений предпочтительнее для больших значений $N = N_2 = N_1$ и малых $k_f s_0$; и, наоборот, параллельную фильтрацию временных рядов матричных МГ-наблюдений целесообразно применять при малых $N = N_2 = N_1$ и больших значениях $k_f s_0$.

2.2. Алгоритмы анализа МГ-наблюдений во временной и частотных областях

Настоящий параграф посвящается описанию алгоритмов анализа МГ-наблюдений во временной и частотных областях. Назначение указанных алгоритмов состоит в возможности реализации на их основе построений для МГ-наблюдений математических моделей, необходимых для решения целого ряда прикладных задач, связанных с экстремальными событиями в гелиосфере и магнитосфере Земли. В частности, модели МГ-наблюдений используются в задаче распознавания локальных анизотропий потоков мюонов.

В рамках данного параграфа анализ МГ-наблюдений производился на располагаемом временном участке длительностью 11 лет – от 01.01.2008 и до 31.12.2018 из [54]. Использовались часовые матричные МГ-наблюдения $Y(i, j, T_0n)$, $T_0 = 3600$ сек, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$, $N_1 = 90$, $N_2 = 76$, с индексами $1 \leq n \leq N_f$; индекс $n=1$ определял первый час суток 01.01.2008, индекс $n = N_f$ – соответствовал последнему часу суток 31.12.2018, $N_f = 96630$.

В предложенных МГ-наблюдениях из физических соображений должны быть следующие частотные составляющие:

1) от 11-летнего солнечного цикла [69–71] с периодом T_{SN} и частотой $f_{SN} = 1/T_{SN}$, $f_{SN} = 1/(11 \times 365 \times 24 \times 3600)$ Гц;

2) от годового цикла T_Y [72, 73] с частотой $f_Y = 1/T_Y$, которая определялась наклоном оси вращения Земли, $f_Y = 1/(365 \times 24 \times 3600)$ Гц;

3) от 27-суточного солнечного цикла T_{27S} с частотой $f_{27S} = 1/T_{27S}$, который определяется собственным вращением Солнца [74, 75];

4) от суточного цикла с частотой $f_S = 1/T_S$, $f_S = 1/(24 \times 3600)$ Гц, T_S – длительность суток в секундах.

Алгоритм анализа МГ-наблюдений во временной области основывался на построении функции усредненной величины ПМ $S(T_0n)$. Интерпретация этой функции в значительной степени очевидна

$$S(T_0n) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j, T_0n). \quad (2.2.1)$$

На рис. 2.2.1 приведено крупномасштабное изображение функции $S(T_0n)$, которое соответствовало 11-летнему участку времени 2008–2018 гг. Прежде всего, следовало отметить, что на графике функции $S(T_0n)$ хорошо видны составляющие годовых циклов и составляющая 11-летнего солнечного цикла с отчетливым минимумом функции $S(T_0n)$ в районе 2014 г., который совпадал по времени с максимумом солнечной активности.

На рис. 2.2.2 представлено изображение функции $S(T_0n)$ для месячного интервала наблюдений (32 суток), $n_1 \leq n \leq n_2$, $n_1 = 50000$, 14.08.2013, $n_2 = 50750$, 15.08.2013.

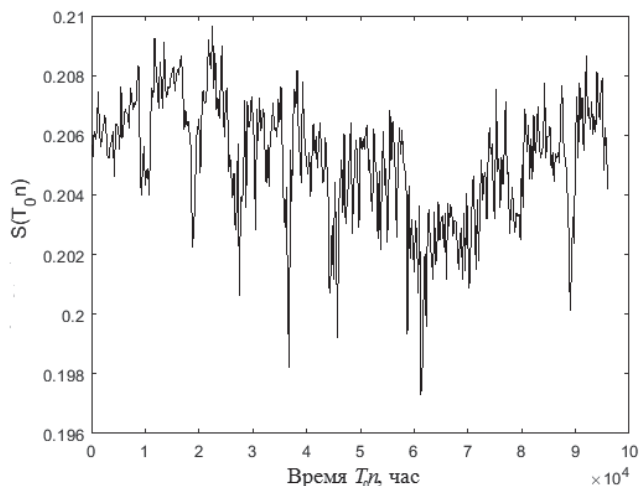


Рис. 2.2.1. Изображение функции усредненной величины ПМ $S(T_0 n)$ для 11-летнего интервала

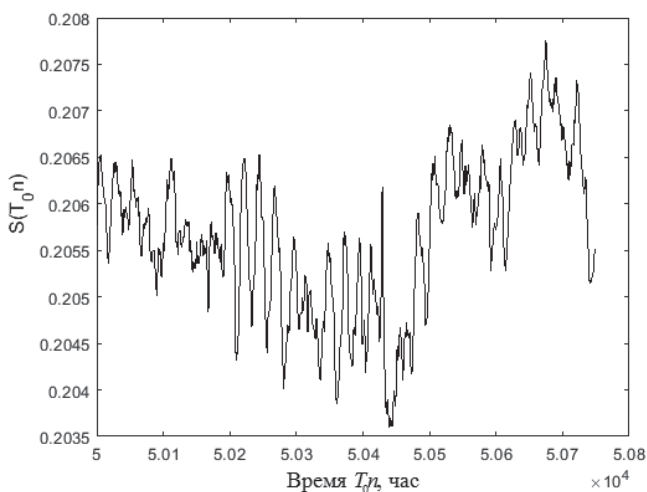


Рис. 2.2.2. Пример изображения функции усредненной величины интенсивности ПМ $S(T_0 n)$ для месячного интервала времени

На данном рисунке видны суточные колебания величины ПМ, вызванные вращением Земли.

Алгоритм анализа МГ-наблюдений в частотной области основывался на дискретном преобразовании Фурье (ДПФ) [76,77]. Был реализован спектральный анализ для введенной в (2.2.1) функции усредненной величины ПМ.

Для функции $S(T_0 n)$, $1 \leq n \leq N_f$ вычислялись локальные ДПФ-спектры и на их основе находились оценки локальных функций спектральной плотно-

сти мощности (СПМ) [77,78]. На локальных интервалах для ДПФ располагалось по N чисел, граничные точки локальных интервалов без перекрытий формировались следующим образом

$$N_{1l} \leq n \leq N_{2l}, N_{1l} = 1 + N(l-1), N_{2l} = N_{1l} + N, l = 1, \dots, l_0,$$

где l_0 – число локальных интервалов, которое находилось из решения задачи максимизации $l_0 = \arg \max_{l \geq 0} l$, при условии $N(l-1) - N_f < 0$.

Были найдены локальные ДПФ $C_{0l}(r)$, $r = 0, 1, \dots, N-1$ и им соответствующие локальные СПМ $C_l(r)$ по известным формулам, j – комплексная единица, $*$ – знак комплексного сопряжения

$$C_{0l}(r) = \frac{1}{N} \sum_{s=N_{1l}}^{N_{2l}} S(T_0 s) \exp(-jrs / N), \quad C_l(r) = C_{0l}^*(r) C_{0l}(r), \quad l = 1, \dots, l_0.$$

Для повышения точности спектрального анализа производилось усреднение локальных СПМ и для удобств визуализации был применен логарифмический масштаб; параметр Δf – величина частотного разрешения ДПФ

$$C(r) = \frac{1}{l_0} \sum_{l=1}^{l_0} C_l(r), \quad LC(r\Delta f) = 20 \log_{10}(C(r\Delta f)), \quad \Delta f = 1 / NT_0.$$

На рис. 2.2.3 изображен ДПФ-спектр для функции $S(T_0 n)$ в виде функции $LC(r\Delta f_1)$ Дб в зависимости от частоты $r\Delta f_1$, $N = 2048$, и $l_0 = 47$, с разрешающей способностью $\Delta f_1 = 1/(24 \times 3600) = 0.565 \times 10^{-6}$ Гц.

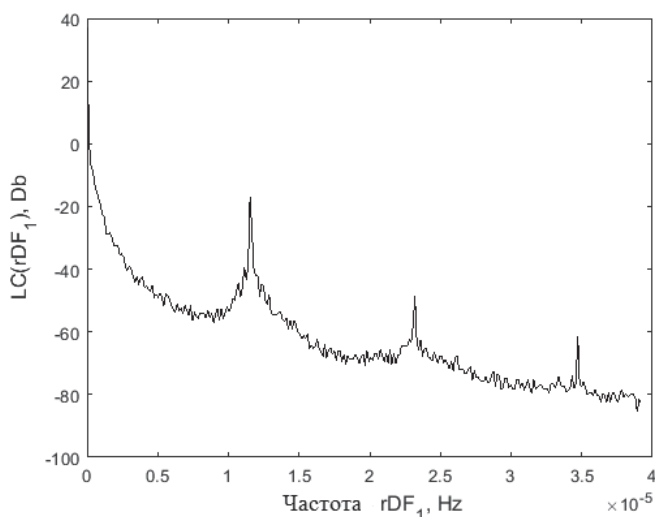


Рис. 2.2.3. Изображение ДПФ-спектра $LC(r\Delta f_1)$ с суточными составляющими

Из рисунка видно, что первый максимум ДПФ-спектра реализован для суточной частоты $f_S = 1.157 \cdot 10^{-5}$ Гц. Суточные колебания не оказались строго синусоидальными и состояли, по крайней мере, из трех составляющих с кратными частотами $f_S, 2f_S, 3f_S$.

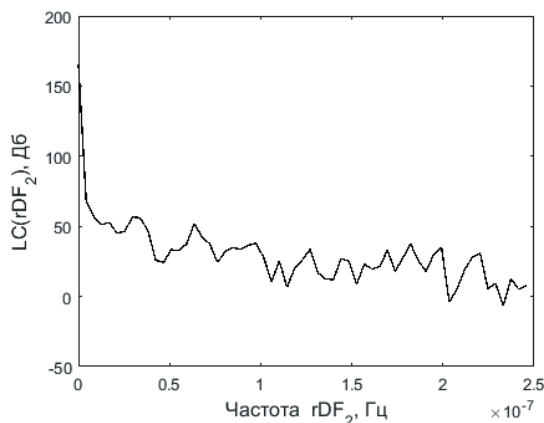


Рис. 2.2.4. Изображение ДПФ-спектра $LC(r\Delta f_2)$ с годовыми составляющими

На рис. 2.2.4 изображен ДПФ-спектр для $S(T_0 n)$ в виде функции $LC(r\Delta f_2)$ в зависимости от частоты $r\Delta f_2$, $N = 16384 \cdot 4$ и $l_0 = 1$, с разрешающей способностью $\Delta f_2 = 1/(16384 \cdot 4 \cdot 3600) = 0.4238 \cdot 10^{-8}$ Гц. Видно, что первый максимум ДПФ-спектра был реализован для годовой частоты $f_Y = 0.3170 \cdot 10^{-7}$ Гц. Анализ спектра на рис. 2.2.4. позволил сделать вывод о характере годовых составляющих МГ-наблюдений, которые не оказались строго синусоидальными и состояли, по крайней мере, из трех составляющих с кратными частотами $f_Y, 2f_Y, 3f_Y$.

Результаты данного параграфа позволили сделать вывод, что для моделей МГ-наблюдений могут быть использованы полигармонические функции с низкочастотными аддитивными трендами в зависимости от размеров временных модельных интервалов. С помощью предложенной функции усредненной величины ПМ и технологии локальных ДПФ-спектров были выявлены суточные, годовые и 11-летние солнечной активности составляющие. Составляющая от вращения Солнца с периодом 27 суток в МГ-наблюдениях оказалась не выявленной во временной и частотных областях.

2.3. Метод одномерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с использованием скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения

2.3.1. Общие сведения для задач одномерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений

Устранение высокочастотных шумов и возможных периодических суточных возмущений в МГ-наблюдениях требует использования низкочастотных фильтров с малой частотой среза и малой размерности, что неизбежно

приводит к проблемам распознавания в отфильтрованных наблюдениях малых по длительности и амплитуде флуктуаций м.о. Перечисленные задачи являются актуальными для техники цифровой обработки МГ-наблюдений. Результаты данного параграфа, приведенные в [79–82], базируются на разработанной математической технологии построения локальных аппроксимационных моделей [83–87] и дополняют подход, предложенный в [88–90] с методом размножения локальных оценок.

В измерительной практике широко применяются низкочастотные цифровые фильтры (НЦФ) для устранения высокочастотных шумов и периодических возмущений в наблюдениях. Известно, что погрешности НЦФ зависят от частотных свойств наблюдений, которые подвергаются фильтрации, параметров НЦФ-размерностей и частот среза. Погрешности от НЦФ, в частности, могут возникать из-за вносимых амплитудно-фазовых искажений и неточностей в назначении размерностей и частоты среза, обусловленных отсутствием необходимых априорных сведений.

Для решения задач низкочастотной фильтрации могут применяться различные варианты НЦФ: традиционные НЦФ в форме КИХ- и БИХ-фильтров (с конечной и бесконечной импульсной характеристикой) [91, 92], НЦФ с АРСС (авторегрессионными со скользящим средним) моделями [93], НЦФ с регрессионными моделями [94], НЦФ с регулированием вторых производных и весов [95, 96]. Перечисленные фильтры являются близкими по значениям погрешностей, при условии равенств их инерционных характеристик. Распространенные НЦФ с вейвлет-функциями [97, 98] могут в ряде случаев недостаточно хорошо работать из-за несовпадения видов материнских вейвлетов и функциональных свойств фильтруемых МГ-наблюдений.

В настоящем параграфе предлагается метод фильтрации для задачи устранения высокочастотных шумов в МГ-наблюдениях, который развивает подход локального оценивания, намеченный в [99, 100].

Здесь реализация метода базируется на построении скользящих локальных аппроксимационных моделей (СЛАМ) общего вида и с последующим их сглаживанием функциями взвешенного усреднения (ФВУ). Предлагаемый метод характеризуется малым уровнем амплитудно-фазовых искажений.

Рассмотрим постановку задачи фильтрации МГ-наблюдений, основанную на обобщении построений одномерных локальных аппроксимационных моделей [101] для различных вариантов наблюдений.

2.3.2. Постановка задачи низкочастотной фильтрации нормально распределенных МГ-наблюдений на основе аппроксимационных моделей

Для интервала, который примем в качестве локального, зададим моменты времени Tk , $T = 60$ сек, $k = 1, \dots, N$, на которых определим одномерные минутные МГ-наблюдения $Y(Tk) = Y(i_0, j_0, Tk)$ для заданных индексов i_0, j_0 . Введем, в ряде случаев, вполне оправданное допущение, состоящее в том, что дискретные высокочастотные шумы МГ-наблюдений $W_0(Tk)$ представляют собой случайные числа, распределенные по нормальному закону с нулевым м.о. и заданной дисперсией. Сформируем исходную временную функцию

$Y_0(Tk)$ известного вида. Будем считать, что $Y(Tk)$, $Y_0(Tk)$ и $W_0(Tk)$ связаны аддитивным соотношением, которое представим как модель локальных наблюдений

$$Y(Tk) = Y_0(Tk) + W_0(Tk), k = 1, \dots, N. \quad (2.3.1)$$

Ставится задача по локальным наблюдениям $Y(Tk)$, $k = 1, \dots, N$ с учетом введенной модели (2.3.1) найти оценку функции $Y_0(Tk)$ в виде отфильтрованного ряда $Y_{\phi A}(Tk)$, $k = 1, \dots, N$.

Примем, что наблюдениям $Y(Tk)$ соответствует локальная аппроксимационная модель в виде функции общего вида $Y_M(c, Tk)$ с вектором параметров $c^T = (c_1, c_2, \dots, c_{m_0})$ размерности m_0 . Сформируем функционал $S(c, Y)$ и результат аппроксимационной фильтрации в виде $Y_{\phi A}(Tk)$ найдем с помощью решения задачи минимизации

$$S(c, Y) = \sum_{k=1}^N (Y(Tk) - Y_M(c, Tk))^2, \quad c^\circ = \arg\{\min_c S(c, Y)\},$$

$$Y_{\phi A}(Tk) \quad k = 1, \dots, N$$

Значения оценки $Y_{\phi A}(Tk)$, $k = 1, \dots, N$, очевидно, должны быть близки к сформированной исходной функции $Y_0(Tk)$.

Запишем основные соотношения, чтобы реализовать построение линейной локальной аппроксимационной модели для (2.3.1)

$$Y_M(c, Tk) = \sum_{r=1}^{m_0} c_r \varphi_r(Tk),$$

где $\varphi_r(Tk)$ – система базисных функций, c_r – коэффициенты модели, $r = 1, \dots, m_0$. Сформируем матрицу A размерности (m_0, m_0) с коэффициентами α_{rs} , $r, s = 1, \dots, m_0$. С учетом наблюдений $Y(Tk)$, $k = 1, \dots, N$, вычислим вектор Фурье b , где b_r , $r = 1, \dots, m_0$ – коэффициенты Фурье

$$\alpha_{rs} = \sum_{k=1}^N \varphi_r(Tk) \varphi_s(Tk), \quad b_r = \sum_{k=1}^N \varphi_r(Tk) y(Tk).$$

Найдем оптимальные параметры модели $c^{\circ T} = (c_1^\circ, \dots, c_{m_0}^\circ)$ с помощью решения системы линейных уравнений, записанной в векторно-матричном виде

$$Ac^\circ = b.$$

Согласование вида модельной функции $Y_M(c, Tk)$ с функциональными особенностями исходной функции $Y_0(Tk)$ позволит значительно снизить погрешности аппроксимации. Среднеквадратичное значение (с.к.з.) σ° погрешности аппроксимационной фильтрации оценим с использованием следующего соотношения

$$\sigma^2 = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^N (Y_{\phi A}(Tk) - Y_0(Tk))^2. \quad (2.3.2)$$

Формулу (2.3.2) используем в дальнейшем как основу для вычисления погрешностей фильтрации с помощью метода статистических испытаний.

2.3.3. Метод фильтрации одномерных МГ-наблюдений на основе скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения

Применим локальные аппроксимационные скользящие модели и функции взвешенного усреднения для алгоритма одномерной фильтрации МГ-наблюдений в случае нормальных МГ-наблюдений. Положим, как в п.п. 2.3.2, что заданы индексы i_0, j_0 и им соответствующие одномерные МГ-наблюдения $Y(i_0, j_0, Tk) = Y(Tk)$ на исходном увеличенном временном интервале с индексами $k = 1, 2, \dots, N_0, N_0 > N$. Примем модель наблюдений в следующем виде

$$Y(Tk) = Y_0(Tk) + W_0(Tk), k = 1, 2, \dots, N_0. \quad (2.3.3)$$

Поставим задачу по МГ-наблюдениям $Y(Tk)$, полученным по (2.3.3), найти оценку исходной функции $Y_0(Tk)$ в форме отфильтрованного временного ряда $Y_{\Phi A}(Tk), k = 1, \dots, N_0$ на основе использования СЛАМ и ФВУ.

Сформируем на исходном увеличенном временном интервале систему скользящих локальных интервалов размером ΔN с перекрытием N_d , граничные точки этих интервалов определим соотношениями

$$N_{1l} = 1 + N_d(l - 1), N_{2l} = N_{1l} + \Delta N - 1, l = 1, \dots, l_0, \quad (2.3.4)$$

где число скользящих локальных интервалов l_0 найдем из решения задачи максимизации

$$l_0 = \arg \{ \max_{l > 0} l \}, \text{ при условии } N_d(l - 1) + \Delta N - N_0 < 0.$$

При этом будут иметь место соотношения $N_d(l_0 - 1) + \Delta N = N_{01}, N_{01} \leq N$. Введем локальные скользящие аппроксимационные модели $Y_M(c_l, Tk)$ для индексов $N_{1l} \leq k \leq N_{2l}$, $Y_M(c_l, Tk) = 0$ для $k < N_{1l}, k > N_{2l}, l = 1, \dots, l_0$ и локальные векторы параметров $c_l^T = (c_{1l}, c_{2l}, \dots, c_{m0l})$.

Сформируем локальные функционалы $S_0(c_l, Y)$ и реализуем их минимизацию для нахождения последовательности оптимальных локальных векторов c_l° ,

$$S_0(c_l, Y) = \sum_{k=N_{1l}}^{N_{2l}} (Y(Tk) - Y_M(c_l, Tk))^2, \quad c_l^{\circ} = \arg \{ \min_c S_0(c_l, Y) \},$$

$$l = 1, \dots, l_0.$$

Определим оптимальную аппроксимирующую модель $Y_M(c^{\circ}, Tk)$, основанную на сумме оптимальных СЛАМ $Y_M(c_l^{\circ}, Tk)$, реализованных с перекрытиями в соответствии с (2.3.4)

$$Y_M(c^{\circ}, Tk) = \sum_{l=1}^{l_0} Y_M(c_l^{\circ}, Tk).$$

Определим ФВУ, с этой целью введем единичные функции $E_{0l}(Tk)$

$$E_{0l}(Tk) = 0 \text{ для } N_{1l} \leq k \leq N_{2l}, E_{0l}(Tk) = 0, \text{ для } k < N_{1l}, k > N_{2l}, l = 1, \dots, l_0,$$

найдем их сумму $E_0(Tk)$ и запишем на ее основе выражение для ФВУ $E(Tk)$

$$E_0(Tk) = \sum_{l=1}^{l_0} E_{0l}(Tk), \quad E(Tk) = 1 / E_0(Tk), \quad k = 1, 2, \dots, N_{01}. \quad (2.3.5)$$

Результат фильтрации $Y_{\Phi A}(Tk)$ представим как произведение $Y_M(c^0, Tk)$, полученной на основе оптимальных СЛАМ, и ФВУ $E(Tk)$

$$Y_{\Phi A}(Tk) = E(Tk)Y_M(c^0, Tk), \quad k = 1, 2, \dots, N_0.$$

Был рассмотрен пример фильтрации высокочастотных шумов на основе предложенных СЛАМ и ФВУ. Рассматривались экспериментальные минутные МГ-наблюдения $Y(i_0, j_0, Tk) = Y(Tk)$, $k = 1, \dots, N$, $N = 600$, для индексов $i_0 = 30$, $j_0 = 35$ из базы данных [54]; дата наблюдения – 15.08.2014, 00.00–10.00. Были применены скользящие кусочно-линейные СЛАМ $Y_M(c_l, Tk) = c_{0l} + c_{1l}Tk$, $T = 60$ сек, $\Delta N = 10$, $N_d = 2$. Результат фильтрации обозначен как $Y_{\Phi A}(Tk)$, $k = 1, \dots, N$ – индекс 2. На рис. 2.3.1 помещены результаты низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с кусочно-линейными СЛАМ для фрагмента с $k_1 = 400$, $k_2 = 500$.

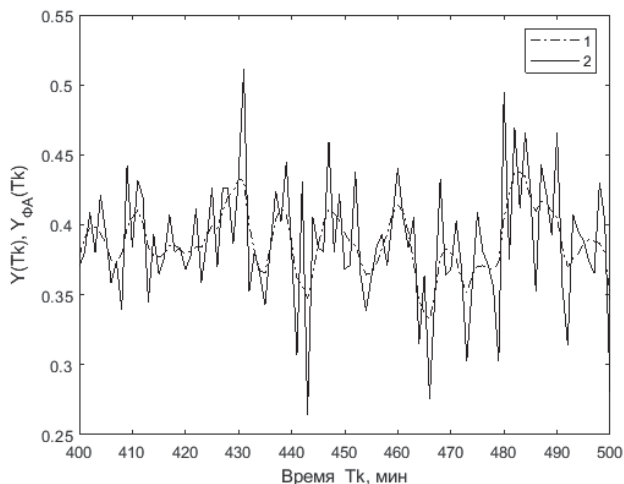


Рис. 2.3.1 Пример фильтрации МГ-наблюдений скользящими кусочно-линейными аппроксимационными локальными моделями

Рассмотрение фильтрации, представленной на рис. 2.1.1 и рис. 2.3.1, позволило сделать вывод, что полученные результаты в значительной степени визуально близки и отличаются малыми величинами погрешностей.

2.3.4. Метод фильтрации одномерных пуассоновских МГ-наблюдений на основе скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения

Рассмотрим локальный интервал с $k = 1, \dots, N$ и определенные на нем пуассоновские случайные числа $W_p(\lambda)$, для которых параметр интенсивности определяется исходной временной функцией $-\lambda = Y_0(Tk)$, $k = 1, \dots, N$. Модель для пуассоновских наблюдений $Y(Tk)$ в данном случае примем в следующем виде

$$Y(Tk) = W_p(\lambda), \lambda = Y_0(Tk), k = 1, \dots, N. \quad (2.3.6)$$

Поставим задачу, которая состоит в том, чтобы по последовательности наблюдений $Y(Tk)$ вычислить результат фильтрации – найти оценку исходной временной функции $Y_\phi(Tk) = Y_0^\circ(Tk)$ для индексов $k = 1, \dots, N$.

Поскольку интервал наблюдения с N индексами является локальным, то вполне допустимо предположить, что функция $\lambda = Y_0(Tk)$ на данном интервале меняется незначительно и может быть представлена некоторой константой Y_0 . Вследствие этого результат фильтрации на данном интервале представим в виде кусочно-постоянной функции

$$Y_\phi(Tk) = Y_0^\circ, \quad k = 1, \dots, N, \quad \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N Y(Tk) = Y_0^\circ.$$

Рассмотрим увеличенный интервал наблюдения $k = 1, \dots, N_0$, $N_0 > N$ и определенные на нем пуассоновские случайные числа $W_p(\lambda)$, для которых параметр интенсивности подчиняется зависимости $\lambda = Y_0(Tk)$. Модель для пуассоновских наблюдений $Y(Tk)$ запишем аналогично (2.3.3)

$$Y(Tk) = W_p(\lambda), \lambda = Y_0(Tk), k = 1, \dots, N.$$

Так же, как и в п.п. 2.3.2, образуем скользящие локальные интервалы размером N с перекрытием N_d и граничными точками $N_{1l}, N_{2l}, N_{2l} = N_{1l} + \Delta N$, $l = 1, \dots, l_0$, при этом возможно уменьшение интервала, на котором аппроксимируются наблюдения до величины $N_{0l}, N_{0l} \leq N_0$. Введем локальные скользящие модели $Y_M(c_l, Tk)$ и соответствующие локальные векторы $c_l^T = (c_{1l}, c_{2l}, \dots, c_{m0l})$. Сформируем локальные функционалы $S(c_l, Y)$, минимизируем их для нахождения оптимальных локальных векторов c_l°

$$S_0(c_l, Y) = \sum_{k=N_{1l}}^{N_{2l}} (Y(Tk) - Y_M(c_l, Tk))^2, \quad c_l^\circ = \arg \{ \min_c S_0(c_l, Y) \},$$

$$l = 1, \dots, l_0. \quad (2.3.7)$$

В простейшем случае локальные модели на локальных интервалах представим постоянными значениями $Y_M(c_{0l}, Tk) = c_{0l}$. Найдем с использованием (2.3.7) оценки таких локальных моделей

$$c_{0l}^\circ = (1/\Delta N) \sum_{k=N_{1l}}^{N_{2l}} Y(Tk), \quad l = 1, \dots, l_0. \quad (2.3.8)$$

Запишем на их основе формулы для СЛАМ – кусочно-постоянных локальных аппроксимационных моделей $Y_M(c_{0l}^\circ, Tk) = c_{0l}^\circ$, $N_{1l} \leq k \leq N_{2l}$; $Y_M(c_{0l}^\circ, Tk) = 0$ для $k < N_{1l}$, $k > N_{2l}$, $l = 1, \dots, l_0$. Сформируем выражение для оптимальной аппроксимационной модели на основе СЛАМ

$$Y_M(c_0^\circ, Tk) = \sum_{l=1}^{l_0} Y_M(c_{0l}^\circ, Tk), k = 1, \dots, k_{f1}. \quad (2.3.9)$$

Вычислим результат аппроксимационной фильтрации наблюдений $Y_{\Phi A}(Tk)$, $k = 1, \dots, N_{01}$ на основе СЛАМ (2.3.9) и ФВУ (2.3.5)

$$Y_{\Phi A}(Tk) = E(Tk)Y_M(c^\circ, Tk), k = 1, \dots, N_{01}.$$

2.3.5. Погрешности устранения высокочастотных шумов в МГ-наблюдениях на основе КИХ-фильтров и метода СЛАМ-ФВУ

Сравнительное оценивание погрешностей традиционных КИХ-фильтрах и метода СЛАМ-ФВУ производилось с использованием метода статистических испытаний. В качестве исходной временной функций использовалась модельная функция $Y_0(Tk)$, приближенно имитировавшая МГ-наблюдения с суточными колебаниями величин ПМ

$$Y_0(Tk) = d_1 + d_2 \sin^2(2\pi T(k-1)/2T_c),$$

где d_1 – величина медленного смещения в МГ-наблюдениях и d_2 – амплитуда суточных колебаний, $T = 60$ сек, $T_c = 24 \times 3600$ – длительность суток в секундах, $k = 1, \dots, N_0$, $N_0 = (T_c/T)k_c$, $k_c = 10 \div 15$, – время для исходной временной функции составляло величину $10 \div 15$ суток. Формировались модельные реализации МГ-наблюдений

$$Y_m(Tk) = Y_0(Tk) + W_m(Tk), m = 1, 2, \dots, M, k = 1, \dots, N_0.$$

где m – номер испытания и M – число испытаний, $W_m(Tk)$ – реализации случайных модельных чисел, распределенных по нормальному закону с нулевым м.о. и заданной дисперсией σ_w^2 .

Результат фильтрации с помощью КИХ-фильтров с размерностью s_0 и нормированной частотой среза w_c обозначался как $Y_{\Phi m}(Tk)$. Результат фильтрации с использованием СЛАМ-ФВУ на основе применения кусочно-линейных моделей на локальных интервалах с параметрами ΔN и N_d обозначался как $Y_{\Phi Am}(Tk)$, индексы $k = 1, \dots, N_0$.

Оценки с.к.з. σ_Φ , $\sigma_{\Phi A}$ разницы между исходной функцией $Y_0(Tk)$ и функциями модельных реализаций $Y_{\Phi m}(Tk)$, $Y_{\Phi Am}(Tk)$ вычислялись по следующим формулам для индексов k_1, k_2 , $1 < k_1 < k_2 < N_0$

$$\sigma_{\Phi m}^2 = \frac{1}{k_2 - k_1 + 1} \sum_{k=k_1}^{k_2} (Y_{\Phi m}(Tk) - Y_0(Tk))^2, \quad \sigma_\Phi = \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sigma_{\Phi m}^2 \right)^{1/2}, \quad (2.3.10)$$

$$\sigma_{\Phi Am}^2 = \frac{1}{k_2 - k_1 + 1} \sum_{k=k_1}^{k_2} (Y_{\Phi Am}(Tk) - Y_0(Tk))^2, \quad \sigma_{\Phi A} = \left(\frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sigma_{\Phi Am}^2 \right)^{1/2}. \quad (2.3.11)$$

Были произведены расчеты для получения численных значений погрешностей фильтрации. Рассматривалась задача фильтрации для распознавания пятиминутных локальных анизотропий. С этой целью были назначены параметры КИХ-фильтров – размерность $s_0 = 5$ и нормированная частота среза $w_c = 0.35$, которые оптимальным образом соответствовали рассматриваемой задаче. Назначались параметры исходной временной функции $d_1 = 0.25$, $d_2 = 0.025$, $\sigma_w = 0.0125$, индексы $N = (T_c/T)k_c$, $k_c = 12$, $k_1 = 400$, $k_2 = 500$ и число испытаний $M = 500$. В результате проведенных статистических испытаний получено значение с.к.з. $\sigma_\phi = 0.0071$ по (2.3.10), которое реализовалось на основе КИХ-фильтрации.

Для той же исходной временной функции были осуществлены статистические испытания с целью оценивания с.к.з. по (2.3.11). Для скользящих локальных аппроксимационных моделей принимались значения параметров $\Delta N = 5$, $N_d = 1$ и была сформирована соответствующая ФВУ. Было получено значение с.к.з. $\sigma_{\phi A} = 0.0041$, которое превосходит по эффективности КИХ-фильтрацию примерно на 75%. Статистические испытания с другими параметрами подтвердило первоначальный вывод относительно эффективности.

Предложенный метод фильтрации с использованием СЛАМ общего вида и разработанных ФВУ можно считать в достаточной степени значимым для измерительной практики и ориентированным на фильтрацию МГ-наблюдений для возможных задач распознаваний ЛА. Показано на основе метода статистических испытаний, что применение предложенной фильтрации с применением кусочно-линейных СЛАМ и ФВУ позволяет обеспечить снижение с.к.з. погрешностей в среднем в ≈ 2 раза относительно с.к.з. погрешностей при КИХ-фильтрации.

2.4. Метод двумерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с использованием скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения

2.4.1. Общие сведения для задачи двумерной фильтрации МГ-наблюдений

Материалы настоящего параграфа ориентируются на реализацию метода двумерной фильтрации МГ-наблюдений с учетом особенностей исходных данных, которые обуславливаются малыми размерами двумерных областей определения, неравномерными уровнями двумерных м.о. и с.к.з. шумов, возможными резкими изменениями амплитуд колебаний или малыми амплитудами колебаний. Рассматриваемая здесь двумерная фильтрация, прежде всего, предназначена для задач распознавания локальных анизотропий в МГ-наблюдениях.

Двумерная фильтрация представляет собой достаточно хорошо разработанную область прикладной математики [102, 103, 107, 108]. Существует целый ряд различных методов и алгоритмов фильтрации, базирующихся на традиционных двумерных рекуррентных разностных уравнениях и двумерном ДПФ [104–106, 109–111], двумерных нелинейных аппроксимационных функциях [107], двумерных вейвлет-функциях [108], двумерных медианных преобразованиях [109].

Однако для МГ-наблюдений, по причинам отмеченного перечня особенностей, главным образом из-за малых размеров двумерных областей, на которых они определены, и возможных значительных изменений в исходных функциях, существующие методы и алгоритмы двумерной фильтрации в ряде случаев могут работать в недостаточной степени эффективно. Созданный здесь метод обеспечивает: 1) возможность фильтрации для двумерных областей с малыми размерами и возможными резкими изменениями исходных функций благодаря построению систем скользящих локальных модельных функций; 2) возможность обнаружения малых колебаний в исходных двумерных функциях благодаря реализации функции взвешенного усреднения, обеспечивающей значительное снижение уровня шумов.

Задачи фильтрации двумерных МГ-наблюдений состоят в определении на них двумерных областей, в которых произошло изменение величин ПМ. Сформированная здесь двумерная фильтрация является актуальной для техники мюонной диагностики, имеющей целый ряд практических приложений.

2.4.2. Постановка метода двумерной низкочастотной фильтрации МГ-наблюдений с использованием скользящих локальных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения

Модель наблюдений на основе случайных нормально-распределенных чисел. Рассмотрим двумерную область в виде исходного прямоугольника с дискретными точками $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$, где N_1, N_2 – размеры области. Сформируем для некоторого индекса k_0 двумерную функцию МГ-наблюдений $Y(i, j) = Y(i, j, Tk_0)$, обозначим исходную функцию в виде $Y_0(i, j)$ и определим двумерную функцию $W_0(i, j)$ пространственных шумовых возмущений в виде нормированных случайных некоррелированных чисел, распределенных по нормальному закону с нулевым м.о. и заданными дисперсиями, зависящими от индексов i, j . Будем считать, что имеет место следующая модельная зависимость для МГ-наблюдений

$$Y(i, j) = Y_0(i, j) + W_0(i, j). \quad (2.4.1)$$

Ставится задача по наблюдениям $Y(i, j)$ с учетом заявленных характеристик пространственных шумов $W_0(i, j)$ найти оценку исходной двумерной функции в форме результата фильтрации $Y_0^\circ(i, j) = Y_{\Phi 42}(i, j), i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$.

Положим, что двумерная аппроксимационная модельная, в общем случае, нелинейная функция известного вида $Y_M(c, i, j)$ определена на указанной области, c – вектор параметров модельной функции. Основываясь на (2.4.1), сформируем функционал

$$S(Y, c) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(i, j) - Y_M(c, i, j))^2. \quad (2.4.2)$$

Оптимальный вектор параметров c для аппроксимационной модели $Y_M(c, i, j)$ найдем из решения задачи минимизации сформированного функ-

ционала (2.4.2), оптимальную модель примем в качестве результата двумерной фильтрации $Y_{\Phi A}(i, j)$

$$c^\circ = \arg \{ \min_c S(Y, c) \}, \quad Y_M(c^\circ, i, j) = Y_{\Phi A}(i, j). \quad (2.4.3)$$

Минимизацию (2.4.3) по c , в частности, реализуем, например, методом нулевого порядка на основе прямого перебора [110]. В ряде случаев решение задачи (2.4.3) может оказаться трудноосуществимым из-за проблем вследствие недостаточно адекватной модельной функции $Y_M(c, i, j)$.

На исходном прямоугольнике со сторонами N_1, N_2 определим систему скользящих локальных прямоугольников с размерами $\Delta N_1, \Delta N_2$ и шагами скольжения N_{d1}, N_{d2} ; к скользящему локальному прямоугольнику с индексами k, n принадлежат точки i, j , удовлетворяющие неравенствам

$$\begin{aligned} N_{1k} \leq i \leq N_{2k}, \quad N_{1k} = N_{d1}(k-1) + 1, \quad N_{2k} = N_{1k} + \Delta N_1 - 1, \quad k = 1, \dots, m_{01}, \\ N_{1n} \leq j \leq N_{2n}, \quad N_{1n} = N_{d2}(n-1) + 1, \quad N_{2n} = N_{1n} + \Delta N_2 - 1, \quad n = 1, \dots, m_{02}. \end{aligned} \quad (2.4.4)$$

Целочисленные параметры m_{01}, m_{02} найдем из решения задачи нахождения максимальных положительных значений m_1, m_2 , при которых выполняются неравенства

$$N_{ds}(m_s - 1) + \Delta N_s \leq N_s, \quad s = 1, 2. \quad (2.4.5)$$

При этом вычислим уменьшенные размеры $N_{01}, N_{02}, N_{01} \leq N_1, N_{02} \leq N_2, N_{0s} = N_{ds}(m_{0s} - 1) + \Delta N_s, s = 1, 2$.

Определим на скользящих локальных прямоугольниках с индексами k, n СЛАМ $Y_M(c_{kn}, i, j)$ и скользящие локальные функционалы $S(Y_{kn}, c_{kn})$, аналогичные по форме (2.4.2), где c_{kn} – векторы параметров моделей. Через Y_{kn} обозначим МГ-наблюдения, приходящиеся на соответствующую локальную прямоугольную область

$$S(Y_{kn}, c_{kn}) = \sum_{i=N_{1k}}^{N_{2k}} \sum_{j=N_{1n}}^{N_{2n}} (Y(i, j) - Y_M(c_{kn}, i, j))^2. \quad (2.4.6)$$

Оптимальные векторы параметров c_{kn}° аппроксимационных скользящих локальных моделей найдем из решений задач минимизации функционалов (2.4.6)

$$c_{kn}^\circ = \arg \{ \min_{c_{kn}} S(Y_{kn}, c_{kn}) \}, \quad k = 1, \dots, m_{01}, \quad n = 1, \dots, m_{02}.$$

Запишем выражения для оптимальных аппроксимационных скользящих локальных моделей $Y_{M, kn}^\circ(\Delta N, N_d, i, j)$ с индексами k, n для различных $\Delta N, N_d$

$$\begin{aligned} Y_{M, kn}^\circ(\Delta N, N_d, i, j) = Y_{M, kn}^\circ(c_{kn}^\circ, \Delta N, N_d, i, j), \quad N_{1k} \leq i \leq N_{2k}, \quad N_{1n} \leq j \leq N_{2n}, \\ Y_{M, kn}^\circ(i, j) = 0, \quad 1 \leq i < N_{1k}, \quad N_{2k} < i \leq N_{01}, \quad 1 \leq j < N_{1n}, \quad N_{2n} < j \leq N_{02}. \end{aligned} \quad (2.4.7)$$

В (2.4.7) применим обозначение для векторов

$$\Delta N^T = (\Delta N_1, \Delta N_2), N_d^T = (N_{d1}, N_{d2}).$$

Результат двумерной фильтрации $Y_{\phi A}^{\circ}(\Delta N, N_d, i, j)$ с использованием оптимальных СЛАМ $Y_{M, kn}^{\circ}(\Delta N, N_d, i, j)$ и ФВУ $E_{kn}(i, j)$ сформируем в виде общего выражения двойной суммы

$$Y_{\phi A 2}^{\circ}(\Delta N, N_d, i, j) = \sum_{k=1}^{m_{01}} \sum_{n=1}^{m_{02}} E_{kn}(i, j) Y_{M, kn}^{\circ}(\Delta N, N_d, i, j). \quad (2.4.8)$$

Выражение для ФВУ $E_{kn}(i, j)$ на основе формулы (2.4.8) зависит от индексов k, n . Конкретный вид этой функции может быть найден с учетом особенностей исходной функции и статистических характеристик погрешностей.

Рассмотрим фильтрацию на основе частного случая, связанного с формированием ФВУ $E(i, j)$, не зависящей от индексов k, n . С этой целью произведем подсчет целого числа $E_0(i, j)$ рассматриваемых скользящих моделей, соответствующих каждому сочетанию индексов i, j . Введем единичные функции $E_{kn}(i, j)$ для скользящих прямоугольников, как и в случае (2.4.5)

$$E_{kn}(i, j) = 1, N_{1k} \leq i \leq N_{2k}, N_{1n} \leq j \leq N_{2n} \\ E_{kn}(i, j) = 0, 0 \leq i < N_{1k}, N_{2k} < i \leq N_{01}, 0 \leq j < N_{1n}, N_{2n} < j \leq N_{02}.$$

Осуществим суммирование единичных функций, вычислим ФВУ $E(i, j)$, физический смысл которой в рассматриваемом случае аналогичен для (2.3.5)

$$E_0(i, j) = \sum_{k=1}^{m_{01}} \sum_{n=1}^{m_{02}} E_{kn}(i, j), E(i, j) = 1 / E_0(i, j). \quad (2.4.9)$$

Результат фильтрации шумов на основе предложенных ФВУ частного вида для двумерных функций МГ-наблюдений с применением аппроксимационных скользящих локальных моделей (2.4.7) и весовых коэффициентов (2.4.9) сформируем в виде следующего соотношения

$$Y_{\phi A}^{\circ}(N, N_d, i, j) = E(i, j) \sum_{k=1}^{m_{01}} \sum_{n=1}^{m_{02}} Y_{M, kn}^{\circ}(N, N_d, i, j), i=1, \dots, N_{01}, j=1, \dots, N_{02}. \quad (2.4.10)$$

Предложенный метод фильтрации сформируем в виде системы локальных прямоугольников, решении задач построения СЛАМ (2.4.6, 2.4.7), вычислении ФВУ (2.4.9) и реализации взвешенного усреднения для получения результата фильтрации (2.4.10).

Модель наблюдений на основе случайных пуассоновских чисел. Рассмотрим локальный прямоугольник $i = 1, \dots, \Delta N_1, j = 1, \dots, \Delta N_2$, на котором определим пуассоновские случайные числа $W_p(\lambda(i, j))$ с параметром интенсивности в виде исходной двумерной функции $\lambda(i, j) = Y_0(i, j)$. Модель для локальных наблюдений $Y(i, j)$ в данном случае примем в следующем виде, почти аналогичном (2.3.1)

$$Y(i, j) = W_p(\lambda(i, j)), \lambda(i, j) = Y_0(i, j).$$

Задача состоит в том, чтобы по наблюдениям $Y(i, j)$ вычислить результат двумерной фильтрации – найти оценку исходной функции $Y_{\Phi A2}(i, j) = Y_0^o(i, j)$ для индексов $i = 1, \dots, \Delta N_1, j = 1, \dots, \Delta N_2$.

Поскольку наблюдения являются локальными, то вполне допустимо предположение, что функция $\lambda(i, j) = Y_0(i, j)$ на данном локальном прямоугольнике меняется незначительно. Вследствие данного предположения, результат фильтрации $Y_{\Phi A2}(i, j)$ представим в виде кусочно-постоянной функции

$$\frac{1}{\Delta N_1 \Delta N_2} \sum_{i=1}^{\Delta N_1} \sum_{j=1}^{\Delta N_2} Y(i, j) = Y_0^o, \quad Y_{\Phi A}(i, j) = Y_0^o, \quad i = 1, \dots, \Delta N_1, \quad j = 1, \dots, \Delta N_2.$$

Перейдем к прямоугольнику со сторонами N_1, N_2 , определим на нем систему скользящих локальных прямоугольников с размерами $\Delta N_1, \Delta N_2$ и шагами скольжения N_{d1}, N_{d2} ; к скользящим локальным прямоугольникам с индексами k, n принадлежат точки i, j , удовлетворяющие неравенствам $N_{1k} \leq i \leq N_{2k}, N_{1n} \leq j \leq N_{2n}$. Значения $N_{1k}, N_{2k}, N_{1n}, N_{2n}$ и целочисленные параметры $m_{01}, m_{02}, N_{01}, N_{02}$, найдем из формул (2.4.4) и (2.4.5).

Определим двумерные скользящие локальные аппроксимационные модели в виде констант $Y_M(c_{kn}, i, j) = Y_{0, kn}$ и последовательность скользящих локальных функционалов $S(Y_{kn}, Y_{0, kn})$, аналогичных (2.4.2), где c_{kn} – векторы параметров моделей; через Y_{kn} обозначим МГ-наблюдения, приходящиеся на соответствующую локальную прямоугольную область

$$S(Y_{kn}, Y_{0, kn}) = \sum_{i=N_{1k}}^{N_{2k}} \sum_{j=N_{1n}}^{N_{2n}} (Y(i, j) - Y_{0, kn})^2. \quad (2.4.11)$$

В результате минимизации (2.4.11) вычислим оптимальные локальные кусочно-постоянные оценки $Y_{0, kn}^o, k = 1, \dots, m_{01}, n = 1, \dots, m_{02}$. Для локальных интервалов имеет место $Y_{0, kn}^o(i, j) = Y_{0, kn}^o$, вне локальных интервалов имеет место равенство нулю для локальных моделей $Y_{0, kn}^o(i, j) = 0$. Реализуем скользящее суммирование, сформируем функции оценок

$$\sum_{k=1}^{m_{01}} \sum_{n=1}^{m_{02}} Y_{0, kn}^o(i, j) = Y_0^o(i, j), \quad i = 1, \dots, N_{01}, j = 1, \dots, N_{02}.$$

Вычислим результат аппроксимационной двумерной фильтрации наблюдений $Y_{\Phi A2}(i, j)$ на основе двумерных СЛАМ и ФВУ

$$Y_{\Phi A}(i, j) = W_0(i, j) Y_0^o(i, j), \quad i = 1, \dots, N_{01}, j = 1, \dots, N_{02}.$$

2.4.3. Алгоритм фильтрации на основе двумерных скользящих локальных кусочно-линейных аппроксимационных моделей и функций взвешенного усреднения

Рассмотрим двумерную кусочно-линейную аппроксимационную модельную функцию $Y_M(c, i, j) = c_1 i + c_2 j + c_3$, $c^T = (c_1, c_2, c_3)$, определенную на прямоугольнике $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$. Сформируем двумерный функционал

$$S(Y, c) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(i, j) - c_1 i - c_2 j - c_3)^2.$$

Оптимальные значения параметров $c^0 = (c^0_1, c^0_2, c^0_3)^T$ аппроксимационной модели найдем из необходимых условий экстремума сформированного функционала

$$\frac{\partial S(Y, c)}{\partial c_l} = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(j, i) - c_1 i - c_2 j - c_3) d_l = 0, \\ l = 1, 2, 3, d_1 = -i, d_2 = -j, d_3 = -1. \quad (2.4.12)$$

Условия (2.4.12) представляют собой систему линейных уравнений третьего порядка $Ac^0 = b$. Запишем выражения для коэффициентов α_{rs} , $r, s = 1, 2, 3$, матрицы A и коэффициентов β_r , $r = 1, 2, 3$, вектора β

$$\alpha_{11} = N_2 \sum_{i=1}^{N_1} i^2, \alpha_{12} = \left(\sum_{i=1}^{N_1} i^2 \right) \left(\sum_{j=1}^{N_2} j^2 \right), \alpha_{13} = N_2 \sum_{i=1}^{N_1} i, \alpha_{21} = \alpha_{12}, \alpha_{22} = N_1 \sum_{j=1}^{N_2} j^2, \\ \alpha_{23} = N_1 \sum_{j=1}^{N_2} j, \alpha_{31} = \alpha_{13}, \alpha_{32} = \alpha_{23}, \alpha_{33} = N_1 N_2, \quad (2.4.13) \\ \beta_1 = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j) i, \beta_2 = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j) j, \beta_3 = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j).$$

Для модифицированного исходного прямоугольника оптимальные скользящие двумерные локальные кусочно-линейные аппроксимационные модельные функции $Y^0_{M, kn}(i, j)$ для индексов k, n с использованием (2.4.12), (2.4.13) представим следующим образом

$$Y^0_{M, kn}(i, j) = c^0_{1kn} i + c^0_{2kn} j + c^0_{3kn}, 1, N_{1k} \leq i \leq N_{2k}, N_{1n} \leq j \leq N_{2n} \\ Y^0_{M, kn}(i, j) = 0, 1 \leq i < N_{1k} - 1, N_{2k} < i, 1 \leq j < N_{1n} - 1, N_{2n} < j. \quad (2.4.14)$$

Результат фильтрации шумов на основе частного подхода со взвешенным усреднением с помощью весовых коэффициентов (2.4.9) представим соотношением для $Y^0_{\Phi A}(\Delta N, N_d, i, j)$

$$Y^0_{\Phi A}(\Delta N, N_d, i, j) = E(i, j) \sum_{k=1}^{m_{01}} \sum_{n=1}^{m_{02}} Y^0_{M, kn}(i, j), i=1, \dots, N_{f1}, j=1, \dots, N_{f2}. \quad (2.4.15)$$

Работа предложенного алгоритма двумерной фильтрации зависит от параметров $\Delta N_1, \Delta N_2, N_{d1}, N_{d2}$. Рассмотрим оптимизацию параметров алгоритма; для упрощения вычислений примем $\Delta N_1 = \Delta N_2 = \Delta N, N_{d1} = N_{d2} = N_d$. Образует функцию разностей, которую обозначим как $\Delta Y_0(\Delta N, N_d, i, j)$

$$\Delta Y_0(\Delta N, N_d, i, j) = Y^0_{\Phi A2}(\Delta N, N_d, i, j) - Y(i, j), i = 1, \dots, N_{01}, j = 1, \dots, N_{02}.$$

Осуществим центрирование этой функции – обеспечим равенство нулю ее среднего значения

$$\Delta Y(\Delta N, N_d, i, j) = \Delta Y_0(\Delta N, N_d, i, j) - 1 / (N_{f1} N_{f2}) \sum_{s=1}^{N_{01}} \sum_{r=1}^{N_{02}} \Delta Y_0(\Delta N, N_d, s, r).$$

Результат фильтрации $Y_{\phi A}^o(\Delta N, N_d, i, j)$, зависящий от параметров – размере сторон локальных прямоугольников и шага скольжения, сформирован путем выбора $\Delta N, N_d$ таким образом, чтобы центрированная двумерная функция разности $\Delta Y(N, N_d, i, j)$, очевидно, в максимальной степени была бы подобна дискретному двумерному белому шуму. Вычислим оценку двумерной автокорреляционной функции для центрированной функции разности

$$R_{\Delta Y, \Delta Y}(n, m, \Delta N, N_d) = \frac{1}{(N_{f1} - n)(N_{f2} - m)} \sum_{i=1}^{N_{f1}-n} \sum_{j=1}^{N_{f2}-m} \Delta Y_0(\Delta N, N_d, i, j) \Delta Y_0(\Delta N, N_d, i+n, j+m). \quad (2.4.16)$$

На основе оценки $R_{\Delta Y, \Delta Y}(n, m, \Delta N, N_d)$ запишем функционал, с использованием которого реализуем выбор оптимальных параметров $\Delta N, N_d$. Очевидно, при выполнении неравенств

$$R_{\Delta Y, \Delta Y}(0, 0, \Delta N, N_d) \gg R_{\Delta Y, \Delta Y}(n, m, \Delta N, N_d)$$

$$\text{для любых } n = 1, \dots, N_0, m = 1, \dots, N_0,$$

где N_0 – заданное число точек, функция остатков может считаться подобной двумерному дискретному белому шуму. Запишем выражение для функционала $\rho(\Delta N, N_d, N_0)$

$$\rho(\Delta N, N_d, N_0) = \frac{R_{\Delta Y, \Delta Y}(0, 0, \Delta N, N_d)}{\frac{1}{N_0^2} \sum_{n=1}^{N_0} \sum_{m=1}^{N_0} |R_{\Delta Y, \Delta Y}(n, m, \Delta N, N_d)|}. \quad (2.4.17)$$

При заданных $N_{\min}, N_{\max}$ максимизация (2.4.17) по $N_{\min} \leq \Delta N \leq N_{\max}, N_d < \Delta N$, очевидно, позволит обеспечить выбор оптимальных значений параметров $\Delta N^o, N_d^o$ алгоритма фильтрации

$$(\Delta N^o, N_d^o) = \arg \{ \max_{N, N_d < N} \rho(\Delta N, N_d, N_0) \}. \quad (2.4.18)$$

Отыскание $\Delta N^o, N_d^o$ по (2.4.18) сводится к дискретному перебору; число необходимых для этого вычислений N_c функционала (2.4.17) может быть оценено на основе неравенства $N_c \leq (N_{\max} - N_{\min} + 1)^2$; в нашем случае, когда $N_{\max} \approx 10$, имеет место ограничение по числу вычислений – $N_c \approx 100$; может быть сделан вывод о малых затратах времени, требуемых на реализацию перебора.

Рассматривалось вычисление оптимальных параметров предложенного алгоритма фильтрации. Были сформированы наборы параметров: $N = 3, N_d = 1, 2$; $N = 4, N_d = 1, 2, 3$; $N = 5, N_d = 1, 2, 3, 4$; $N = 6, N_d = 1, 2, 3, 4, 5$; $N = 7, N_d = 1, 2, 3, 4, 5, 6$. Для вариантов сочетаний N и N_d из сформированных наборов производились вычисления двумерной автокорреляционной функции $R_{\Delta Y, \Delta Y}(n, m, \Delta N, N_d)$ по (2.4.16). Задавалось значение $N_0 = 15$ для вычисления функционала $\rho(N, N_d, N_0)$ по (2.4.17).

Производилось решение задачи максимизации функционала (2.4.17) с использованием поискового метода перебора. Были найдены оптимальные значения параметров $N^0 = 4$, $N_d^0 = 1$ алгоритма фильтрации. При таких параметрах двумерная функция остатков оказалась почти подобной дискретному двумерному белому шуму.

2.4.4. Тестирование алгоритма двумерной фильтрации на модельных МГ-наблюдениях

Разработанный алгоритм двумерной СЛАМ и ФВУ-фильтрации был протестирован на модельных МГ-наблюдениях. Имитация распределения интенсивностей мюонных потоков по азимутальным и зенитным углам и фактически выполнение роли АФ реализовывалось с помощью модельной двумерной функции $A_{FM}(i, j)$, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$. Эта функция с определенными допущениями записана в виде суммы

$$A_{FM}(i, j) = A_{0R}(i, j) + \sum_{s=1}^5 A_{sR}(i, j). \quad (2.4.19)$$

Первое слагаемое суммы (2.4.19) имитировало основную составляющую для $A_{FM}(i, j)$, включающей учет усредненного затухания ПМ в атмосфере Земли. Параметры A_0 , α , $\Delta\theta$ для $A_{0R}(i, j)$ задавались

$$A_{0R}(i, j) = A_0 \cos^\alpha \Delta\theta j \sin \Delta\theta j, \quad j = 1, \dots, N_2.$$

Второе слагаемое суммы (2.4.19) имитировало действие дополнительных составляющих для $A_{FM}(i, j)$ в виде всплесков, обусловленных конструктивными особенностями МГ, параметры $\Delta\varphi$, A_s , α_s , i_s , $s = 1, \dots, 5$ для $A_{sR}(i, j)$ задавались

$$A_{0R}(i, j) = A_s \exp(-\alpha_s (\Delta\varphi (i - i_s))^2), \quad i = 1, \dots, N_1.$$

Модельная двумерная функция $Y_M(i, j)$ представлялась в виде случайных некоррелированных чисел, распределенных по пуассоновскому закону $W_p(\lambda)$ с математическим ожиданием и дисперсией $\lambda(i, j)$, пропорциональной величине $A_{FM}(i, j)$. Модель МГ-наблюдений $Y_M(i, j)$ в данном случае принималась в следующем виде, по аналогии с (2.3.1); σ_0 – задаваемый коэффициент пропорциональности

$$Y_M(i, j) = W_p(\lambda), \quad \lambda(i, j) = \sigma_0 A_{FM}(i, j). \quad (2.4.20)$$

Для расчетов $Y_M(i, j)$ были приняты следующие значения для параметров: $N_1 = 90$, $N_2 = 76$, $A_0 = 1.2$, $\alpha = 3.8$, $\Delta\theta = (4/180)\pi$, $\Delta\varphi = (1/180)\pi$, $A_s = 0.05$, $\alpha_s = 0.6574 \times 10^{-4}$, $s = 1, \dots, 5$, $i_1 = 1$, $i_2 = 22.5$, $i_3 = 45$, $i_4 = 66.5$, $i_5 = 90$, $\sigma_0 = 50$. Для работы алгоритма фильтрации назначались $\Delta N = 5$, $N_d = 1$.

На рис. 2.4.1а,б,в,г помещены 3D-графики исходной модельной аппаратной функции $A_{FM}(i, j)$, модельной функции МГ-наблюдений $Y_M(i, j)$ (2.4.20) в виде случайных пуассоновских чисел, отфильтрованной модельной функции МГ-наблюдений $Y_{\Phi A,1}(i, j)$ на основе скользящих локальных аппрок-

симуляционных кусочно линейных моделей и отфильтрованной модельной функции $Y_{\Phi A,2}(i, j)$ на основе локальных кусочно-постоянных аппроксимационных моделей.

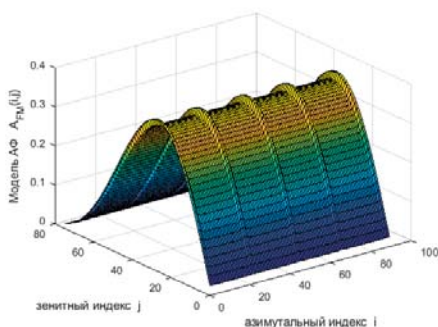


Рис. 2.4.1а. 3D-график модельной аппаратной функции $A_{FM}(i, j)$

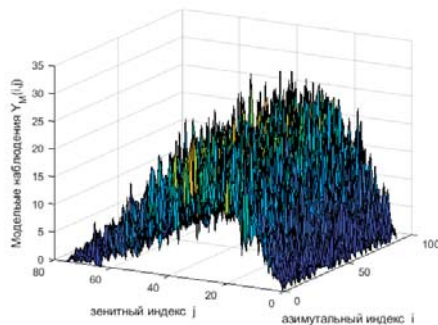


Рис. 2.4.1б. 3D-график модельных пуассоновских чисел $Y_M(i, j)$

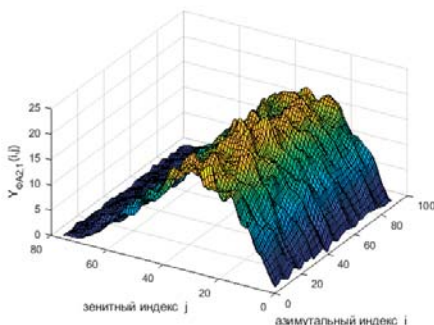


Рис. 2.4.1в. 3D-график отфильтрованных наблюдений модельных пуассоновских чисел двумерные кусочно-линейные аппроксимационные модели $Y_{\Phi A,1}(i, j)$

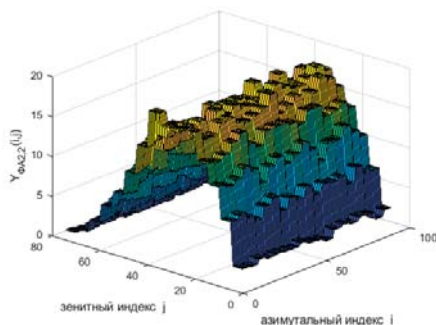


Рис. 2.4.1г. 3D-график отфильтрованных наблюдений модельных пуассоновских чисел двумерные кусочно-постоянные аппроксимационные модели $Y_{\Phi A,2}(i, j)$

Видно из рис. 2.4.1в,г, что фильтрация пространственных шумов использованными скользящими локальными кусочно-линейными и кусочно-постоянными моделями была осуществлена в достаточной степени успешно.

Анализ рис. 2.4.1 позволил сделать вывод об удовлетворительной эффективности предложенного алгоритма фильтрации для снижения шумов и возможностью определения областей с ЛА с измененными интенсивностями ПМ, связанных с Форбуш-эффектами.

2.4.5. Оценивание погрешностей алгоритма двумерной фильтрации

Оценивание погрешностей разработанного алгоритма двумерной фильтрации было произведено на модельных МГ-наблюдениях с применением метода статистических испытаний. Для модельных МГ-наблюдений использовались реализации исходной двумерной функции $Y_{MS}(i, j)$ из (2.4.20),

$s = 1, \dots, S_0$, S_0 – число реализаций. Параметры для моделирования брались из п.п.2.4.4.

Реализации с выхода алгоритма фильтрации в виде модельных двумерных массивов, зависящих от параметров N , N_d , обозначались как $Y_{\Phi_{42,s}}(N, N_d, i, j)$. Находилась оценка с.к.з. погрешности фильтрации $\sigma^\circ(N, N_d)$ с помощью формулы суммы

$$(\sigma^\circ(N, N_d))^2 = \frac{1}{S_0} \sum_{s=1}^{S_0} \frac{1}{N_{01} N_{02}} \sum_{i=1}^{N_{01}} \sum_{j=1}^{N_{02}} (Y_{Ms}(i, j) - Y_{\Phi_{42,s}}^\circ(N, N_d, i, j))^2. \quad (2.4.21)$$

Реализовывался перебор значений параметров: параметр N с дискретным шагом 1 изменялся от значения 3 до значения 7, параметр N_d с дискретным шагом изменялся от значения 1 до значения 3. Вычислялись относительные погрешности двумерной фильтрации, где знаменатель σ представлял собой максимальное значение с.к.з. при реализации перебора

$$\varepsilon(N, N_d) = \sigma^\circ(N, N_d) / \sigma.$$

Результаты статистического моделирования алгоритма фильтрации с $S_0 = 100$ в виде оценок относительных погрешностей двумерной фильтрации $\varepsilon(N, N_d)$ зависели от размеров локальных квадратов N и шагов скольжения N_d . Анализ результатов показал, что существуют оптимальные значения указанных параметров, доставляющие минимум для оценок относительных погрешностей. Статистическое моделирование позволило заключить, что предложенный алгоритм фильтрации при оптимальных значениях параметров обеспечивает снижение с.к.з. погрешностей в среднем в 2–2.5 раза по сравнению с с.к.з. алгоритма фильтрации с неоптимальными значениями параметров.

Производилось сравнительное оценивание погрешностей предложенного алгоритма двумерной фильтрации и алгоритмов, реализующих традиционные варианты двумерной фильтрации. Для модельных МГ-наблюдений использовалась исходная двумерная функция из (2.4.19); реализовывались статистические испытания. Оценивание с.к.з. погрешности фильтрации σ_Φ производилось на основе соотношения, аналогичного (2.4.21), где $Y_{\Phi_s}(i, j)$ – результат фильтрации, S – номер реализации

$$\sigma_\Phi^2 = \frac{1}{S_0} \sum_{s=1}^{S_0} \frac{1}{N_{01} N_{02}} \sum_{i=1}^{N_{01}} \sum_{j=1}^{N_{02}} (Y_{Ms}(i, j) - Y_{\Phi_s}(i, j))^2.$$

Сравнивались величины с.к.з. σ_Φ с величиной с.к.з. $\sigma^\circ(N^\circ, N_d^\circ)$, формировались оценки относительной погрешности $\varepsilon_\Phi = \sigma_\Phi / \sigma^\circ(N^\circ, N_d^\circ)$.

Осуществлялась фильтрация модельных МГ-наблюдений с помощью традиционного двумерного низкочастотного КИХ-фильтра, устраняющего высокочастотные составляющие. Из комплекса [111] использованы программы filter2 и fspecial для осуществления указанной фильтрации. Для фильтра задавались относительные частоты среза $W_{C1} = 0.1$, $W_{C2} = 0.2$, $W_{C3} = 0.3$ с целью формирования необходимых характеристик КИХ-фильтра. Вычислялись величины относительных погрешностей $\varepsilon_{\Phi, c1} = 0.51$, $\varepsilon_{\Phi, c2} = 0.54$, $\varepsilon_{\Phi, c3} = 0.61$. Значительное превышение с.к.з. погрешности

КИХ-фильтра по отношению к погрешностям предлагаемой фильтрации обусловлены малыми размерами областей, где определены модельные МГ-наблюдения.

Была реализована фильтрация модельных МГ-наблюдений с помощью традиционного двумерного медианного фильтра. Для фильтрации использовалась программа `medfilt2` из комплекса [111]. Задавались апертуры медианного фильтра $N_{a1} = 3$, $N_{a2} = 5$, $N_{a3} = 7$. Были вычислены величины относительных погрешностей $\varepsilon_{\phi,a1} = 0.39$, $\varepsilon_{\phi,a2} = 0.43$, $\varepsilon_{\phi,a3} = 0.49$. Превышение с.к.з. погрешности медианного фильтра по отношению к погрешностям предлагаемой фильтрации обусловлено сглаживанием резких изменений исходной функции.

2.4.6. Тестирование алгоритма двумерной фильтрации на экспериментальных МГ-наблюдениях

Предложенный метод и алгоритм двумерной аппроксимационной СЛАМ и ФВУ-фильтрации был протестирован на экспериментальных минутных МГ-наблюдениях. Указанные наблюдения были зарегистрированы 15.08.2014 г., время 13.00 [54]. Цель фильтрации состояла в устранении высокочастотных пространственных шумов с целью обеспечения возможности выявления двумерных областей с малыми ЛА.

Исходная зашумленная экспериментальная двумерная функция МГ-наблюдений $Y(i, j)$ определена для дискретных индексов $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$. Была сформирована система скользящих локальных интервалов с ΔN , N_d и реализован разработанный соответствующий алгоритм аппроксимационной фильтрации.

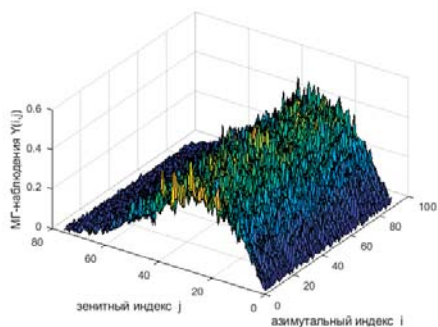


Рис. 2.4.2а. 3D-график исходной экспериментальной двумерной функции МГ-наблюдений $Y(i, j)$

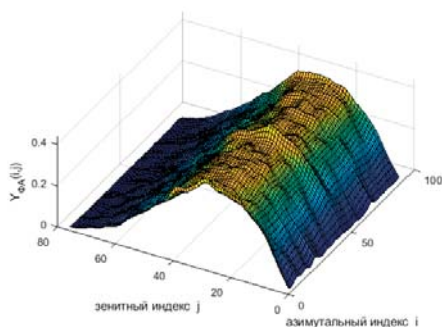


Рис. 2.4.2б. 3D-график результата двумерной аппроксимационной фильтрации $Y_{\phi A}(i, j)$

На рис. 2.4.2а представлен пример 3D-графика исходной экспериментальной двумерной функции МГ-наблюдений $Y(i, j)$; видно, что МГ-наблюдения достаточно сильно зашумлены. На рис. 2.4.2б помещен 3D-график результата скользящей локальной аппроксимационной модельной фильтрации $Y_{\phi A}(i, j)$ для исходной двумерной функции. Из рисунка достаточно убе-

дительно следует реализация существенного снижения шумов; проведенный численный анализ работы предложенного алгоритма позволил установить, что с.к.з. шумов снижались на (50–70)%.

Подробное изложение разработанного метода двумерной фильтрации на основе СЛАМ и ФВУ помещено в публикации [112].

Можно заключить, что разработанные метод и алгоритм двумерной фильтрации, основанные на использовании аппроксимационных скользящих локальных моделей и их взвешенном усреднении, оказались работоспособными. Результаты тестирования предложенного алгоритма двумерной фильтрации на модельных МГ-наблюдениях показали его удовлетворительные возможности по снижению с.к.з. шумов в МГ-наблюдениях.

Разработанный метод двумерной фильтрации с использованием СЛАМ и ФВУ может быть успешно применен для задач анализа МГ-наблюдений и выявления двумерных областей с малыми ЛА.

2.5. Метод снижения уровня высокочастотных шумов в пуассоновских МГ-наблюдениях на основе квазигауссовских фильтров

2.5.1. Необходимые вводные сведения для задачи фильтрации пуассоновских МГ-наблюдений

Целый ряд задач фильтрации высокочастотных шумов в МГ-наблюдениях может потребовать учета их пуассоновости. В п. 1.2 помещены элементарные сведения, касающиеся статистических характеристик наблюдений, распределенных по пуассоновскому закону; далее будем основываться на них. Очевидно, пуассоновские временные ряды являются зашумленными и степень их флуктуаций пропорциональна величине их м.о. В ряде случаев в величинах м.о. может содержаться полезная информация о физических процессах, порождающих пуассоновские МГ-наблюдения. Снижение высокочастотных шумов в пуассоновских наблюдениях представляет собой важную в практическом отношении проблему.

Задача предлагаемого параграфа состоит в разработке процедуры синтеза цифрового низкочастотного квазигауссовского фильтра (КФ), снижающего шумы для пуассоновских наблюдений и реализации оценивания его эффективности на модельных и экспериментальных временных рядах пуассоновских МГ-наблюдений. КФ синтезируется в форме КИХ-фильтра с амплитудно-частотной характеристикой (АЧХ), основанной на аппроксимации гауссовской функции; параметры фильтра находятся с помощью специальной оптимизационной процедуры. Снижение высокочастотных шумов необходимо для решения задач извлечения информации из пуассоновских МГ-наблюдений.

Предполагаемый здесь к синтезу КФ должен удовлетворять трем требованиям:

1. Коэффициент усиления данного цифрового КФ на нулевых частотах должен быть равным единице, для того чтобы не искажались м.о. для МГ-наблюдений в отфильтрованных сигналах.

2. Частота среза и размерность (количество весовых коэффициентов) КФ должны быть малыми для обеспечения оценивания колебаний м.о. для МГ-наблюдений на ограниченных временных интервалах.

3. Весовые коэффициенты КФ должны быть положительными (неотрицательными), для того, чтобы возможные переходные процессы в отфильтрованных пуассоновских МГ-наблюдениях принимали бы только положительные значения – подобное свойство может быть гарантированно обеспечено на основе КИХ-фильтров.

Описание разработанного метода синтеза помещено в публикации [113]. Материалы настоящего параграфа дополняют математическую технологию «count time series», по которой в последние годы появилось определенное количество публикаций [114,115]. Указанная технология ориентирована на статистические задачи цифровой обработки временных рядов целых положительных чисел, включая малые и нулевые числа, которые не в полной мере могут быть рассмотрены на основе традиционных моделей. Разработанная процедура синтеза КФ предназначена для цифровой обработки пуассоновских МГ-наблюдений из базы данных [54].

2.5.2. Постановка задачи синтеза цифрового квазигaussianовского фильтра для снижения шумов во временных рядах пуассоновских наблюдений

Предлагается синтезировать цифровой фильтр (ЦФ) в форме КИХ-фильтра, который описывается следующим разностным уравнением

$$Y_{\phi}(k) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s Y(k-s), \quad k = 1, 2, \dots, \quad (2.5.1)$$

где S_0 – размерность КИХ-фильтра, $a_s, s = 0, 1, \dots, s_0$ – весовые коэффициенты, $Y_{\phi}(k)$ – выходная последовательность – результат фильтрации, $Y(k)$ – входная фильтруемая пуассоновская последовательность, которая имеет вид $Y(-s_0), Y(-s_0+1), Y(-s_0+2), \dots$

Для передаточной функции (ПФ) ЦФ (2.5.1), обозначаемой как $H(j\omega T)$, вводится нормированная частота w , $\omega T = w2\omega\pi$, $0 \leq w \leq 1.0$; производится дискретизация нормированной частоты

$$dw = 1.0/L_0, \quad w_l = dw(l-1), \quad l = 1, \dots, L. \quad (2.5.2)$$

Выражения для ПФ фильтра (2.5.1) и АЧХ для ЦФ в дискретных нормированных частотах $w_l, l = 1, \dots, L$ записываются следующим образом

$$H(jw_l) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s e^{-j2\pi w_l s}, \quad |H(jw_l)| = (H_1(w_l)^2 + H_2(w_l)^2)^{1/2}, \quad (2.5.3)$$

$$H_1(w_l) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s C_s(w_l), \quad H_2(w_l) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s S_s(w_l),$$

где $C_s(\omega T) = \cos(2\pi\omega Ts)$, $S_s(\omega T) = \sin(2\pi\omega Ts)$, $s = 0, 1, \dots, s_0$ – косинусные и синусные гармонические составляющие. Частота среза w_c для АЧХ удовлетворяет равенству

$$0.5 = |H(jw_c)|^2.$$

Достаточно часто синтез ЦФ производится на основе прототипа АЧХ, задаваемой в дискретных частотах w_l , $H_{0l} = |H_0(jw_l)|$, $l = 1, \dots, L$. Выбор $a^T = (a_0, a_1, \dots, a_{s_0})$ вектора весовых коэффициентов низкочастотного синтезируемого КИХ-фильтра должен реализовываться таким образом, чтобы его АЧХ в максимальной степени соответствовала бы прототипу АЧХ. При этом необходимо дополнительно обеспечивать требования:

1. Равенства единице для коэффициента усиления КИХ-фильтра на нулевых частотах ($w_1 = 0$). Данное требование приводит к выполнению равенства, вытекающего из (2.5.3)

$$1 = H(0) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s.$$

2. Реализации малой частоты среза w_c и малых значений размерности s_0 для синтезируемого КИХ-фильтра. Несмотря на определенные различия в традиционных методах синтеза КИХ-фильтров, основанных на методах окна, частотных выборках и обратного ДПФ [64, 77], они во многом сходны и не дают возможности одновременного достижения малых значений частот среза w_c и малых s_0 ; существуют для каждого малого значения размерности предельные реализуемые значения частоты w_c .

3. Положительности весовых коэффициентов (неотрицательности) – $a_s \geq 0$, $s = 0, 1, \dots, s_0$.

Синтез предлагаемого КИХ-фильтра с целью нахождения его весовых коэффициентов a_s° , $s = 0, 1, \dots, s_0$, для перечисленных условий предлагается осуществить на основе решения оптимизационной задачи. В качестве прототипа АЧХ принимается гауссовская функция, которая определяется в дискретных точках w_l , $l = 1, \dots, L$ из (2.5.2)

$$H_0(w_l, w_{c0}) = \exp(-(w_l/w_{c0})^2), \quad l = 1, \dots, L, \quad (2.5.4)$$

где параметр w_{c0} связан с частотой среза w_c в соответствии с равенством

$$(0.5)^{1/2} = \exp(-(w_l/w_{c0})^2), \quad w_{c0} = w_c / (\ln 2)^{1/2}.$$

Оптимизируемый функционал записывается следующим образом

$$S_0(H_0, a) = \sum_{l=1}^L \left[\left(\sum_{s=0}^{s_0} a_s C_s(w_l) \right)^2 + \left(\sum_{s=0}^{s_0} a_s S_s(w_l) \right)^2 - H_0^2(w_l, w_{c0}) \right]^2. \quad (2.5.5)$$

Отыскание весовых коэффициентов синтезируемого КИХ-фильтра, который вполне можно определить квазигауссовским, реализуется на основе минимизации функционала (2.5.5) путем решения задачи нелинейного программирования

$$a^\circ = \arg \left\{ \min_{a_s \geq 0, s=0, 1, \dots, s_0} S_0(H_0, a) \right\}. \quad (2.5.6)$$

Для синтезированного квазигауссовского КИХ-фильтра АЧХ обозначается как $H_g = H_g(w, w_{cg}, a^\circ) = |H_g(jw, w_{cg}, a^\circ)|$, где w_{cg} – его частота среза.

Нахождение минимума функционала (2.5.5), (2.5.6), целесообразно осуществлять на основе прямых минимизационных процедур нулевого порядка. Однако из-за того, что функционал (2.5.5) является многоэкстремальным, традиционные прямые методы, такие как, например, покоординатный спуск, метод Хука-Дживса, метод случайного спуска и т.д. [116], не обеспечивают эффективного нахождения минимума. Указанные методы, как правило, приводят к «застреванию» поисковых процедур в локальных минимумах.

2.5.3. Синтез цифрового квазигауссовского фильтра

Реализацию синтеза предполагаемого КФ в форме КИХ-фильтра осуществим на основе алгоритма стохастического поиска глобального минимума, имитирующего процесс «отжига» [117–119]. Здесь используем программный модуль `simulannealbnd.mat` из Global Optimization Toolbox Matlab [120].

Для функционала (2.5.5) введем новые переменные $u_{s-1} = a_s$, $s = 1, \dots, s_0$, $u^T = (u_0, u_1, \dots, u_{s_0-1})$; определим выражение для весового коэффициента a_0 , которое должно при определенных условиях обеспечить единичный коэффициент усиления

$$a_0 = 1 - \sum_{s=0}^{s_0-1} u_s.$$

Запишем новый функционал $S_1(H_0, u, \lambda)$ со штрафной функцией

$$S_1(H_0, u, \lambda) = S_0(H_0, 1 - \sum_{s=0}^{s_0-1} u_s, u) + \lambda \text{sign}(\sum_{s=0}^{s_0-1} u_s - 1), \quad (2.5.7)$$

где $\text{sign}(x) = 1$ для $x \geq 0$, $\text{sign}(x) = 0$ для $x < 0$. Выбор оптимального вектора u^0 реализуем из задачи минимизации нового функционала

$$u^*(\lambda) = \arg \{ \min_{u \in U} S_1(H_0, u, \lambda) \}, \quad (2.5.8)$$

где ограничивающее множество U назначим в виде многомерного параллелепипеда

$$U = (u_s : 0 \leq u_s \leq 1, s = 0, 1, \dots, s_0-1) \quad (2.5.9)$$

В рассматриваемом случае на коэффициент a_0 не накладываются ограничения и этот коэффициент может принимать значения больше единицы. Последнее обстоятельство преодолеем с помощью штрафной функции и штрафного множителя λ ; на первом этапе решения задачи синтеза штрафной множитель λ назначим эмпирически.

Работу алгоритма имитации «отжига» произведем для переменных, которые принадлежат задаваемому параллелепипеду (2.5.9). Нахождение начального вектора u_1 осуществим путем случайного выбора коэффициентов $0 \leq u_{1,s} \leq 1$, $s = 0, 1, \dots, s_0-1$, таким образом, чтобы обеспечить положительность a_0 и единичный коэффициент усиления.

Решение задачи (2.5.7, 2.5.8) выполним с помощью алгоритма имитации «отжига». Реализуем итерационную процедуру переходов из со-

стояния с номером n в состояние с номером $n + 1$ на основе итерационного соотношения $u_{n+1} = u_n + du_n$ с учетом (2.5.9), где вектор приращений du_n генерируем, исходя из закона нормального распределения $N(0, \sigma_n^2)$, $\sigma_n^2 = T_n = T_0(T_f/T_0)^{((n-1)/(N_f-1))}$, где параметр T_n интерпретируем, как монотонно понижающуюся температуру «отжига», T_0, T_f – задаваемые начальная и конечная температуры, N_f – число итераций. Вычислялась разность $\Delta S = S_1(H_0, u_{n+1}, \lambda) - S_1(H_0, u_n, \lambda)$ и значение вероятности $P(\Delta S) = \exp(-\Delta S/2T_n)$ для $\Delta S > 0$, $P(\Delta S) = 0$ для $\Delta S < 0$ – с вероятностью $P(\Delta S)$ произведем переход из n в $n+1$, в противном случае – не произведем.

Для программного модуля имитации «отжига» назначались параметры начальной и конечной температуры $T_0 = 0.01$, $T_f = 0.01T_0$, $\lambda = 10$ и количество итераций $N_f = 20000$. Для вычислений $H_0 = H(w; w_{c0})$ выбирались параметры прототипа АЧХ (2.5.4) $w_{c0,r} = 0.1 \times r$, $r = 1, \dots, 4$, при этом соответствующие частоты среза оказались равными $w_{c,1} = 0.083$, $w_{c,2} = 0.166$, $w_{c,3} = 0.249$, $w_{c,4} = 0.332$. Принималось $L = 100$ для (2.5.2).

В результате работы модуля `simulannealbnd.mat` были вычислены оптимальные векторы весовых коэффициентов a_r^0 , $r = 1, \dots, 4$ синтезированных низкочастотных квазигауссовских КИХ-фильтров размерности $s_0 = 8$ с использованием прототипов АЧХ с выбранными $w_{c0,r}$. На основе указанных векторов были построены АЧХ

$$H_{gr} = H(w, w_{cg}, a_r^0) = |H(jw, w_{cg}, a_r^0)| \quad (3)$$

для нормированных частот по (2) с $L = 100$. Синтезированные квазигауссовские КИХ-фильтры реализовались с частотами среза $w_{cg,1} = 0.179$, $w_{cg,2} = 0.202$, $w_{cg,3} = 0.251$, $w_{cg,4} = 0.334$. Здесь приведены для сведения полученные численные значения коэффициентов вектора a_2^0 : $a_{2,1}^0 = 0.720$, $a_{2,2}^0 = 0.1288$, $a_{2,3}^0 = 0.1558$, $a_{2,4}^0 = 0.1664$, $a_{2,5}^0 = 0.1874$, $a_{2,6}^0 = 0.1493$, $a_{2,7}^0 = 0.0932$, $a_{2,8}^0 = 0.0473$.

Для сравнения были вычислены АЧХ

$$H_{fr} = Hf(w, w_{cf}, r) = |H(jw, w_{cf}, r)|,$$

где $w_{cf,r}$ частоты среза для КИХ-фильтров с $s_0 = 8$, реализованных на основе программного модуля `fir1.mat` из [65]. Из-за обстоятельства, связанного с предельными частотами среза, оказалось, что в нашем случае частоты среза оказались равными $w_{cf,1} = 0.275$, $w_{cf,2} = 0.305$, $w_{cf,3} = 0.355$, $w_{cf,4} = 0.432$.

На рис. 2.5.1а-г показаны АЧХ $H_0 = H(w; w_{c0})$ в виде сплошных линий – индекс 1; для АЧХ $H_g = H(w; w_{cg})$ синтезированных квазигауссовских КИХ-фильтров показаны пунктирными линиями – индекс 2; АЧХ $H_f = H(w; w_{cf})$ КИХ-фильтров на основе модуля `fir1.mat` означены пунктирными линиями с индексами 3. Видно, что АЧХ для КИХ-фильтров на основе модуля `fir1.mat` расположены правее графиков АЧХ синтезированных квазигауссовских фильтров, что позволяет сделать вывод о том, что с.к.з. отфильтрованных МГ-наблюдений с помощью `fir1.mat`-фильтр будет больше с.к.з. отфильтрованных МГ-наблюдений с помощью синтезированных КФ.

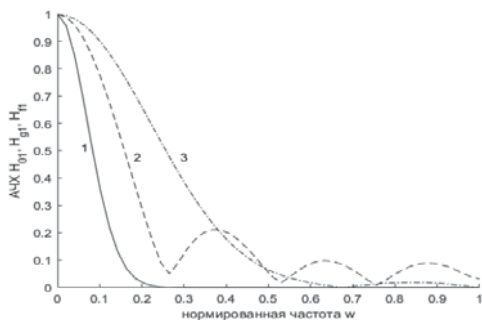


Рис. 2.5.1а. Амплитудно-частотные характеристики: 1 – $H_{01} = H(w, w_{c1})$; 2 – $H_{g1} = H(w, w_{cg,1})$; 3 – $H_{l1} = H(w, w_{cf,1})$

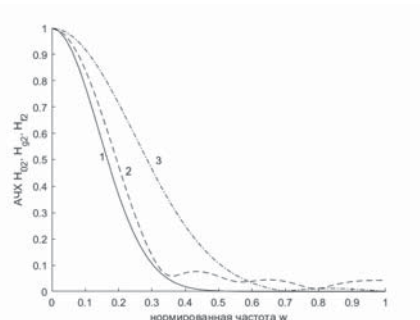


Рис. 2.5.1б. Амплитудно-частотные характеристики: 1 – $H_{02} = H(w, w_{c2})$; 2 – $H_{g2} = H(w, w_{cg,2})$; 3 – $H_{l2} = H(w, w_{cf,2})$

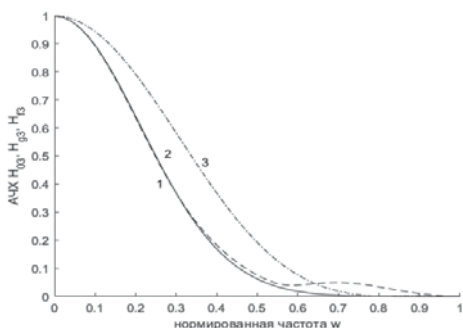


Рис. 2.5.1в. Амплитудно-частотные характеристики: 1 – $H_{03} = H(w, w_{c3})$; 2 – $H_{g3} = H(w, w_{cg,3})$; 3 – $H_{l3} = H(w, w_{cf,3})$

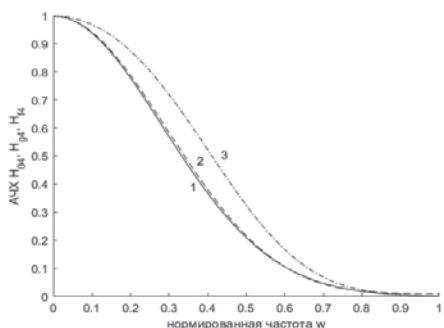


Рис. 2.5.1г. Амплитудно-частотные характеристики: 1 – $H_{04} = H(w, w_{c4})$; 2 – $H_{g4} = H(w, w_{cg,4})$; 3 – $H_{l4} = H(w, w_{cf,4})$

2.5.4. Оценка эффективности квазигауссовского фильтра на модельных и экспериментальных пуассоновских наблюдениях

Оценка эффективности квазигауссовского фильтра производилась на модельных временных рядах пуассоновских наблюдений, которые генерировались с помощью модуля `poissrnd.mat` [121]. Реализовывался метод статистических испытаний [122].

Были сформированы исходные реализации модельных наблюдений $Y_{0,m}(Tk)$, $T = 1$ минута, (60 секунд), $k = 1, \dots, k_{l1}$, m – номер реализации, $m = 1, \dots, M$, M – число реализаций. Задавались следующие значения математических ожиданий $m_{0ps}(n) = 20/2^{n-1}$, $n = 1, \dots, 6$, $k_{l1} = 1500$, $M = 100$. Была произведена нормировка исходных реализаций с учетом установленного модельного временного интервала $T_0 = 57$ секунд –

$$Y_m(k) = Y_{0,m}(k) / T_0, \quad m_{ps}(n) = m_{0ps}(n) / T_0.$$

Для нормированных реализаций вычислялись оценки математических ожиданий m_y^0 и с.к.з. отклонений σ_y^0 по следующим формулам

$$m_y^\circ = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M m_{y,m}^\circ, \quad m_{y,m}^\circ = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^{k_{f1}} Y_m(k),$$

$$D_y^\circ = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M D_{y,m}^\circ, \quad D_{y,m}^\circ = \frac{1}{N-1} \sum_{k=1}^{k_{f1}} (Y_m(k) - m_{y,m}^\circ)^2, \quad \sigma_y^\circ = (D_y^\circ)^{1/2}.$$

(2.5.10)

Расчеты $\sigma_y^\circ(n)$ – оценок с.к.з. в зависимости от мат. ожиданий $m_{ps}(n)$, $n = 1, \dots, 6$ по (2.5.10) помещены на рис. 2.5.2 – линия с индексом 1. Эти оценки можно интерпретировать, как результат применения к реализациям условного фильтра-усреднения. К сформированным нормированным реализациям был применен стандартный КИХ-фильтр, размерности $s_0 = 8$, реализованный на основе модуля fir1.mat; частота среза $w_{cf,2} = 0.305$ (рис.2.5.2) такого фильтра реализовалась в соответствии с его предельными возможностями, обусловленными выбранной малой размерностью. Были произведены процедуры статистических испытаний по (2.5.10) и вычислены оценки $m_{y,f}^\circ(n)$ и с.к.з. $\sigma_{y,f}^\circ(n)$ в зависимости от $m_{ps}(n)$, $n = 1, \dots, 6$. Результаты расчетов $\sigma_{y,f}^\circ(n)$ помещены на рис.2.5.2, линия с индексом 2.

К сформированным реализациям был применен КФ из п.п. 2.5.3, $w_{cg,2} = 0.202$, $s_0 = 8$. Оценивания на основе статистических испытаний производились по (2.5.10), были вычислены оценки $m_{y,g}^\circ(n)$ и с.к.з. $\sigma_{y,g}^\circ(n)$ – индекс 3, рис. 2.5.2

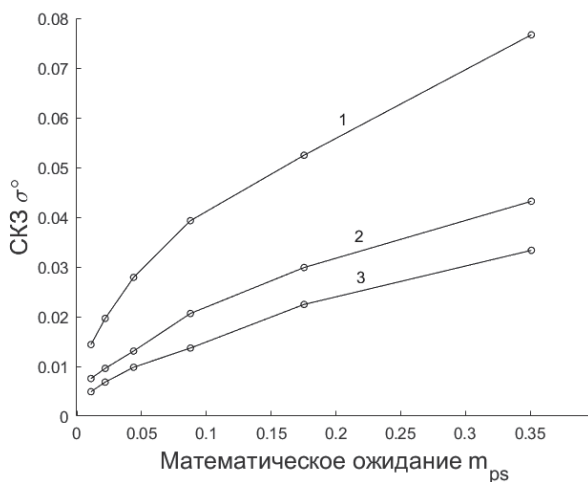


Рис. 2.5.2. Оценки с.к.з. фильтрации $\sigma^{\circ T} = (\sigma_y^\circ, \sigma_{y,f}^\circ, \sigma_{y,g}^\circ)$ в зависимости от нормированных математических ожиданий m_{ps}

Анализ вычисленных оценок $m_y^\circ(n)$, $m_{y,f}^\circ(n)$, $m_{y,g}^\circ(n)$ позволил сделать вывод, что все рассматриваемые фильтры практически не искажают значений математических ожиданий для пуассоновских наблюдений.

Вычисленные оценки с.к.з. $\sigma_y^\circ(n)$, $\sigma_{y,f}^\circ(n)$, $\sigma_{y,g}^\circ(n)$ позволили заключить, что рассмотренные фильтры снижают с.к.з. для отфильтрованных временных рядов. Однако КФ обеспечивает наибольшее снижение с.к.з. Фильтр на основе модуля `fir1` реализует с.к.з. в среднем на (15–20)% больше, чем с.к.з. квазигауссовского фильтра, фильтр-усреднения реализует с.к.з. в среднем в 2–3 раза больше, чем с.к.з. квазигауссовского фильтра. Применение разработанного КФ предпочтительнее.

Оценивание эффективности синтезированных КФ было рассмотрено на экспериментальных МГ-наблюдениях $Y_{MG}(Tk)$, $k = 1, \dots, k_{f2}$ [54].

Для примера были взяты данные, зарегистрированные в течение суток 15.07.2015 г., начальный индекс наблюдения $k = 1$ соответствовал первой минуте указанных суток, 0 час, 0 мин, 0 сек – 0 час, 0 мин, 59 сек., для суток количество наблюдений $k_{f02} = 1440$.

На рис. 2.5.3 представлен фрагмент экспериментальных нормированных пуассоновских МГ-наблюдений $Y_{MG}(Tk)$, $k = 1, \dots, k_{f12}$, $k_{f12} = 600$ (600 минут), представляющих собой измерения интенсивности мюонного потока для заданного телесного угла. Видно, что временной ряд $Y_{MG}(Tk)$ является зашумленным; вычислялись оценки математических ожиданий и с.к.з. $m_{MGy}^\circ = 0.0383$, $\sigma_{MGy}^\circ = 0.0153$ на основе фильтра – усреднения. Оценка с.к.з. соизмерима с оценкой математического ожидания – пуассоновские шумы будут причиной больших погрешностей оценок статистических характеристик.

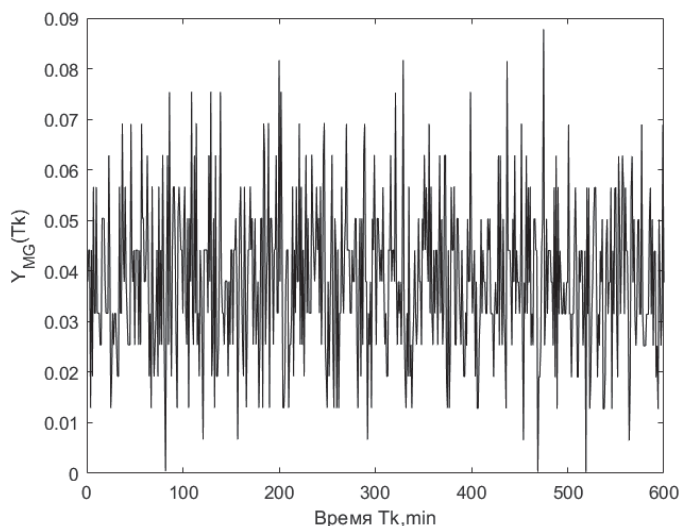


Рис. 2.5.3. Фрагмент временного ряда экспериментальных нормированных пуассоновских МГ-наблюдений $Y_{MG}(Tk)$

К МГ-наблюдениям был применен синтезированный КФ с $w_{cg,2} = 0.202$. На рис. 2.5.4 показан в качестве примера фрагмент $Y_{MG,g}(Tk)$, $k = 1, \dots, k_{f22}$, $k_{f22} = 700$ (700 минут) наблюдений после применения низкочастотного КФ. Получены результаты оценивания $m_{MGy,g}^\circ = 0.0381$, $\sigma_{MGy,g}^\circ = 0.0055$; видно,

что оценка м.о., практически, не изменилась, по сравнению с m_y° , оценка с.к.з. $\sigma_{MGy,g}^\circ$ уменьшилась в ≈ 2.78 раза по сравнению со значением σ_y° для случая фильтра-усреднения.

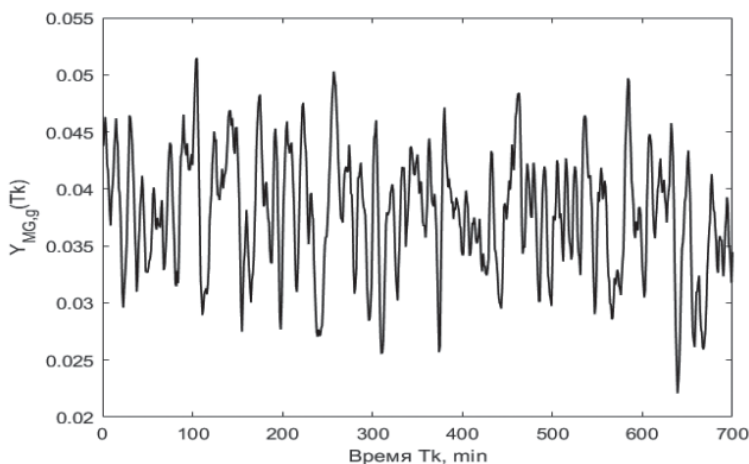


Рис. 2.5.4. Фрагмент временного ряда отфильтрованных МГ-наблюдений $Y_{MG,g}(Tk)$

Рассмотрены возможности использования КФ для задач распознавания кратковременных и малых по величине понижений м.о. в пуассоновских наблюдениях. Для экспериментального временного ряда $Y_{MG}(Tk)$ были сформированы понижения на основе модулирующей функции $\mu(k)$: $\mu(k) = 1$, $k = 1, \dots, k_1$, $\mu(k) = 1 - d\mu$, $k = k_1 + 1, \dots, k_1 + \Delta k$, $\mu(k) = 1$, $k_1 + \Delta k + 1, \dots, k_f$,

$$Y_{MG,\mu}(Tk) = Y_{MG}(Tk)\mu(k), \quad k = 1, \dots, k_{f2},$$

где $d\mu$ – величина понижения, Δk – длительность интервала понижения. Для статистических испытаний брались значения, $k_0 = 300$, $\Delta k(l) = 25 \cdot 2^{l-1}$, $l = 1, \dots, 5$, и $d\mu(m) = 0.02 + 0.01(m-1)$, $m = 1, \dots, 4$. В области понижений оценивались м.о. $m_{MGy,\mu}^\circ(l, m)$ и с.к.з. $\sigma_{MGy,\mu}^\circ(l, m)$ в зависимости от $\Delta k(l)$, $l = 1, \dots, 5$, $d\mu(m)$, $m = 1, 2, 3$ и на их основе вычислялись коэффициенты

$$\varepsilon(l, m) = \sigma_{MGy,\mu}^\circ(l, m) / (m_{GM_y}^\circ - m_{MGy,\mu}^\circ(l, m)), \quad l = 1, \dots, 5, \quad m = 1, \dots, 4.$$

Физический смысл введенных коэффициентов прозрачен. На рис. 2.5.5 изображены графики расчетов оценок $\varepsilon(l, m)$.

Будем считать, что возможность распознавания факта понижения может быть эффективно осуществлена для значений оценки отношений, удовлетворяющих неравенству $\varepsilon(l, m) \leq \varepsilon_0$, где порог $\varepsilon_0 = 0.7 \div 0.8$; пунктиром отмечен порог $\varepsilon_0 = 0.75$. Видно из рис. 2.5.5, что эффективное распознавание достигается при $d\mu = 0.03 \div 0.05$ ((3÷5)%-ных понижений) на временном интервале с $\Delta k = 50 \div 100$ (50÷100) минут. Очевидно, что при использовании fir1-фильтров ухудшается возможность распознавания факта понижения.

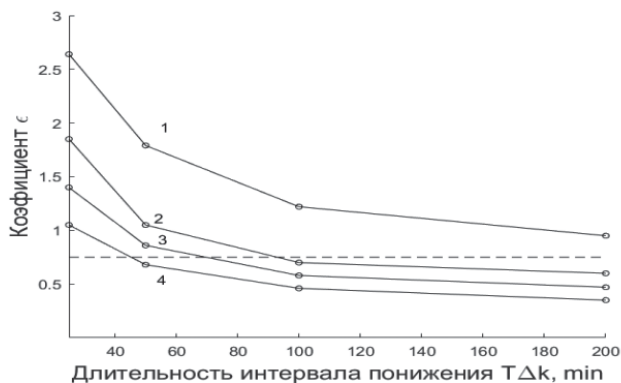


Рис. 2.5.5. Коэффициенты $\epsilon(l, t)$ в зависимости от длительностей и глубины интервалов понижений

Предложенный низкочастотный квазигaussianский КИХ-фильтр позволяет решить задачу эффективного снижения шумов во временных рядах пуассоновских наблюдений. Предложенная процедура синтеза, основанная на применении алгоритма стохастической поисковой минимизации имитации «отжига», вполне дополняет стандартные алгоритмы синтеза КИХ-фильтров, реализованные с помощью методов окна, частотной выборки и обратного дискретного преобразования Фурье. Разработанный КФ может быть успешно применен в задачах оценивания интенсивностей мюонных потоков и цифровой обработки информации датчиков излучений в экспериментальной физике.

Глава 3. Методы распознавания локальных анизотропий потоков мюонов для МГ-наблюдений

3.1. Оценивание модели МГ-аппаратной функции методом статистических испытаний

3.1.1. Аппаратная функция МГ УРАГАН – основные сведения, постановка задачи оценивания АФ

АФ, определенная в п.1.3, является фундаментальной характеристикой для многих классов измерительных приборов. АФ – это функция, устанавливающая линейную связь между величинами на выходе прибора с ее истинными значениями на его входе. Наиболее часто АФ используются как характеристики оптических и оптико-электронных приборов – телескопов, микроскопов, спектральных приборов и т.д. [123,124]. АФ для ряда оптических приборов описываются двумерными функциями распределения освещенности в изображениях от точечных источников излучения.

МГ вполне относится к классу измерительных приборов, описание работы которых адекватно осуществляется на основе АФ. Для мюонной техники, как правило, АФ используются для решения задач интерпретации наблюдений МГ, например, для диагностики экстремальных событий в гелиосфере и геомагнитосфере. При этом следует иметь в виду, что АФ для МГ вносят существенные искажения в измерения величин ПМ, которые необходимо учитывать в расчетах.

Одна из решаемых проблем здесь состоит в получении достаточно точных оценок АФ с целью обеспечения распознавания ЛА.

Повторим п.1.3, представим основные соотношения для описания работы МГ на основе выходной, входной ФРПМ $\Lambda(i, j, Tk)$, $\Lambda_0(i, j, Tk)$, а также $Y(i, j, Tk)$, $Y_0(i, j, Tk)$, и АФ $A(i, j)$. В стационарном случае имеем

$$\Lambda(i, j, Tk) = A(i, j) \Lambda_0(i, j, Tk), Y(i, j, Tk) = A(i, j) Y_0(i, j, Tk).$$

Задача оценивания АФ может решаться на основе трех подходов. Первый подход предполагает экспериментальное определение АФ для МГ-использовании эталонной входной функции и определении соответствующей выходной функции МГ. Однако данный подход существенно проблематичен ввиду отсутствия эталонного источника, дающего изотропный поток мюонов и достаточную статистику. Второй подход предполагает использование выходных МГ-наблюдений, гипотезы о характере входных ФРПМ и структуры модели АФ; данный подход будет рассмотрен в п. 3.2. Третий подход предполагает вычисления АФ на основе использования параметров конструкции МГ, построения математической модели с учетом прохождения мюонных потоков в атмосфере и применения метода статистических испытаний. В рамках настоящего параграфа будем разрабатывать третий подход.

На рис. 3.1.1 для примера помещено 2D-изображение экспериментальной часовой МГ-матрицы – выходной функции $Y(i, j, T_0 n)$, соответствующей времени 03.06.2015, 12:00.00–12:59.00, $T = 1$ час, $k = 61$. Файлы с часовыми МГ-матрицами взяты из базы данных [54].

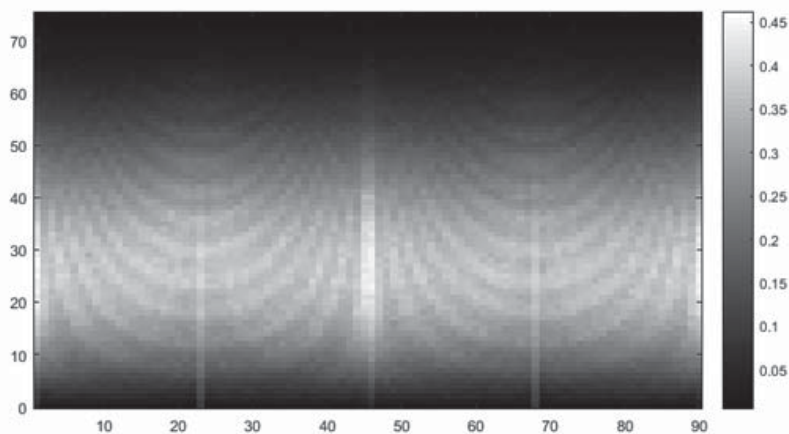


Рис. 3.1.1. Пример 2D-изображения экспериментальной часовой МГ-матрицы $Y(i, j, T_0 n)$

Как правило, минутные МГ-матрицы в значительной степени зашумлены. Из представленного рис. 3.1.1 можно увидеть, что усреднение за 60 минут позволяет проявить «реберную» структуру часовых МГ-матриц. Специфический вид функции $Y(i, j, T_0 n)$ для МГ-матрицы рис. 3.1.1 образуется вследствие действия специфических особенностей конструкции рассматриваемого МГ и возможных ослаблений мюонных потоков при прохождении атмосферы.

Анализ функции $Y(i, j, T_0 n)$ рис. 3.1.1 показывает, что в ней: 1) наблюдаются явные выбросы с 90-градусной периодичностью по азимутальным углам, особенно заметные при малых зенитных углах; 2) присутствует 180-градусная периодичность, отчетливее всего проявляющаяся в области зенитных углов, соответствующих максимальным значениям элементов МГ-матрицы; 3) имеются характерные изгибы линий уровня с образованием рисунка, похожего на рентгеновский снимок грудной клетки.

Здесь ставится задача оценивания АФ $A^\circ(i, j)$ на основе схемы модельной конструкции МГ с учетом ее численных параметров, модельной функции атмосферного ослабления величин ПМ и проведения статистических испытаний [122].

3.1.2. Модельные составляющие АФ, модельная конструкция МГ УРАГАН, модельная функция атмосферного ослабления потоков мюонов

Здесь модель АФ принято подразделять на две составляющие.

Первая составляющая модели АФ учитывает конструктивные элементы, имеющие принципиальное значение. На рис. 3.1.2. приводится схема конструкции МГ УРАГАН с обозначениями осей координат и отдельных геометрических элементов, численные значения которых были взяты из рабочей документации.

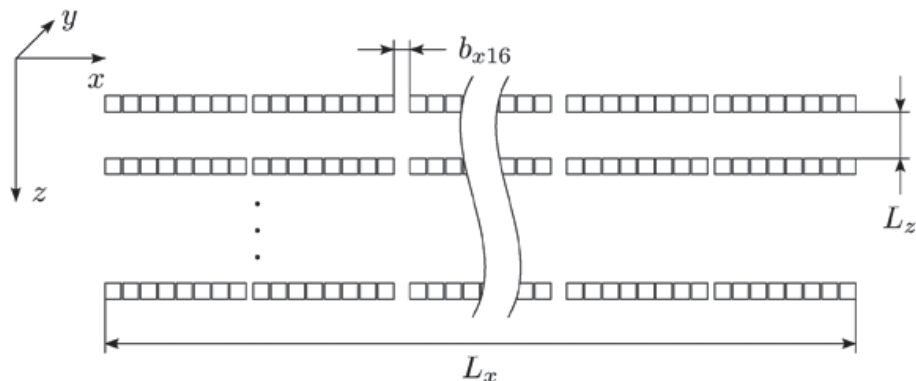


Рис. 3.1.2. Схема модельной конструкции МГ УРАГАН

Основу конструкции МГ, которую следует считать модельной, составляют детекторы, расположенные в $N_{p0} = 8$ параллельных xu -плоскостях, расстояние между которыми составляет $L_z = 55$ мм. В качестве детекторов используются газоразрядные трубки с сечением в виде квадратов с внутренними и наружными размерами $a_{x1} = 8.95$ мм, $a_{x2} = 9.95$ мм и длиной $L_y = 3.5$ м. Внутренняя поверхность трубок покрыта графитом, по центру проходит анодная нить. В каждой плоскости располагаются по $N_T = 320$ трубок, зазоры между трубками, пачками из 8 трубок и сборками из двух пачек (16 трубок) составляют величины $b_x = 0.1$ мм, $b_{x8} = 3.25$ мм, $b_{x16} = 7.72$ мм, ширина конструкции составляет $L_x = 3.492$ м, рис. 1.3.2. Зазоры между трубками представляют собой недетектирующие промежутки. Для предотвращения провисания анодной нити внутри каждой трубки установлены 6 холдеров (держателей) толщиной $g_y = 5$ мм и периодом $g_{y1} = 490$ мм. Холдеры во всех трубках для каждой плоскости образуют шесть недетектирующих промежутков, перпендикулярных зазорам между трубками. Попадая в газоразрядную трубку, мюон вызывает в ней разряд, который быстро затухает. Сигнал от разряда снимается с алюминиевых полос-стрипов, проложенных над и под каждой плоскостью, в которой располагаются трубки. X-стрипы параллельны трубкам, их число равно числу трубок, ширина X-стрипа равна ширине трубки и располагаются они точно над трубками. Y-стрипы, перпендикулярны трубкам, их число равно $N_{ST} = 288$, ширина $a_y = 12$ мм. Расположение Y-стрипов не связано с расположением холдеров. Геометрические параметры модельной конструкции МГ объединяются в вектор

$$c_1^T = (N_{p0}, L_z, a_{x1}, a_{x2}, L_y, N_T, b_x, b_{x8}, b_{x16}, L_x, g_y, g_{y1}, N_{ST}, a_y).$$

Для нахождения номеров сработавших X и Y-стрипов определяются детекторы, через которые проходят треки мюонов. Детектором считается часть газоразрядной трубки между холдерами в форме параллелепипеда. Вводятся пары уравнений плоскостей, между которыми находятся детекторы – 320 пар плоскостей, перпендикулярных оси x , 8 пар плоскостей, перпендикулярных оси z и 7 пар плоскостей, перпендикулярных оси y . Опреде-

ляются участки треков, связанные с плоскостями, перпендикулярными оси z , затем – перпендикулярными оси x , и, наконец, перпендикулярными оси y .

Предполагается, что детектор срабатывает всегда при попадании в него мюона, что является допущением, которое необходимо уточнять. Когда разряд происходит, производится определение стрипов, которые при этом срабатывают. Для X -стрипов происходит срабатывание над детектором, в котором происходит разряд. Для Y -стрипов предполагается, что срабатывание происходит, когда имеет место перекрытие по координате y с участком траектории мюона внутри детектора. Вычисление номеров стрипов и соответствующих плоскостей позволяет помощью метода наименьших квадратов сформировать уравнения прямых для треков и вычислить оценки азимутальных и зенитных углов.

Данное описание модельной конструкции позволяет представить МГ как пространственную в нескольких плоскостях систему состыкованных детектирующих и недетектирующих параллелепипедов, являющейся своеобразной «рамной» конструкцией. Прямое вычисление первой составляющей модели АФ $A_{M1}(i, j, c_1)$, исходя из разработанной геометрии МГ, представляет собой достаточно сложную задачу. Упрощение вычисления функции $A_{M1}(i, j, c_1)$ может быть достигнуто на основе определения фактов регистрации мюонов или фактов нерегистрации мюонов при прохождении их случайных треков через систему указанных параллелепипедов.

Вторая составляющая модели АФ – модельная функция атмосферного ослабления величин ПМ представляется в виде, который является согласованным с экспериментальными данными прохождения мюонных потоков через атмосферу

$$A_{M2}(i, j, c_2) = A_0 \cos^{n_0} \vartheta_j, \quad c_2^T = (A_0, n_0).$$

Значения параметров модели примем равными $A_0 = 1.0$, $n_0 = 2.4$. Отметим, что имеют место некоторые погрешности данной модельной функции при зенитных углах близких к 0° и 76° . На данном предварительном рассмотрении пренебрежем во второй составляющей модели $A_{M2}(i, j, c_2)$ факторами ослаблений интенсивности мюонных потоков, возникающих от сезонных вариаций, флуктуаций атмосферного давления и температуры.

Модель АФ представляется в виде произведения составляющих моделей

$$A_M(i, j, c_1, c_2) = A_{M1}(i, j, c_1) A_{M2}(j, c_2).$$

3.1.3. Оценивание модели АФ для МГ на основе метода статистических испытаний

Для вычисления оценки первой составляющей $A_{M1}(i, j, c_1)$ применим метод статистических испытаний. Рассмотрим определение для индикаторных функций. Пусть $w^T = (\varphi, \theta, x, y)$ – сгенерированный вектор случайных углов и декартовых координат мюонного трека.

Первая индикаторная функция $A_{M1}(i, j, c_1, w)$ относится к выходу МГ. При попадании случайных угловых координат φ, θ трека мюона в телесный угол $\varphi_{j0} \leq \varphi \leq \varphi_{j0} + \Delta\varphi$, $\vartheta_{j0} \leq \vartheta \leq \vartheta_{j0} + \Delta\vartheta$ возможны два события: при регистрации мюона индикаторная функция принимается равной 1 для индексов $i = i_0$,

$j = j_0$ и для остальных индексов $1 \leq i < i_0$, $i_0 < i \leq N_1$, $1 \leq j < j_0$, $j_0 < j \leq N_2$ индикаторная функция принимает нулевое значение; при нерегистрации мюона, благодаря особенностям конструкции, первая индикаторная функция принимается равной 0 для всех индексов $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$. Вторая индикаторная функция $A_{M12}(i, j, c_1, w)$ относится ко входу в МГ. При попадании случайных угловых координат φ, θ трека мюона в аналогичный телесный угол вторая индикаторная функция принимается равной 1 для индексов $i = i_0$, $j = j_0$ и для остальных индексов $1 \leq i < i_0$, $i_0 < i \leq N_1$, $1 \leq j < j_0$, $j_0 < j \leq N_2$, вторая индикаторная функция принимает нулевое значение для $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$. Вычисление индикаторных функций реализуется на основе модельной конструкции для МГ.

Сформируем последовательность случайных векторов $w_s = 1, \dots, S_0$ для статистических испытаний, S_0 – заданное число испытаний. Вычислим первые и вторые индикаторные функции $A_{M11}(i, j, c_1, w_s)$, $A_{M12}(i, j, c_1, w_s)$. Просуммируем вычисленные функции по $s = 1, \dots, S_0$ и произведем деление

$$A_{M11}(i, j, c_1, S_0) = \sum_{s=1}^{S_0} A_{M11}(i, j, c_1, w_s) \quad A_{M12}(i, j, c_1, S_0) = \sum_{s=1}^{S_0} A_{M12}(i, j, c_1, w_s)$$

$$A^\circ_{M1}(i, j, c_1, S_0) = A_{M11}(i, j, c_1, S_0) / A_{M12}(i, j, c_1, S_0). \quad (3.1.1)$$

В числителе и знаменателе (3.1.1) помещены суммы $A_{M11}(i, j, c_1, S_0)$, $A_{M12}(i, j, c_1, S_0)$ – количества зарегистрированных мюонов и попавших на апертуру МГ по направлению i, j при проведении S_0 испытаний. Оценка первой составляющей модели АФ $A^\circ_{M1}(i, j, c_1, S_0)$ естественным образом представится как отношение указанных сумм.

Оценка модели АФ в результате проведения S_0 статистических испытаний выглядит следующим образом

$$A^\circ_M(i, j, c_1, c_2, S_0) = A^\circ_{M1}(i, j, c_1, S_0) A^\circ_{M2}(i, c_2).$$

3.1.4. Алгоритм статистических испытаний и вычисление оценки модели АФ

Рассмотрим алгоритм статистических испытаний, который состоит из восьми арифметических и двух логических блоков. На рис. 3.1.3 изображена его схема.

В блоке 1 производится формирование векторов модельных параметров c_1 , c_2 и параметров $c^T_3 = (S_0, N_{p0})$, регулирующих работу алгоритма статистических испытаний.

В блоке 2 осуществляется формирование входной функции $Y_0(i, j)$, второй составляющей модельной функции $A_{M2}(j, c_2)$, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$, нулевых начальных значений массивов значений первых и вторых индикаторных функций $A_{M11,0}(i, j) = 0$, $A_{M12,0}(i, j) = 0$, $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$, нулевого значения счетчика статистических испытаний $s = 0$. Выход блока 2 подается на вход логического блока 3.

В логическом блоке 3 производится сравнение номера текущего испытания s с заданной величиной S_0 . Для случая $s < S_0$ происходит продолже-

ние работы алгоритма статистических испытаний, управление передается в арифметический блок 4; для $s = S_0$ – управление передается в блок 10.

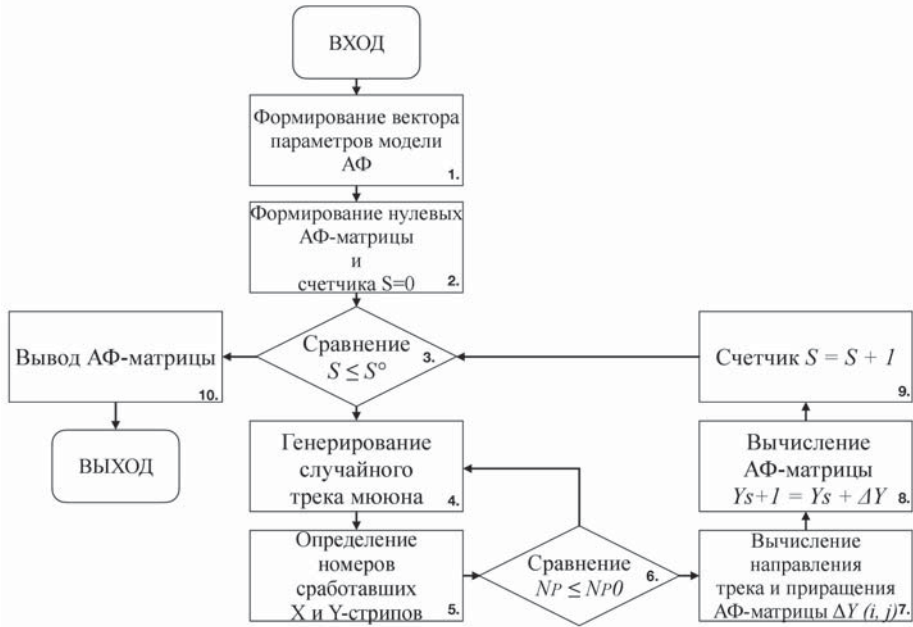


Рис. 3.1.3. Схема алгоритма статистических испытаний

В блоке 4,5 реализуется: 1) генерирование векторов случайных параметров треков мюонов $w = (\vartheta, \varphi, x, y)$ и вычисления треков мюонов, которые представляют собой прямые линии, входящие в верхнюю плоскость МГ под случайными углами ϑ, φ с заданными ограничениями $\vartheta_{\min} \leq \vartheta \leq \vartheta_{\max}$, $\varphi_{\min} \leq \varphi \leq \varphi_{\max}$ и со случайными декартовыми координатами x, y с заданными ограничениями $x_{\min} \leq x \leq x_{\max}$, $y_{\min} \leq y \leq y_{\max}$ на верхней плоскости МГ; 2) вычисление векторов номеров сработавших стрипов и плоскостей; 3) определение числа сработавших плоскостей N_p . Выход блока 5 подается на вход логического блока 6.

В логическом блоке 6 сравниваются величины N_p с заданной величиной N_{p0} ; при выполнении неравенства $N_p < N_{p0}$ управление передается в блок 4, при выполнении неравенства $N_p \geq N_{p0}$ управление передается в блок 7.

В блоке 7, 8, 9 вычисляются углы направлений треков мюонов; первая и вторая индикаторная функция $A_{M11}(i, j, c_1, w_s)$, $A_{M12}(i, j, c_1, w_s)$ с помощью суммирований в соответствии с соотношениями $A_{M11,s+1}(i, j) = A_{M11,s}(i, j) + A_{M11}(i, j, c_1, w_s)$, $A_{M12,s+1}(i, j) = A_{M12,s}(i, j) + A_{M12}(i, j, c_1, w_s)$; производится суммирование счетчика реализаций. Далее управление передается в логический блок 3.

В блоке 10 оцениваются модели АФ

$$A_M^\circ(i, j, c_1, c_2, S_0) = A_{M11}^\circ(i, j, S_0) / A_{M12}^\circ(i, j, S_0) A_{M2}^\circ(i, c_2).$$

Рассмотрим результаты вычисления оценки модели АФ. Взяты значения $S_0 = 6 \times 10^7$, $N_{p0} = 5$ ($S_0 = 10^5$ соответствует 1-минутной МГ-матрице). На рис. 3.1.4 представлено 2D-изображение оценки модели АФ $A^\circ_M(i,j) = A^\circ_M(i,j,c_1,c_2,S_0)$, полученной на основе метода статистических испытаний.

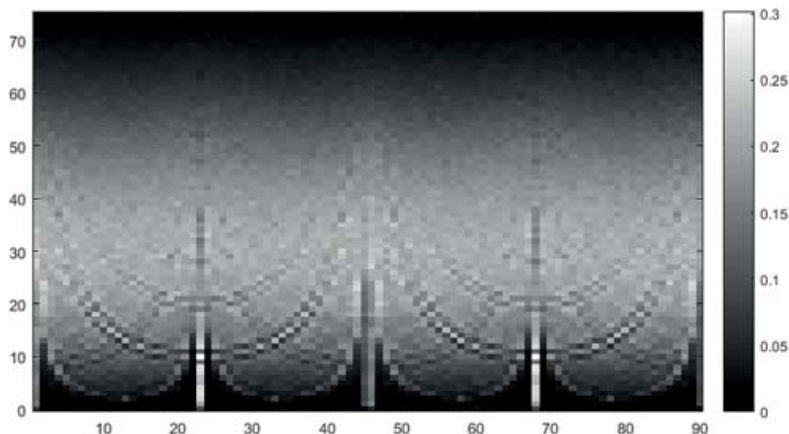


Рис. 3.1.4. Результат вычисления оценки модели АФ $A^\circ_M(i,j)$ по методу статистических испытаний

На рис. 3.1.4 видно, что в полученной оценке АФ повторяются особенности экспериментальной часовой МГ-матрицы примера рис. 3.1.1, что подтверждает достоверность вычисленной оценки модели АФ с помощью предложенных статистических испытаний.

Следует отметить, что рассмотренный здесь алгоритм позволяет вычислять как оценки модели АФ, так результаты выходных минутных или часовых МГ-матриц с помощью изменения вида входной функции распределения интенсивностей $Y_0(i,j)$ и задания S_0 .

Здесь анализ оценки модели АФ $A^\circ_M(i,j,c_1,c_2,S_0)$ производился с целью определения возможности ее использования для распознавания областей с уменьшением интенсивностей потоков мюонов в оценках входных функций. Были сформированы варианты модельных входных функций $Y_{M0,n}(i,j)$ вычислялись минутные и часовые модельные выходные функции $A^\circ_M(i,j,c_1,c_2,S_n)$, $n = 1, 2$, S_n — количество статистических испытаний. Оценки входных функций $A^\circ_{M0}(i,j,c_1,c_2,S_0,S_n)$ базировались на использовании следующей формулы

$$A^\circ_{M0}(i,j,c_1,c_2,S_0,S_n) = A_M(i,j,c_1,c_2,S_n) / A^\circ_M(i,j,c_1,c_2,S_0) \quad (3.1.2)$$

Рассматривался входной изотропный мюонный поток, которому соответствовала модельная входная функция первого варианта $Y_{M0,1}(i,j) = Y_0$ для $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$, где Y_0 — значение интенсивности, равномерной по всем углам. С использованием $Y_{M0,1}(i,j)$ была сформирована минутная модельная выходная функции $A_M(i,j,c_1,c_2,S_1)$, $S_1 = 10^5$. Ее оценка вычислялась на осно-

ве (3.1.2). Проведенный анализ позволил сделать вывод, что для $i = 1, \dots, N_1$, $\bar{j}_1 \leq \bar{j} < \bar{j}_2$, $\bar{j}_1 = 10$, $\bar{j}_2 = 70$, в оценке $A^\circ_{M0}(i, j, c_1, c_2, S_0, S_1)$ имелась равномерная интенсивность по всем углам.

Для индексов $i = 1, \dots, N_1$, $\bar{j}_1 \leq \bar{j} < \bar{j}_2$ вычислялись оценки математического ожидания и с.к.з. для рассматриваемой оценки $Y^\circ_{01}(i, j) = A^\circ_{M0}(i, j, c_1, c_2, S_0, S_1)$

$$m_1^\circ = \frac{1}{N_1(\bar{j}_2 - \bar{j}_1 + 1)} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=\bar{j}_1}^{\bar{j}_2} Y^\circ_{01}(i, j), \quad (\sigma_1^\circ)^2 = \frac{1}{N_1(\bar{j}_2 - \bar{j}_1 + 1) - 1} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=\bar{j}_1}^{\bar{j}_2} (Y^\circ_{01}(i, j) - m_1^\circ)^2. \quad (3.1.3)$$

На основе (3.1.3) найдены значения $m_1^\circ = 1.086$, $\sigma_1^\circ = 0.302$, подтверждающие, что оценка $Y^\circ_{01}(i, j)$ соответствовала в достаточной степени равномерному распределению интенсивности потока мюонов.

Был рассмотрен случай, когда во входном мюонном потоке имело место уменьшение интенсивности для заданной области углов. Модельная входная функция второго варианта $Y_{M0,2}(i, j)$ представлялась в виде $Y_{M0,2}(i, j) = Y_0(1-p)$ для области $i_1 \leq i \leq i_2, j_1 \leq j \leq j_2$ и $Y_{M0,2}(i, j) = Y_0$ для остальных точек $1 \leq i < i_1$, $90 \geq i > i_2$, $\bar{j}_1 \leq \bar{j} < \bar{j}_1$, $70 \geq j > j_2$; были взяты $i_1 = 60$, $i_2 = 75$, $j_1 = 22$, $j_2 = 40$, $p = 0.05$. На основе $Y_{M0,2}(i, j)$ была сформирована часовая модельная выходная функция $Y_M(i, j, c_1, c_2, S_1)$, $S_1 = 6 \times 10^6$.

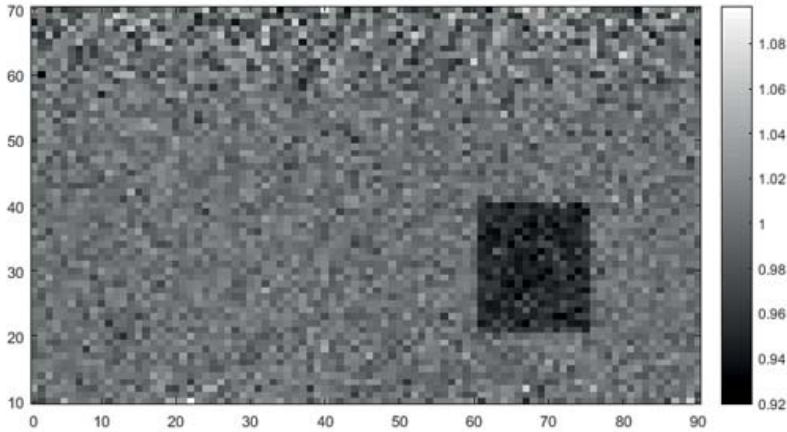


Рис. 3.1.5. Результат вычисления оценки АФ $A^\circ_{M0}(i, j)$ на основе метода статистических испытаний

На рис. 3.1.5 представлено 2D-изображение оценки функции $Y^\circ_{02}(i, j) = A^\circ_{M0}(i, j, c_1, c_2, S_0, S_1)$ для $i = 1, \dots, N_1$, $\bar{j}_1 \leq \bar{j} < \bar{j}_2$. Видно, что оказалось возможным распознавание области с указанным понижением интенсивностей.

Были применены формулы для расчета оценок математических ожиданий и с.к.о. для областей без уменьшения и с уменьшением интенсивностей. Для индексов $i_1 \leq i \leq i_2, j_1 \leq j \leq j_2$ области с уменьшением были вычислены

$m_{21}^{\circ} = 0.9623$, $\sigma_{21}^{\circ} = 0.017$; для остальных индексов были получены $m_{22}^{\circ} = 1.0036$, $\sigma_{22}^{\circ} = 0.016$. Результаты вычислений дают основание для вывода – уменьшение интенсивности $p = 0.01–0.05$ может быть успешно распознано на основе часовой МГ-матрицы.

На основе оценки модели АФ имеется возможность вычислять входные функции распределения интенсивностей и распознавать в них области с малыми уменьшениями интенсивностей ПМ.

Необходимо отметить, что предложенная оценка модели АФ $A^{\circ}_M(i, j, c_1, c_2, S_0)$ представляет собой, в определенной степени, зашумленную двумерную функцию. Особенно большая зашумленность имела место для зенитных углов около 0° и 76° из-за возможной ограниченной статистики – малого количества зарегистрированных мюонов. Обеспечение гладкости может быть реализовано на основе повышения количества статистических испытаний, что связано с большими временными затратами. Снижение шумов может быть достигнуто с использованием низкочастотной фильтрации оценки модели АФ при ограниченном количестве испытаний. Ввиду того, что размерности N_1, N_2 матрицы АФ являются малыми, то подходящая фильтрация может быть осуществлена на основе локальных скользящих аппроксимационных моделей.

Предложенное оценивание АФ имеет хорошие перспективы для его использования в решениях задач мюонной диагностики и может быть полезным при анализе различных конструкций мюонных годоскопов. Оценивание АФ на основе метода статистических испытаний может быть применено для многих приложений измерительной техники, в частности, для исследования радио- и оптических измерительных систем, для наноструктур и т.д.

Подробное рассмотрение данной задачи оценивания АФ на основе метода статистических испытаний было произведено в публикации [125].

3.2. Метод распознавания локальных анизотропий потоков мюонов на основе матричных МГ-наблюдений с использованием параметрического оптимизационного оценивания аппаратной функции и пространственной фильтрации входных ФРПМ

3.2.1. Постановка задачи распознавания ЛА в потоках мюонов для матричных МГ-наблюдений

Рассмотрим постановку задачи распознавания ЛА в потоках мюонов на основе временных рядов матричных МГ-наблюдений. Предлагаемое здесь решение базируется на использовании оценок входных ФРПМ. Воспользуемся из п.1.3. уравнением связи выходной, входной ФРПМ $Y(i, j, Tk)$, $Y_0(i, j, Tk)$ и аппаратной функции $A(i, j, Tk)$, которое, как известно, представляется в виде произведения

$$Y(i, j, Tk) = A^{\circ}(i, j, Tk) Y_0(i, j, Tk). \quad (3.2.1)$$

Распознавание ЛА в ПМ может реализовываться путем цифровой обработки ФРПМ, как для $Y(i, j, Tk)$, так и для $Y_0(i, j, Tk)$ (3.2.1). Возможны два

подхода решения задачи распознавания таких ЛА в потоках мюонов для матричных МГ-наблюдений.

Первый подход может быть реализован на основе прямого использования оценок выходных ФРПМ $Y^\circ(i, j, Tk)$. Однако благодаря значительным по величинам конструкционным модуляциям в АФ и малым величинам модуляций ПМ от экстремальных событий распознавание ЛА является проблематичным.

Второй подход может быть реализован на основе оценок входных ФРПМ $Y_0(i, j, Tk)$ и базироваться на оценках выходных ФРПМ $Y^\circ(i, j, Tk)$ и оценок АФ $A^\circ(i, j, Tk)$ с использованием (3.2.1)

$$Y^\circ(i, j, Tk) = Y^\circ(i, j, Tk) / A^\circ(i, j, Tk). \quad (3.2.2)$$

В данном параграфе будем разрабатывать второй подход (3.2.2), предложив соответствующий адекватный математический аппарат и сделав необходимые оценки эффективности.

ЛА в регистрируемых ПМ возникают по многим причинам. Одна из возможных причин ЛА, как уже сообщалось, состоит в действии экстремальных событий в гелиосфере и геомагнитосфере, которые обуславливают малые модуляции ПМ, не более единиц процентов от среднего уровня. Распознавание таких ЛА имеет большое прикладное значение.

Здесь ставится задача разработки метода распознавания ЛА на основе определения i, j -областей с малыми понижениями (повышениями) в оценках входных ФРПМ при учете гипотезы о характере исходной входной ФРПМ, использовании двухэтапной параметрической оптимизации модели АФ и промежуточной пространственной фильтрации [126].

В данном параграфе используются нормированные пуассоновские МГ-наблюдения из [54] с произведенной коррекцией атмосферных модуляций по [58–60].

3.2.2. Построение модели АФ на основе двухэтапной параметрической оптимизации, оценивание входной ФРПМ с использованием пространственной фильтрации со взвешенным усреднением

Двухэтапная параметрическая оптимизация модели АФ опирается на математическую технологию, которая была разработана в [84]. На ее первом этапе формируется исходный функционал, фиксируются нелинейные параметры и решается задача отыскания частично оптимальных линейных параметров. На втором этапе решается задача оптимизации нелинейных параметров путем применения численных поисковых процедур оптимизации, в нашем случае с помощью дискретного перебора.

Сформируем алгоритм оценивания модели АФ, используем правдоподобную гипотезу, состоящую в том, что для данного временного интервала входную ФРПМ приближенно, если пренебречь малыми пространственными и временными флуктуациями, можно представить в виде константы $Y_0(i, j, Tk) = \lambda$, $k = 1, \dots, k_{\text{fl}}$. Выбор коэффициентов a_{ij} , $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$, для модели АФ и параметра λ будем осуществлять путем подгонки произведений $A(i, j, Tk)Y_0(i, j, Tk) = a_{ij}\lambda$ к выходным наблюдениям $Y(i, j, Tk)$.

Введем штрафные весовые функции $S_1(a, \lambda)$, $S_2(a, \lambda)$ и штрафные множители $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$,

$$S_1(a, \lambda) = \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} a_{ij}^2, \quad S_2(a, \lambda) = \lambda^2,$$

где a – вектор размерности $N_1 N_2$, состоящий из параметров a_{ij} , через Y обозначим набор из k_{f1} выходных функций. Образует функционал $S(a, \lambda, \mu, Y)$, физический смысл которого вполне прозрачен.

$$S(a, \lambda, \mu, Y) = \sum_{k=1}^{k_{f1}} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(i, j, Tk) - a_{ij} \lambda)^2 + \mu_1 \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} a_{ij}^2 + \mu_2 \lambda^2. \quad (3.2.3)$$

На первом этапе зафиксируем параметр λ и множители $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$. Функционал (3.2.3) представим как квадратичную форму от параметров a_{ij} , $i = 1, \dots, N_1$, $j = 1, \dots, N_2$. Ее оптимизацию сведем к решению линейной системы уравнений порядка $N_1 N_2$. Вычислим частично оптимальный вектор $a^\circ(\lambda, \mu)$, состоящий из параметров $a_{ij}^\circ(\lambda, \mu)$

$$a^\circ(\lambda, \mu) = \arg \{ \min_a S(a, \lambda, \mu, Y) \}.$$

На втором этапе сформируем частично оптимальный функционал $S_0(a^\circ(\lambda, \mu), \lambda, \mu, Y)$, подставив $a^\circ(\lambda, \mu)$ в (3.2.3)

$$S_0(a^\circ(\lambda, \mu), \lambda, \mu, Y) = \sum_{k=1}^{k_f} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(i, j, Tk) - a_{ij}^\circ(\lambda, \mu) \lambda)^2 + \mu_1 \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} a_{ij}^{\circ 2}(\lambda, \mu) + \mu_2 \lambda^2. \quad (3.2.4)$$

Минимизируем (3.2.3) по λ и $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$, найдем оптимальные λ°, μ°

$$(\lambda^\circ, \mu^\circ) = \arg \{ \min_{\lambda, \mu} S_0(a^\circ(\lambda, \mu), \lambda, \mu, Y) \}.$$

Оптимальный вектор параметров модели АФ определим из соотношения $a^\circ = a^\circ(\lambda^\circ, \mu^\circ)$.

Фиксируем параметр λ и множители $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$ для (3.2.3), найдем производные этого функционала по параметрам a_{ij} , приравняем производные к нулю

$$\frac{\partial S_0(a, \lambda, \mu, Y)}{\partial a_{ij}} = \sum_{k=1}^{k_{f1}} 2(Y(i, j, Tk) \lambda - a_{ij} \lambda)(-\lambda) + 2\mu_1 a_{ji} = 0, \quad i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2. \quad (3.2.5)$$

Найдем из (3.2.5) частично оптимальные параметры $a_{ij}^\circ(\lambda, \mu)$, зависящие от λ и μ

$$a_{ij}^\circ(\lambda, \mu) = \frac{\lambda \sum_{k=1}^{k_{f1}} Y(i, j, Tk)}{\lambda^2 k_{f1} + \mu_1}, \quad (3.2.6)$$

сформируем частично оптимальный функционал с заданными λ и множителями $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$ путем подстановки результата (3.2.6) в (3.2.4)

$$S(a^\circ(\lambda, \mu), \lambda, \mu, Y) = \sum_{k=1}^{k_{f1}} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(i, j, Tk) - a_{ij}^\circ(\lambda, \mu) \lambda)^2 + \mu_1 \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} a_{ij}^\circ(\lambda, \mu)^2 + \mu_2 \lambda^2. \quad (3.2.7)$$

Реализуем упрощенный вариант оптимизации (3.2.7), положим заданными штрафные множители $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$. Допустим, что параметр λ изменяется в пределах ограничений-неравенств $\lambda_{\min} \leq \lambda \leq \lambda_{\max}$. В таком случае, минимизируем $S(a^\circ(\lambda, \mu), \lambda, \mu, Y)$ по λ произведем численным методом путем дискретного перебора; найдем таким способом оптимальное значение параметра $\lambda^\circ(\mu)$. После подстановки $\lambda^\circ(\mu)$ в (3.2.7) получим выражение для оптимальных значений $a_{ij}^\circ(\mu)$

$$\lambda^\circ(\mu) = \arg \left\{ \min_{\lambda_{\min} \leq \lambda \leq \lambda_{\max}} S(a^\circ(\lambda, \mu), \lambda, \mu, Y) \right\},$$

$$a_{ij}^\circ(\mu) = \frac{\lambda^\circ(\mu) \sum_{k=1}^{k_{f1}} Y_M(i, j, Tk)}{(\lambda^\circ(\mu))^2 k_{f1} + \mu_1}, \quad i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2.$$

Оценку АФ $A^\circ(i, j, \mu)$, полученную усреднением для индексов $k = 1, \dots, k_{j1}$, сформируем из $a_{ij}^\circ(\mu)$ и $\lambda^\circ(\mu)$ следующим образом

$$A^\circ(i, j, \mu) = a_{ij}^\circ(\mu) \lambda^\circ(\mu), \quad i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2. \quad (3.2.8)$$

Оценки входных ФРПМ $Y_0^\circ(i, j, \mu, Tk)$ в виде последовательности для временного интервала $k = k_{j1} + 1, \dots, k_{j1} + k_{j2}$ длительностью k_{j2} индексов с фиксированными штрафными множителями $\mu^T = (\mu_1, \mu_2)$ вычислим с помощью следующего соотношения

$$Y_0^\circ(i, j, \mu, Tk) = \frac{Y(i, j, Tk)}{A^\circ(i, j, \mu)}, \quad k = k_{f1} + 1, k_{f1} + 2, \dots \quad (3.2.9)$$

Пространственная фильтрация со взвешенным усреднением для входной ФРПМ $Y_0^\circ(i, j, \mu, Tk)$ используется для уменьшения случайных высокочастотных пространственных погрешностей в (3.2.9). Воспользуемся п.2.4, сформируем на исходном прямоугольнике N_1, N_2 скользящие локальные прямоугольники с размерами $\Delta N_1, \Delta N_2$ и шагами скольжения N_{d1}, N_{d2} . К скользя-

щему локальному прямоугольнику с индексами l, n отнесем точки i, j , удовлетворяющие неравенствам

$$N_{1l} \leq i \leq N_{2l}, \quad N_{1l} = N_{d1}(l-1) + 1, \quad N_{2l} = N_{1l} + \Delta N_1 - 1, \quad l = 1, \dots, l_0, \\ N_{1n} \leq j \leq N_{2n}, \quad N_{1n} = N_{d2}(n-1), \quad N_{2n} = N_{1n} + \Delta N_2 - 1, \quad n = 1, \dots, n_0.$$

Параметры l_0, n_0 найдем путем нахождения максимальных значений l, n , при которых выполняются неравенства $N_1 - N_{d1}(l-1) - \Delta N_1 + 1 \geq 0$ и

$$N_2 - N_{d2}(n-1) - \Delta N_2 + 1 \geq 0, \quad \Delta N^T = (\Delta N_1, \Delta N_2), \quad N_d^T = (N_{d1}, N_{d2}).$$

Определим на локальном прямоугольнике с индексами l, n скользящие локальные кусочно-линейные модели $Y_M(c_{ln}, \Delta N, N_d, i, j, Tk)$, разработанные в п.2.4, где c_{kn} – векторы параметров локальных моделей, $S(Y_{ln}^\circ, c_{ln}, \Delta N, N_d, Tk)$ – локальные функционалы; через Y_{ln}° обозначим значения ФРПМ $Y_0^\circ(i, j, Tk)$, приходящиеся на локальный прямоугольник с индексами l, n

$$S(Y_{ln}^\circ, c_{ln}, \Delta N, N_d, Tk) = \sum_{i=N_{1l}}^{N_{2l}} \sum_{j=N_{1n}}^{N_{2n}} (Y_0^\circ(i, j, Tk) - Y_M(c_{ln}, \Delta N, N_d, i, j, Tk))^2, \\ l = 1, \dots, l_0, \quad n = 1, \dots, n_0. \quad (3.2.10)$$

Параметры c_{ln}° найдем из решений задач минимизации функционалов (3.2.10)

$$c_{ln}^\circ(Y_{ln}^\circ, \Delta N, N_d, Tk) = \arg \min_{c_{ln}} S(Y_{ln}^\circ, c_{ln}, \Delta N, N_d, Tk), \\ l = 1, \dots, l_0, \quad n = 1, \dots, n_0.$$

Запишем выражения для оптимальных скользящих локальных моделей с индексами l, n

$$Y_M^\circ(l, n, \Delta N, N_d, i, j, Tk) = Y_M^\circ(c_{ln}^\circ, \Delta N, N_d, i, j, Tk), \quad N_{1l} \leq i \leq N_{2l}, \quad N_{1n} \leq j \leq N_{2n},$$

$$Y_M^\circ(l, n, \Delta N, N_d, i, j, Tk) = 0, \quad 0 \leq i < N_{1l}, \quad N_{2l} < i \leq N_{10}, \quad 0 \leq j < N_{1n}, \quad N_{2n} < j \leq N_{20},$$

где $N_{10} = N_{d1}(l_0 - 1) - \Delta N_1 + 1$, $N_{20} = N_{d2}(n_0 - 1) - \Delta N_2 + 1$.

Результат фильтрации на основе взвешенного усреднения с использованием весовых коэффициентов $E_{ln}(i, j)$ и оптимальных скользящих кусочно-линейных локальных моделей $Y_{M\Phi,0}^\circ(l, n, \Delta N, N_d, i, j, Tk)$ сформируем в виде следующего общего выражения

$$Y_{M\Phi,0}^\circ(\Delta N, N_d, i, j, Tk) = \sum_{l=1}^{l_0} \sum_{n=1}^{n_0} E_{ln}(i, j) Y_M^\circ(l, n, \Delta N, N_d, i, j, Tk). \quad (3.2.11)$$

Назначим весовые коэффициенты для (3.2.11) таким образом, чтобы они не зависели от индексов l, n . С этой целью подсчитаем целое число $E_0(i, j)$ скользящих l, n – моделей, для каждого сочетания индексов i, j . Введем единичные функции $E_{0,ln}(i, j)$

$$E_{0,ln}(i, j) = 1, N_{1l} \leq i \leq N_{2l}, N_{1n} \leq j \leq N_{2n},$$

$$E_{0,ln}(i, j) = 0, 0 \leq i < N_{1l}, N_{2l} < i \leq N_{f10}, 0 \leq j < N_{1n}, N_{2n} < j \leq N_{f20}.$$

Осуществим суммирование введенных единичных функций $E_{0,ln}(i, j)$; вычислим функцию весовых коэффициентов $E(i, j)$

$$E_0(i, j) = \sum_{l=1}^{l_0} \sum_{n=1}^{n_0} E_{0,ln}(i, j), \quad E(i, j) = 1 / E_0(i, j). \quad (3.2.12)$$

Результат пространственной фильтрации со скользящими локальными моделями (3.2.11) и коэффициентами взвешенного усреднения (3.2.12) представим в виде формулы для входной ФРПМ $Y_{M\Phi}^*(\Delta N, N_d, i, j, Tk)$

$$Y_{M\Phi}^*(\Delta N, N_d, i, j, Tk) = E(i, j) \sum_{l=1}^{l_0} \sum_{n=1}^{n_0} Y_M^*(l, n, \Delta N, N_d, i, j, Tk),$$

$$i = 1, \dots, N_{10}, j = 1, \dots, N_{20}. \quad (3.2.13)$$

3.2.3. Тестирование распознавания ЛА на модельных матричных наблюдениях выходных ФРПМ

В данном подпараграфе для тестирования алгоритма распознавания ЛА была сформирована модель АФ $A_M(i, j)$ и модельные выходные и входные ФРПМ $Y_M(i, j, Tk)$, $Y_{M0}(i, j, Tk)$. Модель АФ состояла из двух слагаемых

$$A_M(i, j) = A_{M1}(i, j) + \sum_{r=1}^5 A_{M2}(i, j, r). \quad (3.2.14)$$

Первое слагаемое $A_{M1}(i, j)$ в (3.2.14), зависело от зенитных углов, имитировало основную составляющую АФ и учитывало усредненным образом затухания мюонных потоков в атмосфере; параметры A_0 , α , $\Delta\theta$ задавались

$$A_M(i, j) = A_0 \cos^\alpha \Delta\theta j \sin \Delta\theta j, j = 1, \dots, N_2.$$

Вторые слагаемые $A_{M2}(i, j, r)$ для (3.2.14) имитировали действие дополнительных составляющих для АФ в виде ребер-всплесков, зависели от азимутальных углов; для вычислений задавались параметры $\Delta\varphi$, A_r , α_r , i_r , $r = 1, \dots, 5$

$$A_{M2}(i, j, r) = A_r \exp(-\alpha_r \Delta\varphi (i - i_r)^2), i = 1, \dots, N_1.$$

Формировались модельные временные ряды функций $Y_M(i, j, Tk)$, $Y_{M0}(i, j, Tk)$, которые имитировали выходные и входные ФРПМ.

Входные модельные ФРПМ $Y_{M0}(i, j, Tk)$ представляли собой временной ряд матриц размером N_2, N_1 , состоящих из случайных целых пуассоновских чисел со средними плотностями λ для любых индексов i, j .

Первый этап модуляции ПМ реализовывался на основе функции пространственно-временной ЛА $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$. Эта функция осуществляла в общем случае переменную во времени модуляцию в области $\Psi_a(Tk)$, $(i, j) \in \Psi_a(Tk) \subset \Psi_0$, $\Psi_0 = \{(i, j) : i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2\}$, где область $\Psi_0 - \Psi_a(Tk)$ принималась как область без ЛА. Модельная функция ЛА $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$ модуляционного понижения реализовывалась следующими соотношениями

$$\begin{aligned} \lambda_{MD}(i, j, Tk) &= 1, \text{ для } i, j \in \Psi_0 - \Psi_a(Tk) \\ \lambda_{MD}(i, j, Tk) &= 1 - \delta\lambda_{MD}(i, j, Tk), \text{ для } i, j \in \Psi_a(Tk), \end{aligned} \quad (3.2.15)$$

где $0 \leq \delta\lambda_{MD}(i, j, Tk) \leq \delta\lambda_{MD,0}$ – некоторая функция модуляционного понижения величины ПМ. В частном случае модельная функция понижения представлялась лункой с радиусом r_0 и глубиной $\delta\lambda_{MD,0}$ и координатами центра лунки i_0, j_0 на плоскости i, j . Очевидно, $\delta\lambda_{MD,0} + l_0 = R_0$, $r_0^2 + l_0^2 = R_0^2$, тогда $R_0 = (r_0^2 + \delta\lambda_{MD,0}^2) / 2\delta\lambda_{MD,0}$, $l_0 = R_0 - \delta\lambda_{MD,0}$. Вводилось обозначение

$$\Psi(i, j, R_0^2, i_0, j_0, l_0) = (l_0 - \sqrt{R_0^2 - (i - i_0)^2 - (j - j_0)^2})$$

и функция понижения $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$ для заданного временного индекса k вычислялась по следующим формулам

$$\begin{aligned} \lambda_{MD}(i, j, Tk) &= 1 - \Psi(i, j, R_0^2, i_0, j_0, l_0) \text{ для } i, j, \text{ удовлетворяющих} \\ \Psi(i, j, R_0^2, i_0, j_0, l_0) &\leq 0, \lambda_{MD}(i, j, Tk) = 1 \text{ для остальных } i, j. \end{aligned} \quad (3.2.16)$$

Второй этап модуляции ПМ реализовывался на основе АФ $A_M(i, j)$. Модельные выходные функции $Y_M(i, j, Tk)$ формировались в виде временного ряда матричных МГ-наблюдений размерностей N_2, N_1 , состоящих из пуассоновских случайных чисел с плотностями

$$\lambda(i, j, Tk) = \lambda \cdot \lambda_{MD}(i, j, Tk) A_M(i, j). \quad (3.2.17)$$

Тестирование распознавания модельной ЛА производилось с учетом формул (3.2.14–3.2.17). Для дискретных индексов $k = 1, \dots, k_{f1}$ и $\delta\lambda_{MD,0} = 0$ реализовывалось нулевое понижение. Для индекса $k = k_{f1} + 1$ реализовывалось понижение-лунка с глубиной $\delta\lambda_{MD,0}$. В расчетах задавались следующие значения параметров: $\lambda = 1$, $k_{f1} = 15$, $A_0 = 1.2$, $\alpha = 3.8$, $A_r = 0.05$, $\alpha_r = 0.6574 \times 10^{-4}$, $r = 1, \dots, 5$, $i_1 = 1$, $i_2 = 22.5$, $i_3 = 45$, $i_4 = 66.5$, $i_5 = 90$. Для функции понижения задавались параметры $r_0 = 12$, $i_0 = 40$, $j_0 = 45$. Значения параметров N_1, N_2 , $\Delta\varphi\Delta\Phi$ брались из п.1.2. С помощью проведения вычислительных экспериментов были подобраны подходящие численные значения штрафных множителей $\mu_1 = 0.001$, $\mu_2 = 1000$.

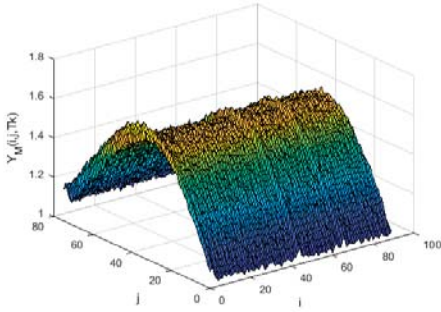


Рис. 3.2.1. 3D-изображение модельной выходной функции ФРПМ $Y_M(i, j, Tk)$

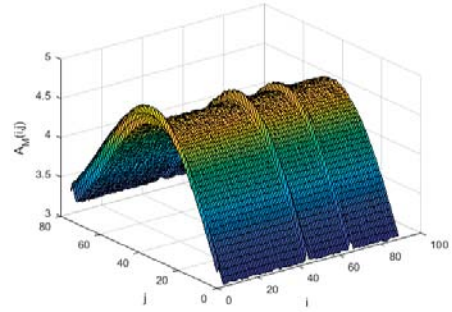


Рис. 3.2.2. 3D-изображение модельной АФ $A_M(i, j)$

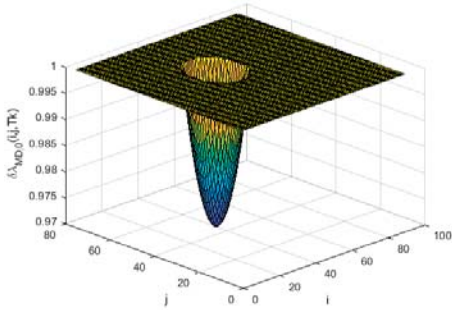


Рис. 3.2.3. 3D-изображение входной модельной модуляционной функции понижения $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$

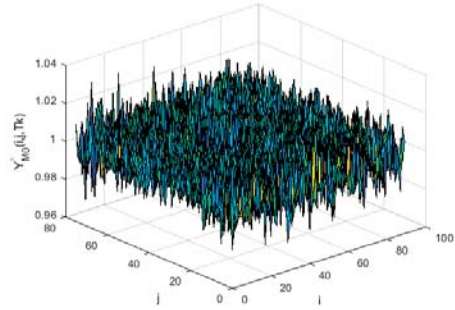


Рис. 3.2.4. 3D-изображение оценки модельной входной функции $Y_{M0}^\circ(i, j, Tk)$

На рис. 3.2.1 помещено 3D-изображение минутной выходной модельной функции $Y_M(i, j, Tk)$ для индекса $k = k_L$. Видны ребра-всплески и шумы, зависящие от зенитных углов.

На рис. 3.2.2 для примера помещено 3D-изображение модельной АФ $A_M^\circ(i, j)$, полученной в соответствии с формулой (3.2.14). На рис. 3.2.3 приведено 3D-изображение входной модельной функции модуляционного понижения $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$ с $\delta\lambda_{MD,0} = 0.03$ для индекса $k = k_L + 1$. Рис. 3.2.4 содержит 3D-изображение вычисленной оценки входной модельной функции $Y_{M0}^\circ(i, j, Tk)$ для $k = k_L + 1$, полученной на основе формулы (3.2.9). Эта оценка является сильно зашумленной, на фоне ее шумов лунка понижения, практически, не видна.

На рис. 3.2.5 помещено 3D-изображение оценки входной модельной функции $Y_{M0,\phi}^\circ(i, j, Tk)$, полученной с помощью пространственной фильтрации оценки $Y_{M0}^\circ(i, j, Tk)$ в соответствии с формулой (3.13); были приняты параметры пространственной фильтрации $\Delta N_1 = 5, N_{d1} = 1, \Delta N_2 = 5, N_{d2} = 1$.

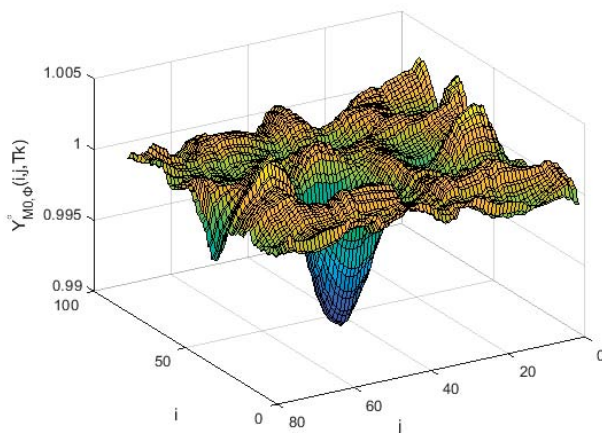


Рис. 3.2.5. 3D-изображение отфильтрованной оценки входной модельной функции $Y_{MO, \Phi}^{\circ}(i, j, Tk)$.

Было произведено оценивание погрешностей величин $Y_{MO}^{\circ}(i, j, Tk)$ и $Y_{MO, \Phi}^{\circ}(i, j, Tk)$ по отношению к исходной функции $\delta\lambda_{MD,0}(i, j, Tk)$ для всей области Ψ_0 . Вычислялись их разности и средние значения оценок математических ожиданий и дисперсий (с.к.о.) для указанных разностей. Расчеты показали: 1) появление незначительных математических ожиданий для указанных разностей – систематических погрешностей; 2) достигнутое значительное уменьшение оценок дисперсий для указанных разностей – почти 10-кратное уменьшение оценок с.к.о. Из рис. 3.2.5 видно, что несмотря на появление систематических погрешностей, реализовывалось удовлетворительное распознавание 3%-ной лунки-понижения.

3.2.4. Тестирование распознавания ЛА на экспериментальных матричных наблюдениях выходных ФРПМ

Тестирование распознавания ЛА для экспериментальных матричных наблюдений выходных ФРПМ было произведено на часовых МГ-наблюдениях [54].

Временной ряд исходных экспериментальных часовых МГ-наблюдений $Y(i, j, T_0 n)$ был сформирован для интервала, соответствующего 57 часам: от 19.01.2012, 04:00 ($n = 1$) до 21.01.2012, 12:00, $n_1 = 115$, $n_2 = 42$. На основе выходных функций для $n = 1, \dots, n_1$ было произведено оценивание АФ $A^{\circ}(i, j)$ по (3.2.8); на основе наблюдений $Y(i, j, Tk)$ для $n = n_1 + 1, \dots, n_1 + n_2$ и использования оценки АФ были произведены оценки $Y_{\Phi}^{\circ}(i, j, Tk)$ по (3.2.9). Далее, с использованием (3.2.13) производилась пространственная фильтрация – были назначены параметры локальных интервалов $\Delta N = 9$, $N_d = 1$ и был вычислен временной ряд функций $Y_{M\Phi}^{\circ}(i, j, Tk) = Y_{M\Phi}^{\circ}(\Delta N, N_d, i, j, Tk)$ (3.2.13) результатов пространственной фильтрации.

На рис. 3.2.6 помещены кадры 2D-изображений результатов вычислений пространственно отфильтрованных оценок выходных функций

$Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,Tk)$, в первой строке помещена цветовая шкала уровней. Кадры, представленные на рис. 3.2.6, вполне могут быть интерпретированы как результаты распознавания ЛА и диагностики ПМ. Видна очевидная изменчивость значений интенсивностей по пространству и времени для понижений и повышений значений ФРПМ $Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,Tk)$, которая совершенно не совпадает с возможной периодической суточной изменчивостью. Последовательность представленных кадров дает возможность рассмотрений пространственных и временных изменений в МП, свидетельствующих о процессах в гелиосфере.

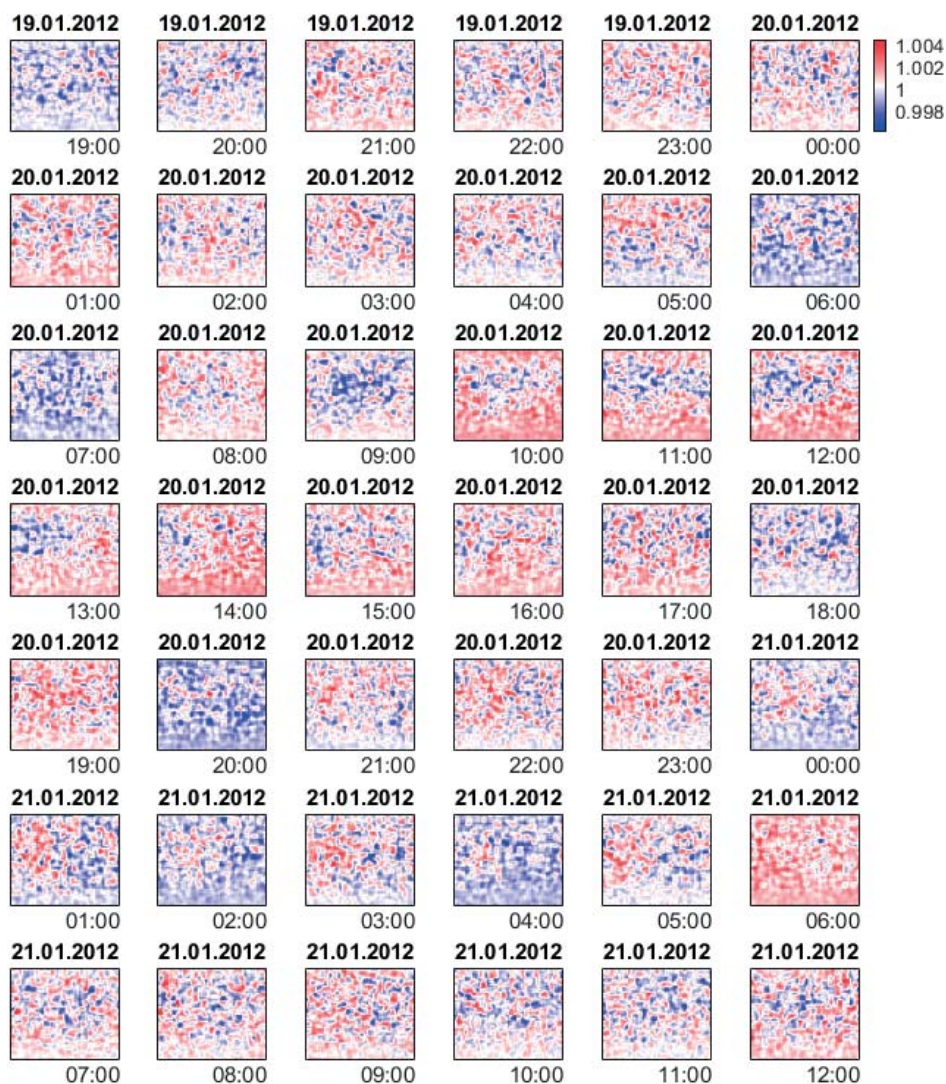


Рис. 3.2.6. Кадры 2D-изображений результатов вычислений $Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,T_0n)$

Тестирование распознавания ЛА для комбинации экспериментальных матричных наблюдений выходных ФРПМ и модельной функции понижения было использовано на временном ряде исходных часовых МГ-наблюдений $Y(i,j,T_0n)$ для интервала, соответствующего 16 часам: от 19.01.2012, 04:00 ($n = 1$) до 19.01.2012, 19:00, $n_{f1} = 15$ и $n_{f2} = 1$. Были сформированы модельные функции понижения $\delta\lambda_{MD,0}(i,j,Tn)$ с параметрами глубины $\delta\lambda_{MD,0} = 0.03, 0.02, 0.01$ для индекса $n = n_{f1} + n_{f2} = 16$. Использовался алгоритм оценивания выходной ФРПМ по (3.2.9) и пространственной фильтрации по (3.2.13).

На рис. 3.2.7а,б,в представлены 2D-изображения результатов вычислений отфильтрованных оценок ФРПМ $Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,T_0n)$. Видно, что модельные понижения – распознавания ЛА могут быть осуществлены достаточно уверенно для $\delta\lambda_{MD,0} \geq 0.02 \div 0.03$; для $\delta\lambda_{MD,0} \approx 0.01$ распознавание ЛА проблематично.

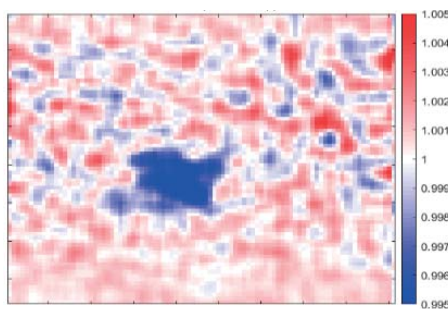


Рис. 3.2.7а. 2D-изображение отфильтрованной оценки $Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,T_0n)$, $\delta\lambda_{MD,0} = 0.03$

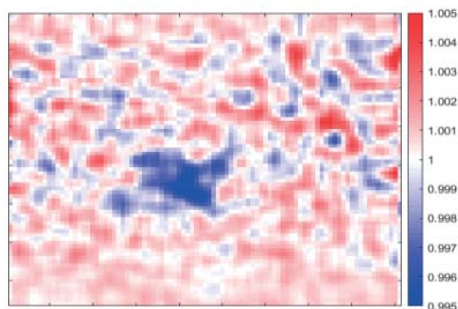


Рис. 3.2.7б. 2D-изображение отфильтрованной оценки $Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,T_0n)$, $\delta\lambda_{MD,0} = 0.02$

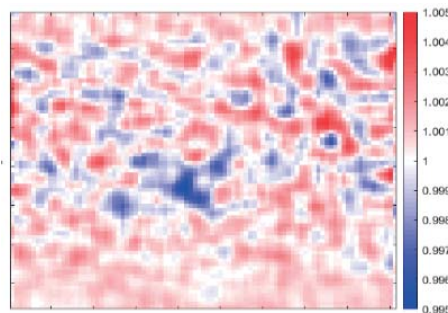


Рис. 3.2.7в. 2D-изображение отфильтрованной оценки $Y_{M\Phi}^{\circ}(i,j,T_0n)$, $\delta\lambda_{MD,0} = 0.01$

3.2.5. Погрешности оценок ФРПМ и возможности распознавания ЛА

Вычисления численных значений погрешностей для оценок ФРПМ производилось для определения возможностей распознавания ЛА с помощью предложенного метода. Рассматривались модельные часовые ФРПМ в областях без понижения и с понижением.

В области без понижений $(i,j) \in \Psi_0 - \Psi_a$ характеристики погрешностей в виде разности $\Delta Y_{M\Phi}^{\circ}(\Delta N, N_{\text{д}}, i,j)$ модельной ФРПМ и функции понижения, $n = n_{f1} + n_{f2} = 16$,

$$\Delta Y_{M\Phi}^{\circ}(\Delta N, N_{\text{д}}, i,j) = Y_{M\Phi}^{\circ}(\Delta N, N_{\text{д}}, i,j) - \delta\lambda_{MD,0}(i,j,T_0n). \quad (3.2.18)$$

формировались на основе очевидных формул, по которым находились оценки м.о. $m_1^\circ(\Delta N, N_d)$ и дисперсий $D_1^\circ(\Delta N, N_d)$, где $N(\Psi_0 - \Psi_a)$ – число точек во множестве $\Psi_0 - \Psi_a$, оценка с.к.о. $\sigma_1^\circ(\Delta N, N_d) = (D_1^\circ(\Delta N, N_d))^{1/2}$,

$$m_1^\circ(\Delta N, N_d) = \frac{1}{N(\Psi_0 - \Psi_a)} \sum_{i,j \in \Psi_0 - \Psi_a} \Delta Y_{M0,\Phi}^\circ(\Delta N, N_d, i, j),$$

$$D_1^\circ(\Delta N, N_d) = \frac{1}{N(\Psi_0 - \Psi_a) - 1} \sum_{i,j \in \Psi_0 - \Psi_a} (\Delta Y_{M0,\Phi}^\circ(\Delta N, N_d, i, j) - m_1^\circ(\Delta N, N_d))^2. \quad (3.2.19)$$

Были осуществлены вычисления по (3.2.19) для ряда значений $\Delta N = 3, 5, 7, 9, 11$ при фиксированных $N_d = 1$, $\delta\lambda_{MD,0} = 0.0$, численные значения для функции понижения брались из п.п.3.2.3. Полученные по (3.2.18) математические ожидания и с.к.о. $m_{1,3}^\circ = 1.00031$, $m_{1,5}^\circ = 1.00055$, $m_{1,7}^\circ = 0.99035$, $m_{1,9}^\circ = 1.00071$, $m_{1,11}^\circ = 0.99891$ и $\sigma_{1,3}^\circ = 0.006$, $\sigma_{1,5}^\circ = 0.004$, $\sigma_{1,7}^\circ = 0.003$, $\sigma_{1,9}^\circ = 0.0018$, $\sigma_{1,11}^\circ = 0.0015$ позволили сделать экспертный вывод, что оценивание значений модельных ФРПМ в области без понижений осуществлялось с относительными погрешностями порядка 0.5%.

В области с понижением вычислялись разности (3.2.18) и оценки м. о. $m_2^\circ(\Delta N, N_d)$ и дисперсий $D_2^\circ(\Delta N, N_d)$, где $N(\Psi_a)$ – число точек во множестве Ψ_a , оценка с.к.о. $\sigma_2^\circ(\Delta N, N_d) = (D_2^\circ(\Delta N, N_d))^{1/2}$,

$$m_2^\circ(\Delta N, N_d) = \frac{1}{N(\Psi_a)} \sum_{i,j \in \Psi_a} \Delta Y_{M0,\Phi}^\circ(\Delta N, N_d, i, j),$$

$$D_2^\circ(\Delta N, N_d) = \frac{1}{N(\Psi_a) - 1} \sum_{i,j \in \Psi_a} (\Delta Y_{M0,\Phi}^\circ(\Delta N, N_d, i, j) - m_2^\circ(\Delta N, N_d))^2. \quad (3.2.20)$$

Величины $m_2^\circ(\Delta N, N_d)$, $\sigma_2^\circ(\Delta N, N_d)$ для ряда значений $\Delta N = 3, 5, 7, 9, 11$ и $\delta\lambda_{MD,0} = 0.02, 0.03, 0.04$, $N_d = 1$ были вычислены по формулам (3.2.20). На рис. 3.2.8 представлены результаты вычислений оценок м.о. и с.к.о., ломаной линией с индексом 1 обозначены $\sigma_2^\circ(\Delta N, N_d)$, ломаными линиями с индексами 2, 3, 4 обозначены $m_2^\circ(\Delta N, N_d)$, параметрически зависящие от исходных понижений $\delta\lambda_{MD,0} = 0.02, 0.03, 0.04$.

Из анализа рис. 3.2.8 оказалось возможным сделать выводы относительно возможностей распознавания ЛА, которые состоят в том, что: 1) процентное отношение оценок м.о. понижений к исходному понижению $m_2^\circ(\Delta N, \delta\lambda_{MD,0}) / \delta\lambda_{MD,0}$ составило величину в среднем (50÷75)%; 2) существует предельно малое значение $\delta\lambda_{MD,0}$, составляющее величину (2÷3)% от исходного уровня, которое допускает возможность реализации распознавания ЛА. Величина предельного распознаваемого понижения может быть уменьшена на основе оптимизационной настройки параметров алгоритмов оценки ФРПМ и пространственной фильтрации.

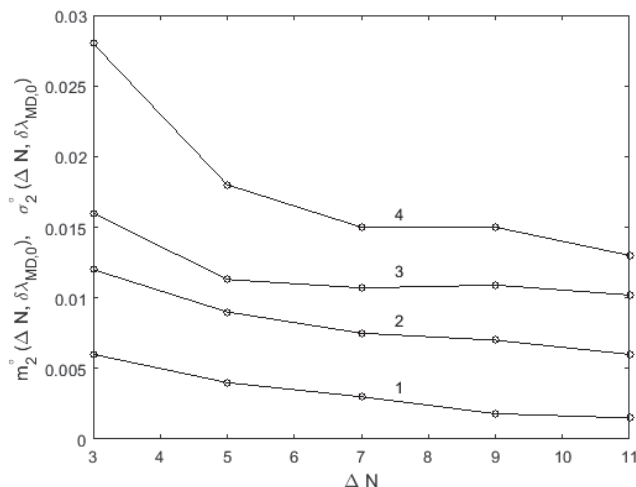


Рис. 3.2.8. Результаты вычислений оценок м.о. $m_2^o(\Delta N, N_d)$ и с.к.о. $\sigma_2^o(\Delta N, N_d)$ для разностей $\Delta Y_{mo, \phi}(\Delta N, N_d)$ модельной ФРПМ и функции понижения

3.3. Метод распознавания локальных анизотропий потоков мюонов для МГ-наблюдений на основе вычислений функций нормированных вариаций

3.3.1. Нормированные АФ, процедура пространственно-временной фильтрации, вычисления ФНВ для выходных ФРПМ и метод распознавания ЛА на основе ФНВ

В рамках настоящего параграфа используются нормированные пуассоновские МГ-наблюдения из [54],

Здесь решения по распознаванию ЛА основываются на введении нормированных оценок АФ, реализации пространственно-временной фильтрации и вычисления специально введенных функций нормированных вариаций (ФНВ) для выходных ФРПМ, в которых кодируется информация о ЛА. В ФНВ для выходных ФРПМ частично компенсируются погрешности, возникающие из-за неточностей в оценках нормированных АФ. ФНВ для выходных ФРПМ оказываются удобным и чувствительным инструментом для распознавания ЛА. Результатам по использованию ФНВ посвящены публикации [127,128].

Нормированные АФ сформируем с использованием временного ряда минутных матричных МГ-наблюдений – выходных ФРПМ $Y(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots, k_f$. Будем считать, как и в п.3.2, что м.о. для входных ФРПМ $Y_0(i, j, Tk)$ на ограниченном временном интервале не зависит от индексов i, j и времени и представляется константой λ .

Введем произведения $a_{ij} = a_{0,ij}\lambda$, $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$, на основе которых определим нормированную АФ и образуем функционал $S_0(a, Y)$ на времен-

ном интервале с индексами $k = 1, \dots, k_0$; будем считать этот интервал первым эталонным

$$S_0(a, Y) = \sum_{k=1}^{k_0} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} (Y(i, j, Tk) - a_{ij})^2.$$

Физическое содержание $S_0(a, Y)$ вполне стандартно. Нетрудно видеть, что значения a_{ij} , доставляющие минимум образованному квадратичному функционалу $S_0(a, Y)$, можно принять в качестве оценки нормированной АФ, которую обозначим как $A_N^\circ(i, j)$ на принятом интервале длительностью $T_0 = Tk_0$

$$A_N^\circ(i, j) = a_{ij}^\circ = \frac{1}{k_0} \sum_{k=1}^{k_0} Y(i, j, Tk), \quad i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2, \quad k = 1, \dots, k_0. \quad (3.3.1)$$

Пространственно-временную фильтрацию реализуем для дискретных индексов $k = k_0 + 1, \dots, 2k_0$ второго эталонного интервала. Сформируем функции разности $\delta Y(i, j, Tk) = Y(i, j, Tk) - A_N^\circ(i, j)$, которые представляют собой двумерные функции вариаций МГ-наблюдений относительно функции нормированной АФ (3.3.1). Следует отметить, что значения математических ожиданий и дисперсий функции $\delta Y(i, j, Tk)$ неравномерно распределены по области $i = 1, \dots, N_{10}, j = 1, \dots, N_{20}$.

Для $\delta Y(i, j, Tk)$ вычислим оценки локальных м.о. и дисперсий. С этой целью для прямоугольной области $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$ сформируем локальные прямоугольные подобласти со сторонами $\Delta N_1, \Delta N_2$,

$$\bar{p}\Delta N_1 = N_{10} \leq N_1, \quad \bar{q}\Delta N_2 = N_{20} \leq N_2, \quad \bar{p} = \text{ent}(N_1/\Delta N_1), \quad \bar{q} = \text{ent}(N_2/\Delta N_2).$$

К подобласти с индексами $p = 1, \dots, \bar{p}, q = 1, \dots, \bar{q}$ принадлежат точки с индексами i, j , удовлетворяющие неравенствам

$$1 + (p-1)\Delta N_1 \leq i \leq p\Delta N_1, \quad 1 + (q-1)\Delta N_2 \leq j \leq q\Delta N_2, \quad (3.3.2)$$

Вычислим для индексов p, q оценки локальных м.о. и дисперсий $m^\circ(p, q, Tk), \sigma^2(p, q, Tk)$, для (3.3.2) $p = 1, \dots, \bar{p}, q = 1, \dots, \bar{q}$, на прямоугольных подобластях с размерами $\Delta N_1, \Delta N_2$

$$m^\circ(p, q, Tk) = \frac{1}{\Delta N_1 \Delta N_2} \sum_{i=1+(p-1)\Delta N_1}^{p\Delta N_1} \sum_{j=1+(q-1)\Delta N_2}^{q\Delta N_2} \delta Y(i, j, Tk),$$

$$\sigma^2(p, q, Tk) = \frac{1}{\Delta N_1 \Delta N_2 - 1} \sum_{i=1+(p-1)\Delta N_1}^{p\Delta N_1} \sum_{j=1+(q-1)\Delta N_2}^{q\Delta N_2} (m^\circ(p, q, Tk) - \delta Y(i, j, Tk))^2.$$

Оценки $m^\circ(i, j, Tk), \sigma^2(i, j, Tk)$ представим как набор кусочно-постоянных функций на уменьшенных в размерах областях $i = 1, \dots, N_{10}, j = 1, \dots, N_{20}$, для $1 + (p-1)\Delta N_1 \leq i \leq p\Delta N_1, 1 + (q-1)\Delta N_2 \leq j \leq q\Delta N_2$,

$$m^\circ(i, j, Tk) = m^\circ(p, q, Tk), \quad \sigma^2(i, j, Tk) = \sigma^2(p, q, Tk) \quad p = 1, \dots, \bar{p}, q = 1, \dots, \bar{q}. \quad (3.3.3)$$

Функции $m^\circ(i, j, Tk), \sigma^2(i, j, Tk), k = k_0 + 1, \dots, 2k_0$ интерпретируем как результаты пространственной фильтрации для последовательности разностей

$\delta Y(i, j, Tk)$. Для снижения погрешностей далее реализуем временную фильтрацию и вычислим следующие средние суммы для (3.3.3)

$$m^\circ(i, j) = \frac{1}{k_0} \sum_{k=k_0+1}^{2k_0} m^\circ(i, j, Tk), \quad \sigma^\circ(i, j) = \frac{1}{k_0} \sum_{k=k_0+1}^{2k_0} \sigma^\circ(i, j, Tk),$$

$$i = 1, \dots, N_{10}, \quad j = 1, \dots, N_{20}.$$

Функции нормированных вариаций (ФНВ) $\delta Y_N(i, j, T_0 n)$, $T_0 = Tk_0$ определим на текущих участках с граничными индексами $k_{1n} = 2k_0 + 1 + k_0(n-1)$, $k_{2n} = k_n + k_0 n - 1$, где n – номер соответствующего текущего участка, $n = 1, 2, \dots, n_f$ и будем считать, что $2k_0 + n_f k_0 = k_f$. МГ-наблюдения $Y(i, j, Tk)$ будем рассматривать для всех индексов i, j

$$\delta Y_N(i, j, T_0 n) = \frac{1}{k_0} \sum_{k=k_{1n}}^{k_{2n}} \left(\frac{Y(i, j, Tk) - m^\circ(i, j)}{\sigma^\circ(i, j)} \right), \quad n = 1, 2, \dots \quad (3.3.4)$$

Метод распознавания ЛА на основе ФНВ произведем с использованием формулы оценки двумерной ФНВ (3.3.4). Будем основываться на определении для подобласти Ψ_a . Для заданной подобласти Ψ_a с возможной ЛА и области $\Psi_0 - \Psi_a$ матрицы МГ-наблюдений рассмотрим функцию $E(i, j)$, которая, если $(i, j) \in \Psi_a$, то $E(i, j) = 1$, и, если $(i, j) \in \Psi_0 - \Psi_a$, то $E(i, j) = 0$. Очевидно, что величины W_a, W_{0a}

$$W_a = \sum_{i, j \in \Psi_a} E(i, j), \quad W_{0a} = \sum_{i, j \in \Psi_0 - \Psi_a} (1 - E(i, j))$$

можно считать как площади подобластей Ψ_a и $\Psi_0 - \Psi_a$. Вычислим функции оценок с.к.з. $S_a(T_0 n), S_{0a}(T_0 n)$ для ФНВ в указанных подобластях для моментов времени $T_0 n, n = 1, 2, \dots, n_f$

$$S_a^2(T_0 n) = \frac{1}{W_a} \sum_{i, j \in \Psi_a} \delta Y_N^2(i, j, T_0 n), \quad S_{0a}^2(T_0 n) = \frac{1}{W_{0a}} \sum_{i, j \in \Psi_0 - \Psi_a} \delta Y_N^2(i, j, T_0 n). \quad (3.3.5)$$

Распознавание ЛА реализуем путем вычислений коэффициентов $E(T_0 n)$ с использованием (3.3.5) и их сравнения с заданной пороговой величиной E_0

$$E(T_0 n) = S_a(T_0 n) - S_{0a}(T_0 n) / S_{0a}(T_0 n), \quad E(T_0 n) \geq E_0. \quad (3.3.6)$$

Решающее правило метода распознавания ЛА на основе (3.3.6) состоит в следующем: если коэффициент относительных с.к.з. для $E(T_0 n)$ превысит порог E_0 , то будем принимать решение, что ЛА для Ψ_a имеет место; в случае непревышения порога E_0 будем принимать противоположное решение. Данный метод является в значительной степени естественным.

Экспериментальные МГ-наблюдения и модельные МГ-наблюдения с модуляциями определялись для задач исследования распознаваний ЛА и формировались в виде исходного минутного временного ряда $Y(i, j, Tk)$, $k = 1, \dots, k_f$ на 5-суточном временном интервале 2015.08.14-2015.08.18,

$k_f = 5 \times 1440 = 7200$. [54]. На указанном интервале произошла сильная геомагнитная буря (ГМБ) [129]. На данном интервале образовывались 12 временных участков размером $k_0 = 20$, начиная со времени 00:00 и кончая 04:00, $k = 1, \dots, k_{1f}$, $k_{1f} = 240$.

Для примера назначалась прямоугольная подобласть $\Psi_a \subset \Psi_0$ с индексами $i_1 \leq i \leq i_2, j_1 \leq j \leq j_2$, в которой задавалась функция модельной модуляции – понижения $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$, имитирующая ЛА

$$\text{для } k = 1, \dots, 2k_0, \lambda_{MD}(i, j, Tk) = 1, \text{ для всех } i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2 \quad (3.3.7)$$

$$\text{для } k = 2k_0 + 1, \dots, k_f, \lambda_{MD}(i, j, Tk) = 1 - M_D(Tk) \text{ для } i_1 \leq i \leq i_2, j_1 \leq j \leq j_2$$

$$\text{и } Y_{MD}(i, j, Tk) = 1 \text{ для } 1 \leq i < i_1, i_2 < i \leq N_1, 1 \leq j < j_1, j_2 < j \leq N_2.$$

Глубина модельной модуляции $M_D(Tk)$ в зависимости от индекса $k = 2k_0 + 1, \dots, k_f$ принималась в виде линейной функции параметрами M_0, dM

$$M_D(Tk) = M_0 + dM(T(k - 2k_0 - 1)).$$

Модельные МГ-наблюдения с модуляциями Y_M формировались, основываясь на (3.3.7) путем осуществления поэлементных умножений Y и λ_{MD} следующим образом

$$Y_M(i, j, Tk) = Y(i, j, Tk) \lambda_{MD}(i, j, Tk), k = 2k_0 + 1, \dots, k_f.$$

3.3.2. Экспериментальное исследование ФНВ и функции с.к.з. для ФНВ на временном интервале с ГМБ

Экспериментальное исследование поведения во времени ФНВ (3.3.4), функций с.к.з. для ФНВ (3.3.5) и Dst -индексов на временном интервале с ГМБ представляет интерес для анализа работоспособности разработанного алгоритма распознавания ЛА.

Рассмотрение временного ряда матричных ФНВ $\delta Y_N(i, j, T_0 n)$ было произведено на минутных МГ-наблюдениях $Y(i, j, Tk_2)$, $k_2 = 1, \dots, k_{2f}$. На эталонных интервалах с индексами $k_2 = 1, \dots, k_0$ вычислялась оценка нормированной АФ и для индексов $k_2 = k_0 + 1, \dots, 2k_0$ осуществлялась пространственно-временная фильтрация с параметрами $\Delta N_1 = 8, \Delta N_2 = 8, N_{d1} = 2, N_{d2} = 2$. Для индексов $k_2 = 2k_0 + 1, \dots, k_{2f}$ назначались текущие интервалы длительностью k_0 с граничными точками $k_1(n_2) = 2k_0 + 1 + k_0(n_2 - 1)$, $k_2(n_2) = k_1(n_2) + k_0 n_2 - 1$, $n_2 = 1, \dots, n_{2f}$, $n_{2f} = 60$, на которых вычислялся временной ряд матричных ФНВ $\delta Y_N(i, j, T_0 n_2)$. На основе данного ряда с шагом дискретности $3T_0 = 1$ час формировалась последовательность матриц ФНВ $\delta Y_N(i, j, 3T_0 n_{21})$, $n_{21} = 1, \dots, n_{21f}$, $n_{21f} = 20$.

МГ-наблюдения были получены 2015.08.15 на интервале времени с началом наблюдений в 00:00 и окончанием в 19:40, были приняты значения $k_{2f} = 1240, k_0 = 20$. На рис. 3.3.1 помещены 20 часовых кадров 2D-изображений последовательности матриц ФНВ $\delta Y_N(i, j, 3T_0 n_{21})$ для МГ-наблюдений, соответствующие моментам времени 00.40, 01.40, ..., 19.40.

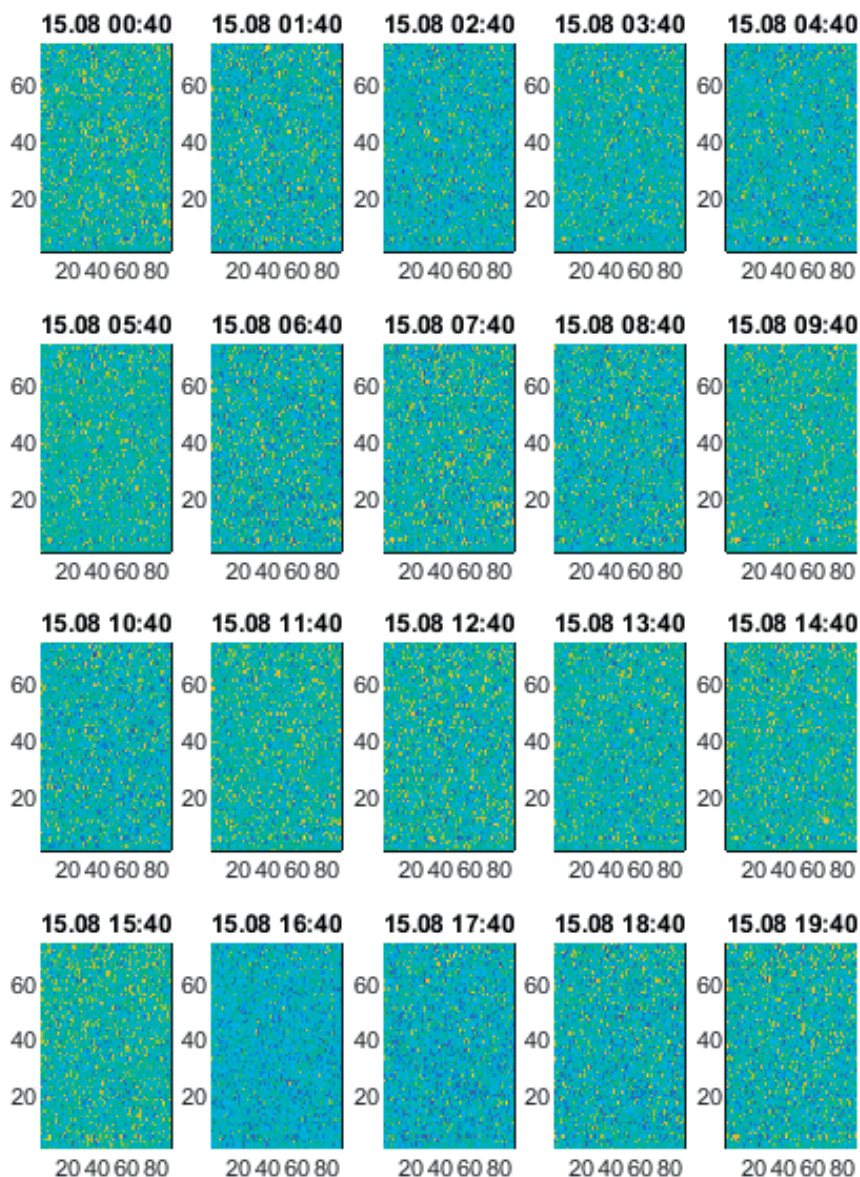


Рис. 3.3.1. Кадры 2D-изображений матриц ФНВ для МГ-наблюдений

Необходимо отметить, что визуальным путем изменчивость ФНВ $\delta Y_N(i, j, 3T_0 n_{21})$ на интервале с ГМБ является трудно определяемой; изменчивость ФНВ в данном случае можно оценить инструментально.

Рассмотрение функций с.к.з. $S_a(T_0 n)$, $S_{0a}(T_0 n)$ для ФНВ и Dst-индексов производилось 2015.08.15 на подинтервале времени с началом наблюдений в 00:40 и окончанием в 24:00, для минутных МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk_{21})$ $k_{21} = 1, \dots, k_{21f}$ $k_{21f} = 1400$. Было принято значение $k_0 = 20$, оценена нормиро-

ванная АФ для $k_{21} = 1, \dots, k_0$ и для $\Delta N_1 = 8, \Delta N_2 = 8, N_{d1} = 2, N_{d2} = 2$ реализована пространственно-временная фильтрация на интервале $k_{21} = k_0 + 1, \dots, 2k_0$. Для $k_{21} = 2k_0 + 1, \dots, k_{21f}$ назначались текущие участки с граничными точками $k_1(n_{22}) = 2k_0 + 1 + k_0(n_{22} - 1)$, $k_2(n_{22}) = k_1(n_{22}) + k_0 n_{22} - 1$, $n_{22} = 1, \dots, n_{22f}$, $n_{22f} = 23$. Во временных точках $3T_0 n_{22}$ вычислялись усредненные на интервале $3T_0$ значения с.к.з. для ФВН на интервале 00:40–23:40. На рис. 3.3.2 представлена последовательность с.к.з. $S_a(3T_0 n_{22})$ с дискретностью $3T_0 = 1$ час в виде кусочно-постоянной функции.

Для интервала времени 2015.08.15 от 00.00 до 23.40 в моменты времени $3T_0 n_{23}$, $n_{23} = 1, \dots, n_{23f}$, $n_{23f} = 23$, приведены значения функции Dst -индексов $Dst(3T_0 n_{23})$. График $Dst(3T_0 n_{23})$ в виде кусочно-постоянной функции помещен на рис. 3.3.3.

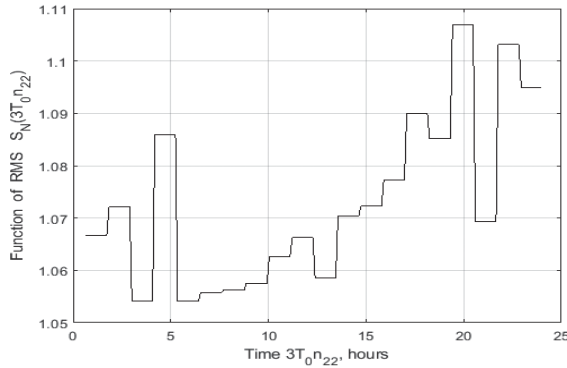


Рис. 3.3.2 Оценки с.к.з. $S_a(3T_0 n_{22})$ для функции нормированных вариаций, интервал времени 2015.08.15, 00:40–23:40

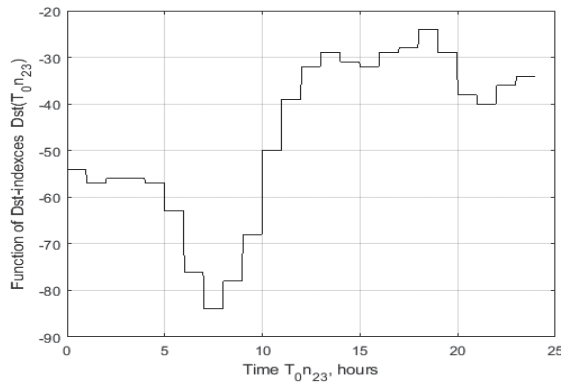


Рис. 3.3.3. Функция $Dst(3T_0 n_{23})$ -индексов, интервал времени 2015.08.15, 00:40–23:40

Из графика рис. 3.3.3 можно видеть, что функция Dst -индексов для ГМБ имела два временных интервала со снижением значений, которые соответствовали двум максимумам ГМБ, примерно, в 07.00 и 22.00.

Поведение во времени функции с.к.з. вполне соответствовало описанной выше картине ГМБ, полученной на основе функции Dst -индексов. Временные интервалы со значительными колебательными возмущениями функции с.к.з. (рис. 3.3.2) по отношению к расположению временных интервалов с понижениями функции Dst -индексов (рис. 3.3.3) реализовывались с некоторым опережением. Так, можно утверждать, что для времени, примерно, 05:00 и 20:00 в МГ-наблюдениях имели место ЛА; вычисления с с.к.з. рис. 3.3.2 позволили оценить глубины модуляций для ЛА, которые составили величины $\approx(1.0-2.0)\%$.

Экспериментальное исследование ФНВ, функций с.к.з., сформированных на основе ФНВ, и анализ функций Dst -индексов на интервале времени с ГМБ позволили установить работоспособность разработанного алгоритма распознавания ЛА и, что: 1) значения ФНВ изменялись, как по времени от кадра к кадру, так и по пространству внутри кадров, при этом, экспертная оценка относительных изменений значений ФНВ составляла величину доли-единицы процентов; 2) функции с.к.з. и Dst -индексов оказались взаимосвязанными и почти синхронно реагирующими на экстремальные события ГМБ; 3) с помощью функций с.к.з. были произведены на интервале времени с ГМБ распознавания ЛА с $\approx(1.0-2.0)\%$ -ными глубинами модуляций.

3.3.3. Исследование алгоритма распознавания ЛА на модельных МГ-наблюдениях

Экспериментальное исследование алгоритма распознавания ЛА для модельных МГ-наблюдений производилось с целью установления предельных возможностей предложенных ФНВ. Были сформированы модельные МГ-наблюдения $Y(i, j, Tk_3)$, $k_3 = 1, \dots, k_{3f}$, $k_{3f} = k_{1f}$.

Вычислялись оценки значений функций с.к.з. $S_a(T_0 n_3)$, $S_{0a}(T_0 n_3)$ для дискретных моментов $T_0 n_3$, $n_3 = 1, \dots, n_{3f}$, $n_3 = \text{ent}((k_3 - 2k_0 - 1)/k_0)$, для области Ψ_a с модельной ЛА и области $\Psi_0 - \Psi_a$ без ЛА, используя (3.3.5)

$$S_a^2(T_0 n_3) = \frac{1}{(i_2 - i_1 + 1)(j_2 - j_1 + 1)} \sum_{i, j \in \Psi_a} \delta Y_N^2(i, j, T_0 n_3),$$

$$S_0^2(T_0 n_3) = \frac{1}{(N_1 N_2 - (i_2 - i_1 + 1)(j_2 - j_1 + 1))} \sum_{i, j \in \Psi_0 - \Psi_a} \delta Y_N^2(i, j, T_0 n_3). \quad (3.3.8)$$

Для установления предельных возможностей распознавания ЛА вычислялся коэффициент распознавания ЛА $E(T_0 n_3)$, основанный на (3.3.6). Поскольку, в данном случае, значения с.к.з. $S_0(T_0 n_3)$, которые вычислялись для области без ЛА, менялись незначительно, то в формуле (3.3.5) принималось $S_0(T_0 n_3) = S_0$, тогда

$$E(T_0 n_3) = |S_0 - S_a(T_0 n_3)| / S_0, E(T_0 n_3) \geq E_0.$$

На рис. 3.3.4 представлены кадры 2D-изображений матриц ФНВ с модуляционными модельными понижениями от M_{cb} вычисленных для дискретных моментов времени $2T_0 + T_0(n_3 - 1)$, $n_{3f} = 10$. Для расчетов были приняты

численные значения параметров: для области с ЛА – $i_1 = 51, i_2 = 80, j_1 = 11, j_2 = 55$; для функции глубины модуляции – $M_0 = 0.1 \times 10^{-4}, dM = 2.91 \times 10^{-6}$. Отчетливо визуально видны прямоугольные области с ЛА по мере возрастания функции глубины модуляции.

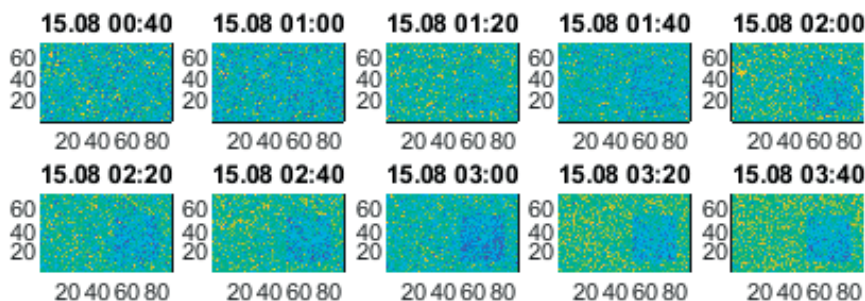


Рис. 3.3.4. Кадры 2D-изображений матриц ФНВ экспериментальных МГ-наблюдений с модельными модуляционными понижениями

Были произведены вычисления коэффициентов распознавания ЛА. На рис. 3.3.5 помещен график коэффициентов $E(M_d)$ (индекс 1) в зависимости от величины глубины модуляции M_d для дискретных индексов времени $T_0 n_3$, которым соответствуют значения $M_d(T_0 n_3)$, задано пороговое значение $E_0 = 0.1$ (индекс 2).

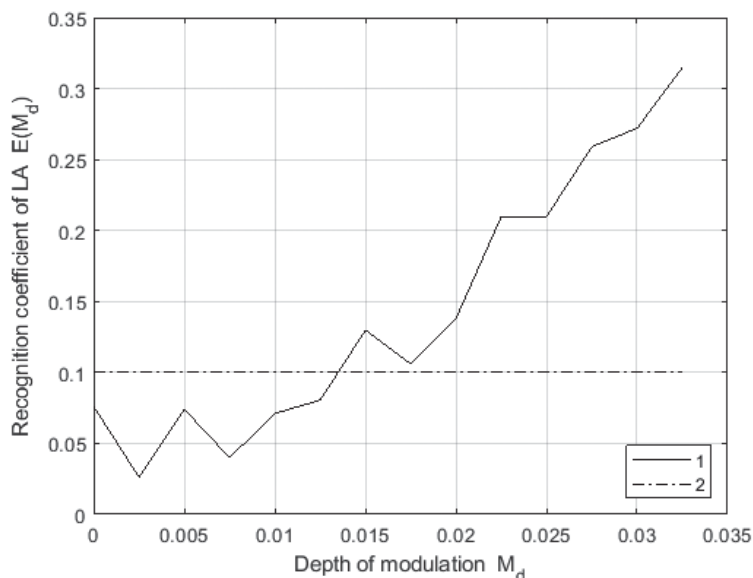


Рис. 3.3.5. Коэффициенты распознавания ЛА $E(M_d)$ в зависимости от глубины модуляции M_d

Экспериментальное исследование алгоритма распознавания ЛА на модельных МГ-наблюдениях показало, что применение ФНВ позволило визуально реализовать распознавание ЛА для предельного значения глубины модуляции $M_d \approx 0.014$.

3.3.4. Исследование алгоритма распознавания ЛА на экспериментальных МГ-наблюдениях

Производилось исследование алгоритма распознавания ЛА на подобластях матриц ФНВ для экспериментальных МГ-наблюдений. Рассматривался пятисуточный интервал 2015.08.14–2015.08.18, принималось $k_0 = 20$; число матриц экспериментальных МГ-наблюдений на данном интервале времени составило величину $5k_f = 1440 \times 5 = 7200$. Для индексов $k_4 = 2k_0 + 1, \dots, k_{4f}$, $k_{4f} = 5k_f - 2k_0$ находились ФНВ $\delta Y_N(i, j, T_0 n_4)$ для дискретных моментов времени $T_0 n_4$, $n_4 = 1, \dots, n_{4f}$, $n_{4f} = 358$.

Для примера №1 с распознаванием ЛА основная область Ψ_0 делилась на две равные подобласти Ψ_{a11} с границами $i_{11} \leq i \leq i_{12}, j_{11} \leq j \leq j_{12}, i_{11} = 1, i_{12} = 45, j_{11} = 1, j_{12} = N_{02}$, и Ψ_{a12} с границами $i_{21} \leq i \leq i_{22}, j_{21} \leq j \leq j_{22}, i_{21} = 46, i_{22} = N_{01}, j_{21} = 1, j_{22} = N_{02}$ размеры площадей подобластей принимали значения $W_{11} = W_{12} = N_1 N_2 / 2$. Для найденных ФНВ $\delta Y_N(i, j, T_0 n_4)$ вычислялись функции $\delta Y_N(i, j, 5T_0 n_{41})$, $n_{41} = 1, \dots, n_{41f}$, $n_{41f} = 71$, полученные усреднением исходных функций $\delta Y_N(i, j, T_0 n_4)$ на временных интервалах размером $5T_0$.

Значения функций с.к.з. $S_{N11}(5T_0 n_{41}), S_{N12}(5T_0 n_{41})$, $n_{41} = 1, \dots, n_{41f}$ вычислялись для первой и второй подобласти по следующим формулам

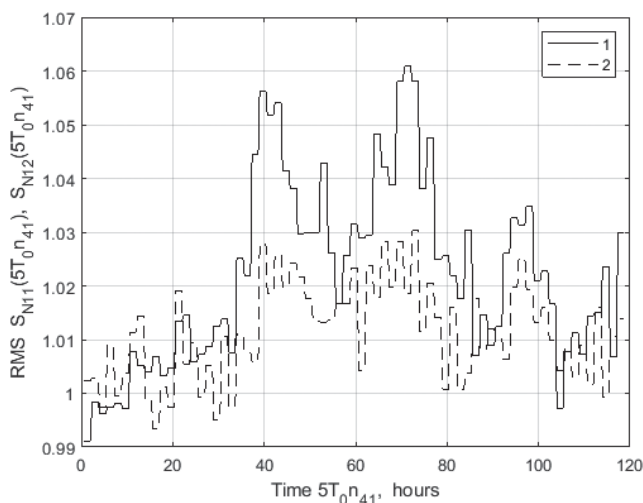
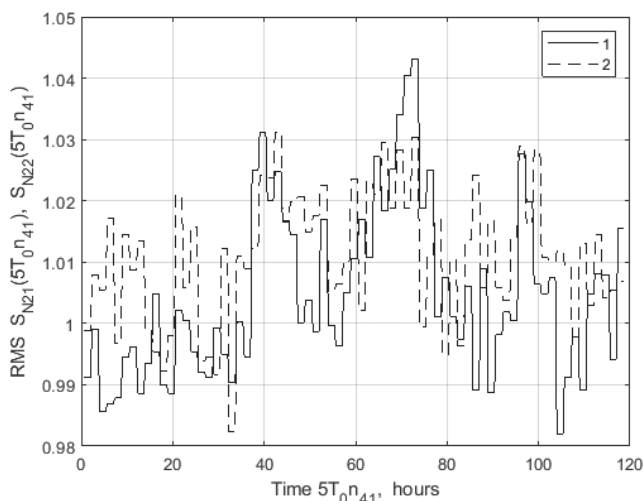
$$S_{N11}(5T_0 n_{41}) = \frac{1}{W_{11}} \sum_{i=i_{11}}^{i_{12}} \sum_{j=j_{11}}^{j_{12}} \delta Y_N(i, j, 5T_0 n_{41}),$$

$$S_{N12}(5T_0 n_{41}) = \frac{1}{W_{12}} \sum_{i=i_{21}}^{i_{22}} \sum_{j=j_{21}}^{j_{22}} \delta Y_N(i, j, 5T_0 n_{41}). \quad (3.3.9)$$

На рис. 3.3.6 показаны результаты вычислений для примера №1 – графики функций с.к.з. $S_{N11}(5T_0 n_{41})$ (индекс 1), $S_{N12}(5T_0 n_{41})$ (индекс 2) в виде кусочно-постоянных функций (3.3.9). Видно из рис.3.3.6, что функции с.к.з. совершали естественные суточные колебания. На временных интервалах 0–30 часов, 90–120 часов функции с.к.з. $S_{N11}(5T_0 n_{41})$ и $S_{N12}(5T_0 n_{41})$ были достаточно близки, на других интервалах между ними были заметны различия из-за возникавших случайностей в ЛА.

Для примера № 2 с распознаванием основная область Ψ_0 разделялась на две равные подобласти Ψ_{a21} с границами $i_{11} \leq i \leq i_{12}, j_{11} \leq j \leq j_{12}, i_{11} = 1, i_{12} = 45, j_{11} = 1, j_{12} = 37$ и Ψ_{a22} с границами $i_{21} \leq i \leq i_{22}, j_{21} \leq j \leq j_{22}, i_{21} = 1, i_{22} = 45, j_{21} = 38, j_{22} = N_{02}$ площади подобластей Ψ_{a21}, Ψ_{a22} были в два раза меньше площадей подобластей Ψ_{a11}, Ψ_{a12} . Вычислялись функции с.к.з. $S_{N21}(5T_0 n_{41})$ (индекс 1), $S_{N22}(5T_0 n_{41})$ (индекс 2) по аналогии с примером №1. На рис. 3.3.7 показаны результаты примера №2.

Значения с.к.з. для ФНВ служили первой количественной характеристикой ЛА-распознаваний. Величины средних относительных разностей с.к.з. для различных пар подобластей служили второй количественной характе-

Рис. 3.3.6. Графики функций с.к.з. $S_{N11}(5T_0 n_{41})$, $S_{N12}(5T_0 n_{41})$ в зависимости от времениРис.3.3.7. Графики функций с.к.з. $S_{N21}(5T_0 n_{41})$, $S_{N22}(5T_0 n_{41})$ в зависимости от времени

ристикой ЛА-распознаваний. Была сформирована следующая формула для оценивания $\bar{S}_{N1}$ средней относительной разности с.к.з.

$$\bar{S}_{N1} = \frac{1}{n_{41f}} \sum_{n_{41}=1}^{n_{41f}} |S_{N11}(5T_0 n_{41}) - S_{N12}(5T_0 n_{41})| / [(S_{N11}(5T_0 n_{41}) + S_{N12}(5T_0 n_{41})) / 2].$$

Аналогичным образом была сформирована формула оценивания $\bar{S}_{N2}$. Вычисления позволили получить значения оценок $\bar{S}_{N1} = 0.007$, $\bar{S}_{N2} = 0.008$, которые дали возможность сделать оценку средней относительной разности с.к.з., составившей значение $\approx 0.075\%$ и подтвердившей высокую чувствительность предложенных ФНВ для распознавания ЛА с малыми средними относительными разностями с.к.з.

Экспериментальное исследование алгоритма распознавания ЛА на подобластях матриц ФНВ позволило сделать вывод, что: 1) ЛА-подобласти матриц ФНВ определялись значениями с.к.з., которые менялись во времени и зависели от размеров подобластей и их взаимных расположений; 2) средняя относительная разность с.к.з. вариантов ЛА-подобластей с ФНВ составила значение $\approx 0.075\%$, свидетельствующее о высокой чувствительности функций с.к.з.

Можно заключить, что метод распознавания ЛА в потоках мюонов для матричных МГ-наблюдений, базирующийся на вычислениях ФНВ, оказался работоспособным и эффективным. Предложенное распознавание ЛА потоков мюонов в матричных МГ-наблюдениях с использованием ФНВ имеет существенные резервы повышения эффективности в части чувствительности на основе оптимизации настроечных параметров, является перспективным для анализа потоков мюонов и может успешно применяться в задачах мюонной диагностики.

3.4. Метод распознавания локальных анизотропий потоков мюонов для МГ-наблюдений на основе вычислений индикаторных матриц

3.4.1. Вводные сведения и вычисление доверительных интервалов для математических ожиданий пуассоновских МГ-наблюдений

Здесь рассматривается вариант решений распознавания ЛА, являющийся косвенным и сводящийся к оцениванию относительных характеристик выходных ФРПМ. С целью его осуществления для каждого сочетания индексов (i, j) во временных рядах $Y(i, j, Tk)$, $k = 1, 2, \dots$ назначаются эталонный интервал и набор текущих временных интервалов. Далее, на этих интервалах вычисляются м.о. для МГ-наблюдений и доверительные интервалы для вычисленных м.о. для всех (i, j) . Затем определяются взаимные расстояния между эталонным и текущими доверительными интервалами. На их основе вычисляются относительные характеристики выходных ФРПМ, для чего вводятся индикаторные матрицы [112], совпадающие по размерности с матрицами МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$; в случае большой разницы взаимных расстояний для интервалов с индексами (i, j) , соответствующая ячейка (i, j) индикаторной матрицы принимает значение единицы, в противном случае в случае малой разницы взаимных расстояний принимает нулевое значение. Индикаторные матрицы дают возможность составить представление о возникающих аномалиях на текущих временных интервалах и произвести принятие решения по распознаванию ЛА. Главная особенность этого варианта решений состоит в том, что его реализация, состоящая в распознавании ЛА, производится без вычислений АФ. В данном параграфе используются нормированные пуассоновские МГ-наблюдения из [54].

Учтем пуассоновский характер используемых нормированных МГ-наблюдений, поскольку предположение об их распределении по нормальному закону является недостаточно точным для МГ-наблюдений, относящихся к малым и большим зенитным углам. Рассмотрим временной ряд $Y(i, j, Tk)$ при фиксированных значениях (i, j) , $k = 1, 2, \dots$

Произведем вычисления для доверительных интервалов для м.о. пуассоновских МГ-наблюдений. Воспользуемся методологией оценивания характеристик пуассоновских временных рядов [130–132]. Введем для пуассоновских выборок обозначения ξ_k , где $\xi_k = Y(i, j, Tk)$, $k = 1, \dots, k_0$ и λ есть м.о. для рассматриваемой выборки ξ_k . Вычислим доверительные интервалы для м.о. пуассоновских выборок; будем считать, что характеристики пуассоновских наблюдений могут быть обобщены на случай нормированных пуассоновских наблюдений.

Для выборки ξ_k , $k = 1, \dots, k_0$ запишем оценку м.о. $\bar{\lambda}$, вычислим м.о. и дисперсию для $M\{\bar{\lambda}\}$, $D\{\bar{\lambda}\}$

$$\bar{\lambda} = \frac{1}{k_0} \sum_{k=1}^{k_0} \xi_k, \quad M\{\bar{\lambda}\} = \lambda, \quad D\{\bar{\lambda}\} = D\left\{ \frac{1}{k_0} \sum_{k=1}^{k_0} \xi_k \right\} = \frac{1}{k_0^2} \sum_{k=1}^{k_0} D\{\xi_k\} = \frac{1}{k_0^2} k_0 D\{\xi\} = \frac{\lambda}{k_0},$$

так как для распределения Пуассона справедливы равенства $M\{\xi\} = \lambda$ и $D\{\xi\} = \lambda$. Введем случайную величину η

$$\eta = \frac{\bar{\lambda} - M\{\bar{\lambda}\}}{\sqrt{D\{\bar{\lambda}\}}} = \sqrt{\frac{k_0}{\lambda}} (\bar{\lambda} - \lambda) = \sqrt{\frac{k_0}{\lambda}} \left(\frac{1}{k_0} \sum_{k=1}^{k_0} \xi_k - \lambda \right),$$

которая в силу центральной предельной теоремы асимптотически нормальна с нулевым м.о. и единичной дисперсией. Тогда для заданной доверительной вероятности γ справедливо следующее равенство и вытекающее из него неравенство

$$P\{|\eta| < \delta\} = 2\Phi(\delta) = \gamma, \quad |\eta| = \sqrt{(k_0/\lambda)} (\bar{\lambda} - \lambda) < \delta_\gamma, \quad (3.4.1)$$

где $\Phi(\delta)$ – функция нормальных вероятностей и $\Phi(\delta\gamma) = \gamma/2$. Запишем из (3.4.1) два квадратичных неравенства

$$\sqrt{(k_0/\lambda)} (\bar{\lambda} - \lambda) < \delta_\gamma, \quad \sqrt{(k_0/\lambda)} (\bar{\lambda} - \lambda) > -\delta_\gamma.$$

Решим данные неравенства относительно $\sqrt{\lambda}$. Для первого и второго неравенств с учетом того, что $\sqrt{\lambda} > 0$, получим выражения для нижних и верхних границ h_{mn}, h_{mx} , $h_{mn} \leq \lambda \leq h_{mx}$ доверительных интервалов

$$h_{mn} = \{-\delta_\gamma / (2\sqrt{k_0}) + \sqrt{\bar{\lambda} + \delta_\gamma^2 / 4k_0}\}^2, \quad h_{mx} = \{\delta_\gamma / (2\sqrt{k_0}) + \sqrt{\bar{\lambda} + \delta_\gamma^2 / 4k_0}\}^2. \quad (3.4.2)$$

3.4.2. Эталонный и текущие временные интервалы, функции аномальности для доверительных интервалов

Назначим участок с индексами $1 \leq k \leq k_0$ эталонным и вычислим на данном интервале оценку м.о. $\bar{\lambda}_e$ для индексов (i, j)

$$\bar{\lambda}_e = \bar{\lambda}_e(i, j) = \frac{1}{k_0} \sum_{k=1}^{k_0} \xi_k(i, j).$$

Запишем выражения для нижних и верхних границ эталонного доверительного интервала $h_{e,mn}, h_{e,mx}$ с учетом (3.4.2)

$$h_{e,mn} = \{-\delta_\gamma / (2\sqrt{k_f}) + \sqrt{\bar{\lambda}_e + \delta_\gamma^2 / 4k_f}\}^2, h_{e,mx} = \{\delta_\gamma / (2\sqrt{k_f}) + \sqrt{\bar{\lambda}_e + \delta_\gamma^2 / 4k_f}\}^2, \quad (3.4.3)$$

Интервалы с индексами

$$k_{n,1} \leq k \leq k_{n,2}, \quad k_{n,1} = k_0 + 1 + (n-1)k_0, \quad k_{n,2} = k_0 + 1 + nk_0, \quad n = 1, \dots, n_f, \quad (3.4.4)$$

где $n_f = \text{ent}(k_f / k_0) - 1$, будем считать текущими. Вычислим на данных интервалах оценки м.о. $\bar{\lambda}_n$ с учетом (3.4.4)

$$\bar{\lambda}_n = \bar{\lambda}_n(i, j) = \frac{1}{k_0} \sum_{k=k_{n,1}}^{k_{n,2}} \xi_k(i, j), \quad n = 1, 2, \dots \quad (3.4.5)$$

Нижние и верхние границы для текущих доверительных интервалов $h_{n,mn}, h_{n,mx}$, $n = 1, \dots, n_f$ получим на основе (3.4.3) путем замены $\bar{\lambda}_e$ на $\bar{\lambda}_n$ из (3.4.5).

$$h_{n,mn} = \{-\delta_\gamma / (2\sqrt{k_f}) + \sqrt{\bar{\lambda}_n + \delta_\gamma^2 / 4k_f}\}^2, \quad h_{n,mx} = \{\delta_\gamma / (2\sqrt{k_f}) + \sqrt{\bar{\lambda}_n + \delta_\gamma^2 / 4k_f}\}^2,$$

Введем функцию аномальности $F(h_{e,mn}, h_{e,mx}, h_{mn}, h_{mx})$, зависящую от взаимного расстояния доверительных интервалов для эталонного $h_{e,mn}, h_{e,mx}$ и текущего h_{mn}, h_{mx} временных интервалов. Из физических соображений должно быть понятно, что чем больше взаимное расстояние между эталонным и текущим доверительными интервалами, тем больше должны быть значения предполагаемой функции аномальности. Рассмотрим 6 возможных, исключаящих друг друга случаев взаимного расположения данных интервалов: случаи 1, 6 – интервалы не пересекаются; случаи 2, 5 – интервалы частично пересекаются; случаи 3, 4 – когда текущий интервал лежит внутри эталонного интервала и, наоборот, эталонный интервал лежит внутри текущего интервала.

Запишем соответствующие неравенства и выражения для введенной функции аномальности

$$F = F(h_{e,mn}, h_{e,mx}, h_{mn}, h_{mx}), \text{ положим } dh = (h_{e,mx} - h_{e,mn})$$

- 1) если $(h_{mx} \leq h_{e,mn})$, то $F = (h_{e,mn} - h_{mn}) / dh$,
- 2) если $(h_{mn} \leq h_{e,mn})$ и $(h_{mx} > h_{e,mn})$ и $(h_x < h_{e,mx})$, то $F = (h_{e,mn} - h_{mn}) / dh$,
- 3) если $(h_{n,mn} > h_{e,mn})$ и $(h_{mx} < h_{e,mx})$, то $F = 0$,
- 4) если $(h_{mn} \leq h_{e,mn})$ и $(h_{mx} > h_{e,mx})$, то $F = ((h_{e,mn} - h_{mn}) + (h_{mx} - h_{e,mx}) / dh$,
- 5) если $(h_{mn} > h_{e,mn})$ и $(h_{mn} < h_{e,mx})$ и $(h_{mx} > h_{e,mx})$, то $F = (h_{mx} - h_{e,mx}) / dh$,
- 6) если $(h_{mn} > h_{e,mx})$, то $F = (h_{mx} - h_{e,mx}) / dh$.

(3.4.6)

Произведем необходимые вычисления для получения примера функции аномальности $F(h_{e,mn}, h_{e,mx}, h_{mn}, h_{mx})$ по формулам (3.4.6) при фиксированных значениях $h_{e,mx}$, $h_{e,mn}$ и в зависимости от h_{mn} , h_{mx} . Вычислим значения функции аномальности в треугольной области значений $h_{mn} = h_0(i - 1)$, $h_{mx} = h_0(j - 1)$, $i = 1, \dots, i_0$, $j = 1, \dots, j_0$, в которой учитывалось неравенство $h_{mn} < h_{mx}$; положим $i_0 = 100$, $j_0 = 100$, $h_0 = 1$, $h_{e,mn} = 30$, $h_{e,mx} = 60$. Рис. 3.4.1 содержит 3D-изображение вычисленной функции аномальности $F(h_{e,mn}, h_{e,mx}, h_{mn}, h_{mx})$, представляющей собой набор плоскостей.

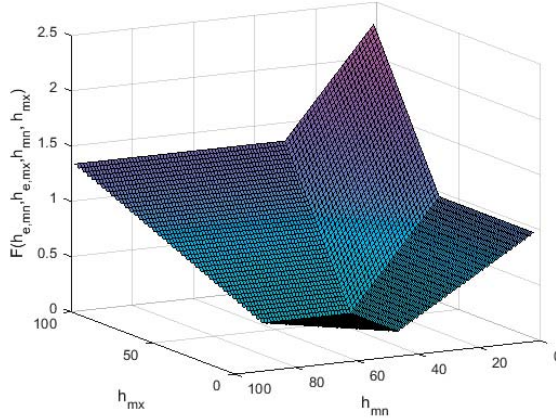


Рис. 3.4.1. 3D-изображение функции аномальности $F(h_{e,mn}, h_{e,mx}, h_{mn}, h_{mx})$.

Введенная функция аномальности является случайной и зависит от статистических характеристик верхних и нижних границ эталонного и текущих доверительных интервалов, которые, в свою очередь, определяются м.о. нормированных пуассоновских временных рядов, соответствующих эталонному и текущим интервалам. Рассмотрение формул в (3.4.6) позволяет сделать вывод, ввиду линейности числителей и знаменателей в выражениях для F , что при одинаковых м.о. исходных нормированных пуассоновских временных рядов для эталонного и текущего интервала, м.о. функции аномальности не зависит от м.о. исходных временных рядов.

Убедимся в этом, реализовав метод статистических испытаний [133]. Сформируем модельные реализации пуассоновских временных рядов $P_s(\lambda, k)$, $k = 1, \dots, k_f$, $s = 1, \dots, M$, где M – число реализаций, λ – задаваемое м.о.; воспользуемся программой генерирования псевдослучайных пуассоновских чисел из [134]. Зададим размер k_0 эталонного интервала; текущие интервалы примем по (3.4.3). Вычислим эталонный и текущие доверительные интервалы $h_{e,mn}(s)$, $h_{e,mx}(s)$, $s = 1, \dots, M$, $h_{n,mn}(s)$, $h_{n,mx}(s)$, $n = 1, \dots, n_f$, $s = 1, \dots, M$. Используя (3.4.6), найдем последовательность значений функций аномальностей $F_n(\lambda, s)$, $s = 1, \dots, M$, $n = 1, \dots, n_f$ и вычислим для них оценку м.о. в соответствии с формулой

$$F^*(\lambda) = \frac{1}{M} \sum_{s=1}^M \frac{1}{n_f} \sum_{n=1}^{n_f} F_n(\lambda, s).$$

Для расчетов были приняты численные значения параметров: $k_0 = 20$, $k_f = 1000 \times k_0$, $M = 1000$, $\lambda = 16 \times 2^{-r}$, $r = 0, \dots, r_0$, $r_0 = 5$. Вычисления показали, что оценки м.о. $F^\circ(\lambda_r)$ не зависят от параметра λ_r ; оценка м.о. функции аномальности представляется величиной $F^\circ = 0.296 \pm 0.003$. Данное обстоятельство дает основание сравнивать функции аномальностей с фиксированным порогом для любых сочетаний индексов (i, j) .

3.4.3. Индикаторные матрицы, процедура принятия решения по распознаванию ЛА и выбор оптимального порога

Вычислим функции аномальности $F(h_{e, mn}, h_{e, mx}, h_{n, mn}, h_{n, mx})$ для фиксированного эталонного $h_{e, mn}, h_{e, mx}$ и текущих $h_{n, mn}, h_{n, mx}$ интервалов. Размер эталонного интервала примем равным k_0 , границы эталонного и текущих интервалов сформируем по (3.4.3), $n = 1, \dots, n_f$. Произведем вычисления функций аномальности для всех индексов (i, j) и для дальнейших удобств обозначим их как $F_n(i, j)$.

Введем функции индикаторов $g_n(i, j)$ на основе сравнений значений $F_n(i, j)$ с задаваемым фиксированным порогом F_0 для всех $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$ с помощью следующих неравенств

$$g_n(i, j) = 1, \text{ если } F_n(i, j) \geq F_0, \quad g_n(i, j) = 0, \text{ если } F_n(i, j) < F_0, \quad n = 1, \dots, n_f. \quad (3.4.7)$$

Результаты вычислений функций индикаторов $g_n(i, j)$ (3.4.7) сформируем в индикаторные матрицы G_n , элементы которых представляют собой нули и единицы, $n = 1, \dots, n_f$. На основе выполнения неравенства $F_n(i, j) \geq F_0$ и соответствующего равенства $g_n(i, j) = 1$ для текущего участка с номером n примем решение об аномальности наблюдений ячейки (i, j) .

ЛА интерпретируем как области с аномальностями. Процедуру принятия решения по распознаванию ЛА для текущего временного интервала с номером n произведем на основе рассмотрения совокупности ячеек с индексами (i, j) , в которых реализуются равенства $g_n(i, j) = 1$.

Принятие решения о ЛА зависит от назначенного порога, выберем оптимальный порог F_0 . Разделим исходную область индексов

$$D_0 = \{(i, j): j = 1, \dots, N_2, i = 1, \dots, N_1\}$$

на непересекающиеся подобласти индексов D_m , $m = 1, \dots, m_0$, $(i, j) \in D_m$, суммарно подобластей D_m примем равной D_0 . Положим $w(i, j) = 1$, если ячейки $(i, j) \in D_m$, в противном случае $w(i, j) = 0$ и вычислим сумму W_m , которую можно интерпретировать как площадь подобласти D_m . Введем параметр E_{0m} – число аномальных ячеек (i, j) для подобласти с индексом m . Определим параметр плотности E_m , показывающий отношение числа аномальных ячеек E_{0m} к площади подобласти W_m

$$W_m = \sum_{i, j \in D_m} w(i, j), \quad E_{0m} = \sum_{i, j \in D_m} g(i, j), \quad E_m = E_{0m} / W_m. \quad (3.4.8)$$

Для подобластей D_m , $m = 1, \dots, m_0$ значения параметров плотностей E_m в зависимости от m могут значительно различаться. Указанные различия за-

висят в том числе от величины назначаемого порога F_0 . На начальном этапе, например, при $n = 1$, выставим порог F_0 , таким образом, чтобы распределение значений $E_m(F_0)$, $m = 1, \dots, m_0$, было бы в максимальной степени равномерным. Введем функции разностей плотностей, основываясь на (3.4.8)

$$d(m_1, m_2, F_0) = |E_{m_1}(F_0) - E_{m_2}(F_0)|, \quad m_1 = 1, \dots, m_0, \quad m_2 = m_1 + 1, \dots, m_0. \quad (3.4.9)$$

и функционал $S(E, F_0)$ для оценивания суммарной разности. Выбор оптимального порога F_0° реализуем с помощью решения задачи минимизации

$$S(E, F_0) = \sum_{m_1=1}^{m_0} \sum_{m_2=m_1+1}^{m_0} d(m_1, m_2, F_0), \quad F_0^\circ = \arg \{ \min_{F_0} S(E, F_0) \}. \quad (3.4.10)$$

Для примера был рассмотрен случай с $m_0 = 4$. Подобласти $j_1 \leq j \leq j_2, i_1 \leq i \leq i_2$, равные по площади, назначались следующим образом: $m = 1, j_1 = 1, j_2 = 38, i_1 = 1, i_2 = 45$; $m = 2, j_1 = 1, j_2 = 38, i_1 = 46, i_2 = 90$; $m = 3, j_1 = 39, j_2 = 76, i_1 = 1, i_2 = 45$; $m = 4, j_1 = 39, j_2 = 76, i_1 = 46, i_2 = 90$. Порог принимался дискретным $F_0(l) = F_0(0) + dF_0(l-1)$, $l = 1, \dots, l_f$, $l_f = 20$, $F_0(0) = 0.005$, $dF_0 = 0.005$; минимизация осуществлялась путем перебора по l . Были использованы экспериментальные МГ-наблюдения $Y(i, j, Tk)$, $k = 1, \dots, k_0$ для даты 2015.08.15, индекс $k = 1$ соответствует первой минуте, принималось значение $k_0 = 20$. Вычислялась индикаторная матрица G_1 , для времени 00.40. В результате минимизационных расчетов по (3.4.9), (3.4.10) было получено оптимальное значение порога $F_0^\circ = 0.055$. При этом максимальное значение разностей (3.4.9) достигалось для $m_1^\circ = 1, m_2^\circ = 4$ и составило значение $d(m_1^\circ, m_2^\circ, F_0^\circ) = 0.013$.

На рис. 3.4.2 представлен пример 2D-изображения индикаторной матрицы G_1 для $n = 1$, $F_0^\circ = 0.055$. Темными участками представлены области ячеек (i, j) , где $g_1(i, j) = 0$, светлыми участками (точками) представлены аномальные ячейки (i, j) , где $g_1(i, j) = 1$.

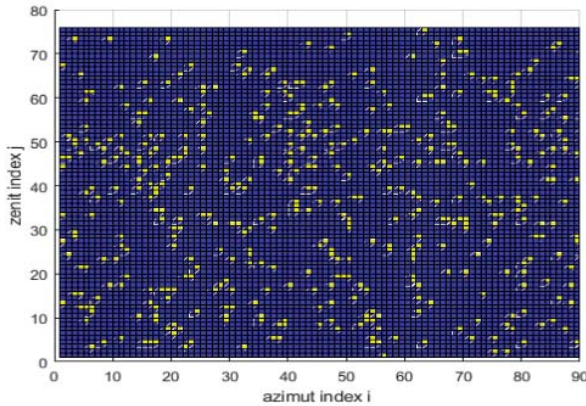


Рис. 3.4.2. 2D-изображение индикаторной матрицы G_1 , порог $F_0^\circ = 0.055$

3.4.4. Тестирование распознаваний ЛА для временного ряда индикаторных матриц

Рассматривались экспериментальные МГ-наблюдения для 5-суточного временного интервала 2015.08.14–2015.08.18, взятые из [54]. На данном интервале произошла достаточно сильная ГМБ, которая началась 2015.08.15 примерно в 08:00 и первый максимум данной ГМБ реализовался через 4 часа, около 12.00. Тестирования распознаваний ЛА производились для различных временных подинтервалов данного 5-суточного интервала.

Временной ряд минутных матричных экспериментальных МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$, произведенных 2015.08.15, для подинтервала с началом наблюдений в 00:00 и окончанием наблюдений в 21:20, $k = 1, \dots, k_{0f}$, $k_{0f} = 1320$. Были приняты $k_0 = 20$ и значение оптимального порога $F^c_0 = 0.055$ для вычисления индикаторных матриц G_n , $n = 1, \dots, n_{0f}$, $n_{0f} = 1320$. На рис. 3.4.3 для наглядности с увеличенной дискретностью $T_{a0} > T_0$, $T_{a0} = 40 \text{ мин}$, $T_0 = k_0 T$, помещены 32 кадра 2D-изображений вычисленных индикаторных матриц для моментов времени 00.40, 01.20, ..., 21.20. Представленные кадры изображений отличались плотностью аномальных ячеек, которая менялась от кадра к кадру на доли-единицы процентов.

В данном подпараграфе для всей области D_0 в моменты времени $T_0 n$, $n = 1, \dots, n_f$, $n_f = 71$ для подинтервала времени 2015.08.15 с 00.00 до 23.59 вычислялись функции плотности аномальных ячеек $E_0(T_0 n)$ для индикаторных матриц

$$E_0(T_0 n) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} g_n(i, j), \quad n = 1, \dots, n_f. \quad (3.4.11)$$

Для того же интервала времени для всей области D_0 в моменты времени Tk , $k = 1, \dots, k_f$, $k_f = 1440$ производилось вычисление функции $S_0(Tk)$ средней суммарной величины ПМ, которые попадали на апертуру МГ. Использовалась следующая формула из п. 2.2, обычно применяемая при анализе МГ-наблюдений

$$S_0(Tk) = \frac{1}{N_1 N_2} \sum_{i=1}^{N_1} \sum_{j=1}^{N_2} Y(i, j, Tk), \quad k = 1, \dots, k_f. \quad (3.4.12)$$

Для удобств изображений обе вычисленные функции были представлены кусочнопостоянными на временных интервалах T_0 ; с этой целью функции (3.4.11), (3.2.12) были передискретизованы с шагом $T_1 = 5T$ с обозначением $E_N(T_1 n_1)$, $S_N(T_1 n_1)$, $n_1 = 1, \dots, 4n_f$. Графики данных функций помещены на рис. 3.4.4, рис. 3.4.5.

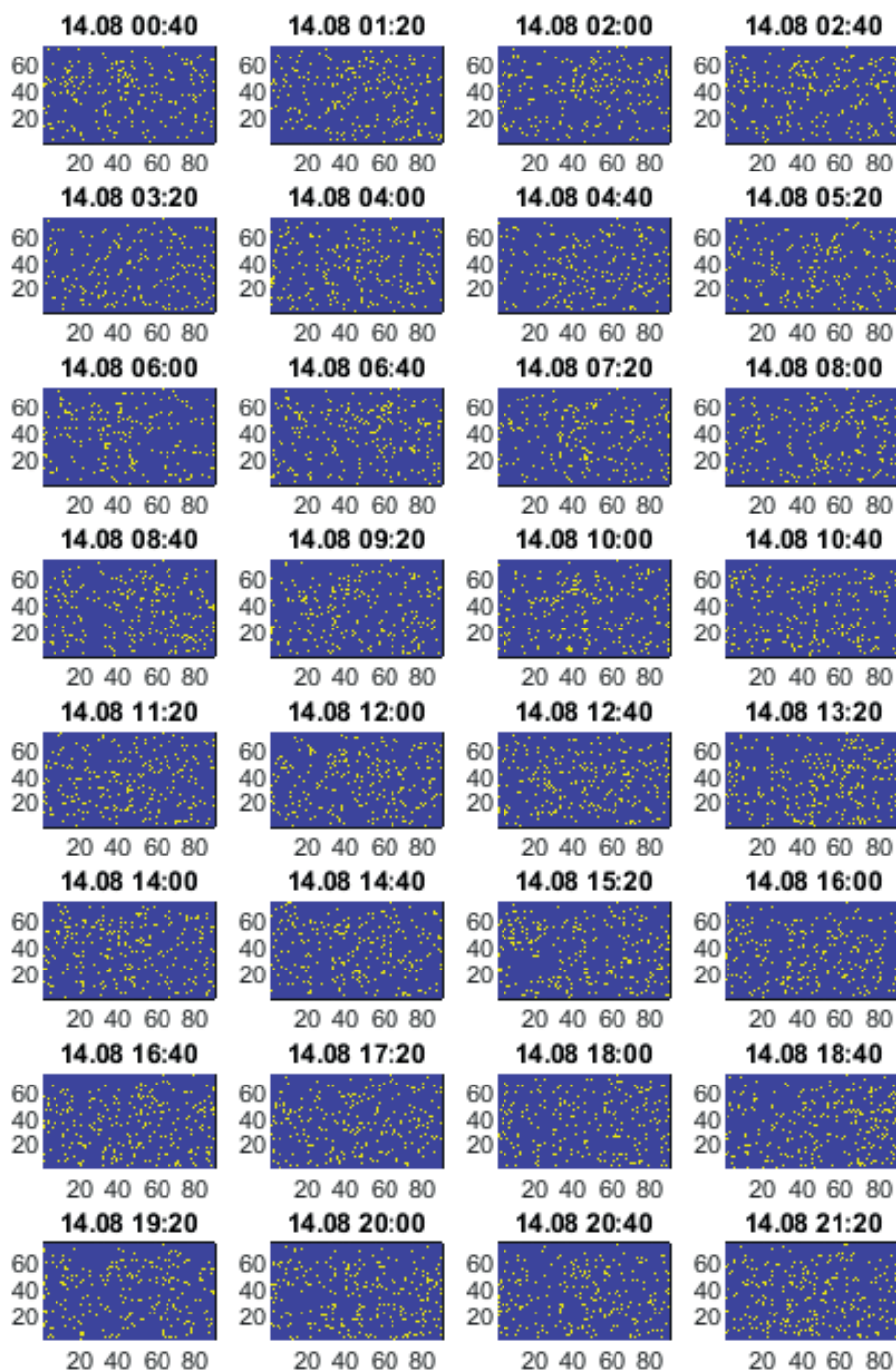


Рис. 3.4.3. Кадры 2D -изображений индикаторных матриц, дискретность $T_{\Delta 0} = 40$ мин

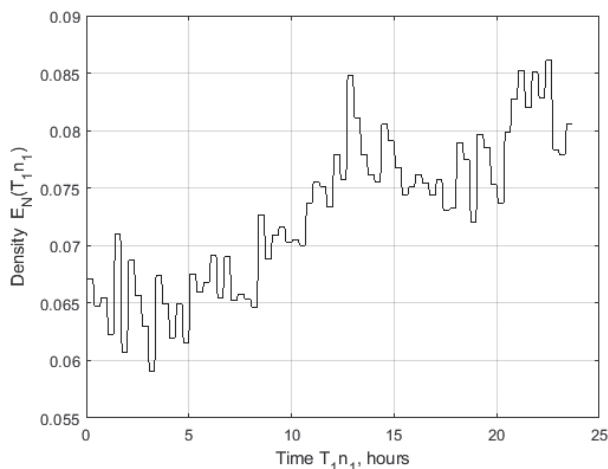


Рис. 3.4.4. $E_N(T_1 n_1)$ — функция плотности аномальных ячеек для области D_0 индикаторных матриц

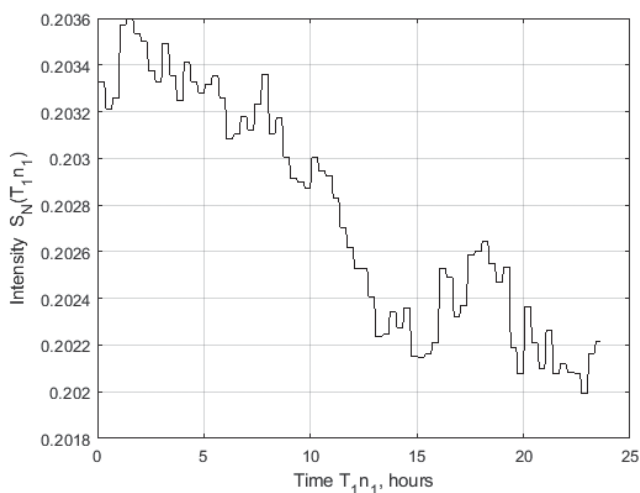


Рис. 3.4.5. $S_N(T_1 n_1)$ — функции средней суммарной интенсивности для области D_0 матричных МГ-наблюдений

Из рис. 3.4.4 видно, что функция плотности начинала возрастать примерно в 08:00, ее первый максимум пришелся на 12:00 и можно утверждать, что буря продолжалась до 24:00. Поведение функции $E_N(T_1 n_1)$ вполне соответствовало описанной выше картине развития ГМБ. При этом функция плотности $E_N(T_1 n_1)$ изменялась на величину $0.025 = 0.085 - 0.06$ и чувствительность функции плотности составила величину 2.5%. Из рис. 3.4.5 следовало, что функция интенсивности $S_N(T_1 n_1)$ изменялась на величину $0.0016 = 0.2036 - 0.2020$. На том же временном суточном интервале оценка относительной интенсивности оказалась равной $0.0016 / 0.2020 = 0.0079$; чувствительность функции интенсивности составила величину 0.79%. Видно, что чувстви-

тельность функции плотности $E_N(T_1 n_1)$, основанной на индикаторных матрицах, более чем в три раза превосходила чувствительность традиционной функции интенсивности $S_N(T_1 n_1)$.

Функции $E_N(T_1 n_1)$ и $S_N(T_1 n_1)$ демонстрировали свою взаимосвязанность. Для $E_N(T_1 n_1)$ временные участки «подъем и горб-вниз» соответствуют временным участкам «снижение и горб-вверх» для $S_N(T_1 n_1)$ для 0–14, 16–21 часов.

Распознавание ЛА для текущего момента $T_1 n_1$ на основе функций плотности может быть реализовано путем сравнения значений функции плотности $E_N(T_1 n_1)$ с задаваемым порогом E_{N0} . В данном случае принять решение о ЛА можно, к примеру, задав порог функции плотности $E_{N0} = 0.080 \div 0.085$.

3.4.5. Тестирование распознаваний ЛА для модулированных экспериментально-модельных МГ-наблюдений

Рассматривалась модельная модуляция экспериментальных МГ-наблюдений с целью установления возможностей распознавания ЛА на основе предложенных индикаторных матриц. Формировались экспериментально-модельные МГ-наблюдения. Использовался временной ряд исходных минутных МГ-наблюдений $Y(i, j, Tk)$ из [54], произведенных в 2015.08.15 для временного подинтервала, начиная в 00:00 и кончая 05:40, $k = 1, \dots, k_{2f}$, $k_{2f} = 340$.

Была выбрана для примера прямоугольная подобласть $D_1 \subset D_0$ с индексами $i_1 \leq i \leq i_2, j_1 \leq j \leq j_2$, в которой сформирована по аналогии с п.3.3 функция модельной модуляции $\lambda_{MD}(i, j, Tk)$ для МГ-наблюдений

$$\text{для } k = 1, \dots, k_0, \quad \lambda_{MD}(i, j, Tk) = 1,$$

$$\text{для } k = k_0 + 1, \dots, k_{2f}, \quad \lambda_{MD}(i, j, Tk) = 1 - M_D(Tk), \text{ для } i_1 \leq i \leq i_2, j_1 \leq j \leq j_2,$$

$$\lambda_{MD}(i, j, Tk) = 1, \text{ для } 1 \leq i < i_1, i_2 < i \leq N_1, 1 \leq j < j_1, j_2 < j \leq N_2.$$

Зависимость глубины модуляции $M_D(Tk)$ в зависимости от индекса k , $k = 1, \dots, k_{2f}$ принималась линейной

$$M_D(Tk) = M_{D0} + dM_D(k - 1).$$

Модулированные понижения для экспериментально-модельных МГ-наблюдений формировались в виде произведений следующим образом

$$Y_M(i, j, Tk) = Y(i, j, Tk) \lambda_{MD}(i, j, Tk), \quad k = 1, \dots, k_{2f}.$$

Для установления возможностей распознавания ЛА для подобных наблюдений был введен коэффициент распознавания ЛА ε_n , основанный на следующих физически очевидных соотношениях

$$\varepsilon_n = E(T_0 n) / E(T_0 \cdot 0), \quad E(T_0 n) = \frac{1}{W_n} \sum_{j=j_1}^{j_2} \sum_{i=i_1}^{i_2} g_n(i, j), \quad E(T_0 \cdot 0) = \frac{1}{W_0} \sum_{j=1}^{N_2} \sum_{i=1}^{N_1} g_0(i, j),$$

где площади области D_0 и подобласти D_1 равнялись $W_0 = N_1 N_2$, $W_n = (i_2 - i_1 + 1)(j_2 - j_1 + 1)$. На текущих интервалах вычислялись индикаторные матрицы. Для расчетов были приняты численные значения параметров: $j_1 = 25, j_2 = 50, i_1 = 45, i_2 = 70, M_{D0} = 0.01, dM_D = 1.218 \cdot 10^{-4}$.

На рис. 3.4.6 представлен с дискретностью $T_{d1} = 20$ мин временной ряд кадров 2D-изображений индикаторных матриц Gn с модуляционными модельными понижениями для моментов времени $T_{d1}n$, $n = 1, \dots, n_{2f}$, $n_{2f} = 16$ и $T_{d1}n = 00.40, 01.00, 01.20, \dots, 05.40$.

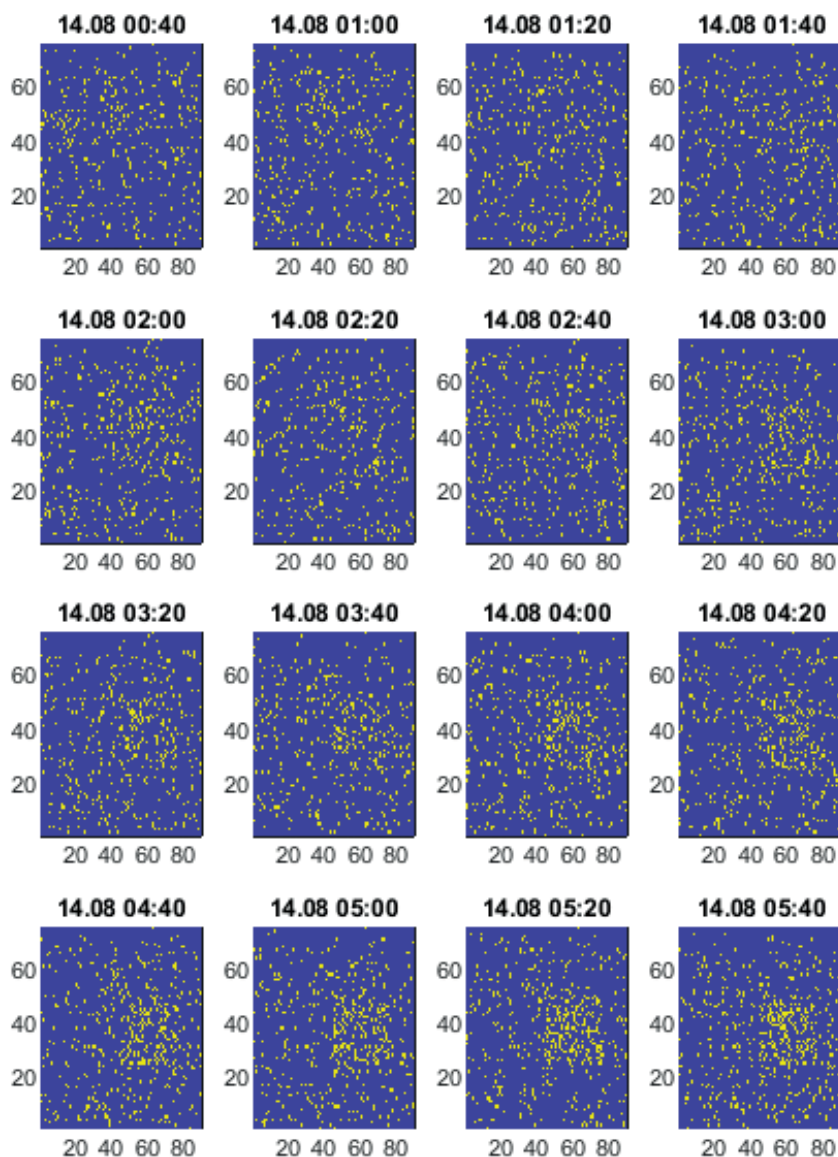


Рис. 3.4.6. Кадры 2D-изображений индикаторных матриц с модельными модуляционными понижениями для МГ-наблюдений, дискретность $T_{d1} = 20$ мин

Были произведены расчеты коэффициентов распознавания ЛА, получены следующие численные данные: $n=4$, $M_{D4}=0.0088$, $\varepsilon_4=1.2742$, $n=8$, $M_{D8}=0.0192$, $\varepsilon_8=2.2580$, $n=12$, $M_{D12}=0.0296$, $\varepsilon_{12}=2.5161$, $n=16$, $M_{D16}=0.04$, $\varepsilon_{16}=3.2726$.

Рассмотрение рис. 3.4.6 и результатов расчетов позволило установить, что использование индикаторных матриц для экспериментально-модельных МГ-наблюдений реализовало возможное распознавание ЛА для значения глубины модуляции $M_D=0.010\div 0.015$.

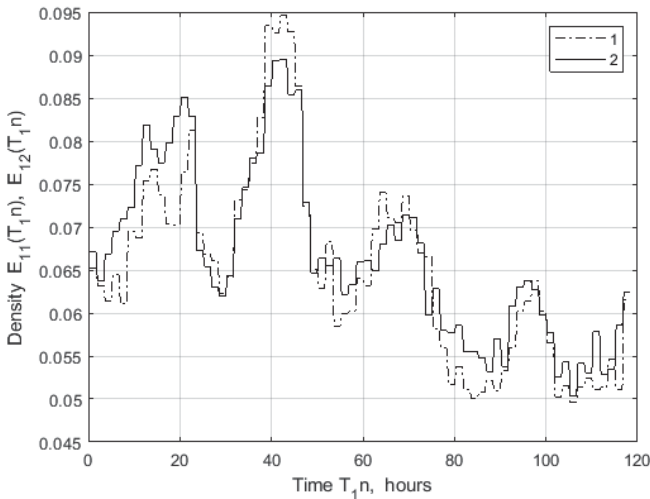
3.4.6. Тестирование распознаваний ЛА на подобластях индикаторных матриц для экспериментальных МГ-наблюдений

Рассматривался временной ряд матричных минутных экспериментальных МГ-наблюдений, произведенных на пятисуточном интервале 2015.08.14–2015.08.18. По-прежнему принималось $k_0=20$; число матриц МГ-наблюдений на данном интервале времени составило величину $5k_f=1440\times 5=7200$, $n_{3f}=5k_f/k_0-1$. Принимался порог $F_0^\circ=0.055$ и вычислялся временной ряд индикаторных матриц. Оценивались функции плотностей аномальных ячеек на подобластях индикаторных матриц.

Для первого примера основная область D_0 разделялась на две равные по площади подобласти D_{11} с границами $i_{11}\leq i\leq i_{12}$, $j_{11}\leq j\leq j_{12}$, $i_{11}=1$, $i_{12}=45$, $j_{11}=1$, $j_{12}=76$ и D_{12} с границами $i_{21}\leq i\leq i_{22}$, $j_{21}\leq j\leq j_{22}$, $i_{21}=46$, $i_{22}=90$, $j_{21}=1$, $j_{22}=76$; размеры площадей принимали значения $W_{11}=W_{12}=N_1N_2/2$. Вычислялись функции плотности аномальных ячеек $E_{11}(T_0n)$, $E_{12}(T_0n)$, $n=1,\dots,n_{3f}$ на текущих интервалах для первой и второй подобласти

$$E_{11}(T_0n)=\frac{1}{W_{11}}\sum_{i=i_{11}}^{i_{12}}\sum_{j=j_{11}}^{j_{12}}g_n(i,j), \quad E_{12}(T_0n)=\frac{1}{W_{12}}\sum_{i=i_{21}}^{i_{22}}\sum_{j=j_{21}}^{j_{22}}g_n(i,j). \quad (3.4.13)$$

На рис. 3.4.7 показаны графики функций плотностей $E_{11}(T_1n)$ (индекс 1), $E_{12}(T_1n)$ (индекс 2) в зависимости от времени с часовой дискретностью $T_1=$

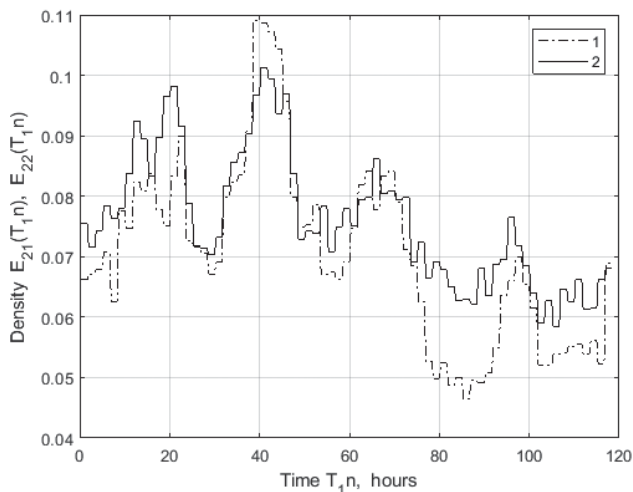


$60T$, $n=1,\dots,n_{3f}$, $n_{3f}=120$, которые иллюстрировали реализации ЛА.

Рис. 3.4.7. Графики функций плотности $E_{11}(T_1n)$, $E_{12}(T_1n)$ в зависимости от времени

Функции плотности совершали естественные суточные колебания и одновременно, имели место отличия в поведении функций плотностей для подобластей D_{21} , D_{22} , вследствие возникавших ЛА.

Для второго примера основная область D_0 разделялась на две равные по площади подобласти D_{21} с границами $i_{11} \leq i \leq i_{12}$, $j_{11} \leq j \leq j_{12}$, $i_{11} = 1$, $i_{12} = 45$, $j_{11} = 1$, $j_{12} = 37$ и D_{22} с границами $i_{21} \leq i \leq i_{22}$, $j_{21} \leq j \leq j_{22}$, $i_{21} = 46$, $i_{22} = 90$, $j_{21} = 25$, $j_{22} = 63$, площади подобластей D_{21} , D_{22} были в два раза меньше площадей подобластей D_{11} , D_{12} . Вычислялись $E_{21}(T_1n)$ (индекс 1), $E_{22}(T_1n)$ (индекс 2) функции плотности для первой и второй подобластей. На рис. 3.4.8 показаны результаты вычислений, отчетливо видны возникавшие ЛА,



которые менялись во времени.

Рис. 3.4.8. Графики функций плотности $E_{21}(T_1n)$, $E_{22}(T_1n)$ в зависимости от времени

Результаты расчетов позволили сделать вывод, что: 1) благодаря использованию индикаторных матриц оказалось возможным подтвердить наличие естественных суточных колебаний функций плотности и установить их изменчивость, которая связана с ЛА в матричных МГ-наблюдениях; 2) благодаря применению индикаторных матриц установлена средняя амплитуда указанной изменчивости от ЛА, составившей величину порядка $(2 \div 5)\%$ относительно средних значений функций плотности.

Предложенное распознавание ЛА в ПМ для матричных наблюдений годоскопа УРАГАН, базирующееся на вычислениях введенных индикаторных матриц с использованием системы доверительных интервалов и функций аномальности, оказалось работоспособным и эффективным.

Глава 4. Методы и алгоритмы распознавания и прогнозирования ГМБ на основе МГ-наблюдений потоков мюонов с использованием нейросетевых технологий

4.1. Общие сведения по задачам распознавания и прогнозирования геомагнитных бурь

В данном параграфе помещены общие сведения, которые связаны с отдельными аспектами анализа геомагнитных полей. Произведен краткий обзор методов и алгоритмов, фигурирующих в существующих задачах распознавания и прогнозирования ГМБ. Следует подчеркнуть, что основной акцент в предложенных материалах параграфа сделан на описании потенциальных возможностей обсуждаемых методов и алгоритмов по распознаванию и прогнозированию ГМБ.

Распознавание ГМБ обычно реализуется в форме процедуры, которая состоит в принятии решения о наличии или отсутствии ГМБ для текущего момента времени. Прогнозирование ГМБ, как правило, производится в виде процедуры для текущего момента времени с экстраполяцией на заданный временной интервал. Решается задача принятия решения о наличии или отсутствии ГМБ для экстраполированного момента времени.

4.1.1. Солнечные пятна, геомагнитные бури и геомагнитные индексы, распознавание и прогнозирование ГМБ

Солнечные пятна представляют собой затемненные плазменные области, наблюдаемые в фотосфере солнечного диска, в которых образуются чрезвычайно сильные магнитные поля. Температура плазмы в центре солнечного пятна понижена примерно до 3700 К по сравнению с температурой 5700 К в окружающей фотосфере Солнца. Хотя отдельные солнечные пятна живут обычно не более нескольких дней, самые большие из них могут существовать в течение нескольких недель. Они расширяются и сжимаются – их диаметр колеблется от 16 км до 160 000 км и они могут перемещаться со скоростью в несколько сотен метров в секунду. Количества солнечных пятен варьируется в пределах 11-летнего солнечного цикла.

Крупные солнечные пятна можно увидеть с Земли без помощи телескопа. Впервые инструментальные наблюдения солнечных пятен осуществил Галилей в 1609 году.

С 1826 г. астроном-любитель С.Г. Швабе [135] начал производить наблюдения за солнечными пятнами и публиковать отчеты о своих исследованиях, в которых им была предложена оценка величины цикла солнечной активности, составившая по его расчетам, примерно 10 лет. Однако эти исследования оставались незамеченными, пока А. Гумбольдт не включил в 1851 г. результаты Швабе в свой третий том энциклопедии о космосе. С тех пор изучение солнечных пятен стало активно осуществляться научным сообществом [136, 137].

И.Р. Вольф из Бернского университета собрал доступные исторические данные о солнечных пятнах начиная от 1700 г., и в 1852 г. им было произведено уточнение 11-летней величины цикла солнечной активности [138]. Вольф предложил метод расчета солнечной активности, заключающийся в вычислении специальных чисел, зависящих от количества пятен и особенностей их расположений на диске Солнца.

Измерения характеристик векторов напряженности геомагнитного поля для различных участков земной поверхности начали систематически производить с начала 19 века. Термин «геомагнитная буря» был введен А. Гумбольдтом для обозначения внезапно возникающих и продолжавшихся от нескольких часов до нескольких суток аномальных возмущений для напряженности геомагнитного поля, которые он наблюдал начиная с 1805 г.

Э.Сейбин [139] на заседании Лондонского королевского общества в 1852 г. сделал подробное сообщение о природе геомагнитной активности, в котором утверждалось, что она напрямую связана с солнечными пятнами и действующими процессами на Солнце.

Э. Лумис [140] в 1870 году опубликовал работу, в которой связывал проявления земного магнетизма и полярных сияний с активностью солнечных пятен. Им было установлено, что полярные сияния появляются одновременно и в северном и южном полушариях, и он получил результаты по вероятностному прогнозированию ГМБ, которые основывались на данных о циклах солнечной активности. Базируясь на современных представлениях, можно утверждать, что частота появления умеренных и сильных ГМБ на Земле имеет четкую корреляцию с 11-летним циклом солнечной активности. При средней частоте около 30 бурь в год их число может составлять 1–2 бури в год вблизи солнечного минимума и достигать 50 бурь в год вблизи солнечного максимума.

Солнечные пятна связываются с образованием солнечных СМЕ, которые далее перемещаются в гелиосфере со скоростью до 1000 км в секунду и достигают границы магнитосферы Земли за время, примерно 1–3 суток. Вопросам динамики солнечных пятен посвящается работа [141]. Очевидно, что эффективное время прогнозирования ГМБ составляет величину 1–3 суток.

Накопленные экспериментальные данные позволяют сделать вывод, некоторые биосистемы дают отклик не только на ГМБ, но и на некоторый фактор, ей предшествующий, действие которого начинается за 1–3 дня до начала ГМБ и который, вероятно, может использоваться для ее прогнозирования.

Солнечные пятна и возникающие ГМБ, несомненно, связаны друг с другом. Потенциально эта связь вполне может быть использована, например, при условии применения усовершенствованных инструментальных средств. Однако на сегодняшний день непосредственная реализация наблюдений солнечных пятен для решения задач распознавания и прогнозирования ГМБ является проблематичной.

А. Гумбольдт является инициатором основания сети международных геомагнитных обсерваторий. Сейчас наблюдения за состоянием геомагнитного поля осуществляют международная система магнитных обсерваторий

INTERMAGNET, расположенная на всех континентах; к настоящему времени в систему INTERMAGNET входят 183 обсерватории.

Как известно, активность ГМБ во времени и по пространству характеризуется геомагнитными индексами. Существует несколько вариантов индексов геомагнитной активности, самые известные из них это k -, kp -индексы и Dst -индексы [142, 143, 144].

Показатель геомагнитной активности k -индекс введен в 1939 г. Он является характеристикой конкретной магнитной обсерватории. Для вычисления этого индекса используются измерения за трехчасовой интервал, из него вычитается регулярная часть, определяемая по спокойным дням, и полученная величина по специальной для каждой обсерватории таблице переводится в k -индекс. Более важным является планетарный kp -индекс. Для его определения используются стандартизованные значения локальных k -индексов 13 обсерваторий, расположенных в субавроральной зоне между 48 и 63 градусами северной и южной широт. Таким образом, k - и kp -индексы характеризуют отклонение самой нарушенной горизонтальной составляющей магнитного поля для каждой отдельной станции и для Земли в целом, соответственно. Вычисление k - и kp -индексов производится дискретно с шагом 3 часа. Данные индексы общедоступны, например, на сайте ИЗМИРАН [191].

Достаточно распространенными являются Dst -индексы, предложенные в 1964 г. М. Сугиурой, описанные в [145, 146]. Эти индексы определяются на основе значений меридианальных составляющих вектора напряженности геомагнитного поля четырех экваториальных магнитных обсерваторий, разнесенных по долготе, который вычисляется по часовым усреднениям. Dst -индексы измеряются в нанотеслах; для спокойных состояний магнитосферы их значения находятся в пределах +20...–40 нТл; для ГМБ Dst -индексы принимают значения в диапазоне –50...–150 нТл и в исключительных случаях выходят за указанный диапазон. Таким образом, Dst -индексы могут служить мерой интенсивности кольцевого тока во время ГМБ. Вычисление Dst -индексов производится дискретно с шагом 1 час. Данные индексы доступны на сайте WDCG (World Data Center of Geomagnetism, Kyoto) [213].

Для целей детального описания геомагнитных событий были введены симметричный SYM-H и антисимметричный ASY-H индексы, определенные как минутные индексы. Эти индексы не являются доступными в реальном времени [147].

Распознавание и прогнозирование ГМБ с определенными ограничениями может быть реализовано на основе временных рядов геомагнитных индексов. Применение математических технологий, базирующихся на вычислениях различных вариантов аппроксимационных экстраполяционных моделей для функций геомагнитных индексов, позволяет осуществлять прогнозирование. Публикации [148–155] относятся к задачам построения моделей функций k -индексов, которые ориентированы на прогнозирование ГМБ. Материалы [156–158] содержат решения построений моделей на основе подходов, связанных с алгоритмами фильтрации. В публикациях [159–160] рассматриваются вейвлет-технологии формирования моделей k -индексов.

4.1.2. Прогнозирование ГМБ на основе решений уравнений магнитной гидродинамики и диффузионного уравнения Паркера

Уравнения магнитной гидродинамики (МГД) позволяют получить решения задачи прогнозирования ГМБ. Параметры плазменных образований в корональной области используются в качестве входных для модели магнитного поля фотосферы на видимой поверхности Солнца. Получение вертикальной компоненты магнитного поля Солнца на основе специальной технологии картирования впервые было представлено Маршем (Marsh) и Хорном (Horne) в 1988 году [161]. В настоящее время вычисляемые этим методом данные можно получить, например, с сайта спутника SDO NASA <https://sdo.gsfc.nasa.gov> или с сайта миссии наземных наблюдений, проводимых SOLIS (<https://nso.edu/data/solis-data/>).

Наиболее часто используемый метод нахождения магнитного поля в короне и на границе был разработан Шаттенем (Kenneth H. Schatten) и др. [162] и, независимо, Альтшулером (Martin D. Altschuler) и Ньюкирком (Gordon Newkirk Jr.) [163] в 1969 г. Решение проводилось в диапазоне от солнечного радиуса R_S до так называемой поверхности источника R_{SS} и пространстве между R_S до R_{SS} , которое принималось в качестве короны. Граничное условие поверхности источника – равенство нулю радиальных компонент поля. Основное предположение для разработанной модели – отсутствие электрических токов в короне. Физический смысл поверхности источника основан на предположении, что в короне энергия магнитного поля преобладает над энергией плазмы, а при переходе через нее преобладающей становится кинетическая энергия солнечного ветра.

В [164] была описана обнаруженная корреляция между скоростью солнечного ветра в точке Лагранжа L1 и коэффициентом расширения магнитного поля f_S

$$f_S = (R_S / R_{SS})^2 [B^P(R_S) / B^P(R_{SS})],$$

определенного в каждой точке поверхности источника SS , причем при заданном магнитном поле в корональной области, $B^P(R_{SS})$ – это магнитное поле на поверхности источника, а $B^P(R_S)$ – это магнитное поле в точке на поверхности солнца, в которую ведет силовая линия магнитного поля. В итоге параметр f_S связан с определением скорости расширения силовых линий.

В 2000 г. Ник Ардж (Nick Arge) [165] развил данную модель. Первоначально его идея состояла в использовании традиционных синоптических карт полного предыдущего поворота Солнца для прогноза солнечного ветра. Ардж использовал синоптические карты текущего дня, а также усовершенствовал подход к их построению. Им было предложено эмпирическое соотношение для скорости солнечного ветра на поверхности источника в зависимости от коэффициента расширения магнитного поля $V(f_S)$

$$V(f_S) = 276.5 + [240 / (f_S)^{2.15}].$$

Модель [165] базировалась на численных методах оценки скорости солнечного ветра вблизи Земли. Данная модель, именуемая как модель WSA (Wang-Sheeley-Arge) позволила реализовывать прогноз ГМБ на ≈ 4 дня.

В 2004 г. Н. Ардж предположил, что корональную часть модели WSA можно соединить с трехмерной МГД моделью солнечного ветра, которую разработал Душан Одстрчил (Dusan Odstrcil) в [166] для вычисления внешней эволюции солнечного ветра, которая в последствии была названа Enlil, в честь шумерского бога ветра и бурь (En – “lord”, lil – “ветер”). Модель гелиосферы на основе Enlil использует уравнения МГД, зависящие от времени в сферической геометрии, и применяет модифицированную схему высокого разрешения. Эта схема дает второй порядок точности вдали от разрывов и одновременно обеспечивает стабильность, которая гарантирует решения без осцилляций. Вычислительная область охватывает расстояния от $21.5 R_s$ до 1 а.е. или более, а также солнечные широты от -60° до $+60^\circ$. В модели Enlil одновременно с уравнениями МГД решаются два дополнительных непрерывных уравнения для трассировки вещества СМЕ и полярности магнитного поля. Таким образом, точно отслеживается геометрическое место точек поверхности гелиосферного токового слоя. Нижнее граничное условие в модели Enlil обеспечивается корональным решением.

В 2011 году было объявлено о том, что модель Enlil переходит в общедоступную эксплуатацию для оперативного прогнозирования ГМБ в реальном времени [167] на 1–4 дня. Далее, в статье [168] была описана работа по выявлению характеристик модели, где использовались данные с 2010 по 2016 г.; выяснилось, что среднее отклонение для прогнозирования kp -индексов составило (2.2 ± 0.3) часа. Также вычислялась средняя ошибка прогнозирования времени прихода СМЕ, которая составила (10.4 ± 1.5) часа для Земли.

Сейчас корональная модель WSA и гелиосферная модель Enlil входят во фреймворк CORHEL (CORona-HELiosphere), созданный для поддержания связи между моделями. Фреймворк CORHEL в настоящее время обеспечивается тремя корональными моделями, включая термодинамическую модель. Синоптические карты радиального магнитного поля в фотосфере служат как главные входные данные для CORHEL [169].

Диффузионное уравнение Паркера в частных производных, описывающее стохастические движения плазмы в корональной и гелиосферной областях, позволяет получить результаты прогнозирования ГМБ.

Когда СМЕ движется в гелиосфере со скоростью, превышающей скорость местной магнитозвуковой волны, он генерирует ударную волну впереди себя. За ударом следует турбулентная оболочка с большими колебаниями как величины, так и направления магнитного поля [170].

Следуя теории Паркера [171,172], перемещение СМЕ в гелиосфере может быть описано уравнением диффузии Фоккера-Планка с членами, которые соответствуют четырем физическим процессам – диффузии, конвекции, дрейфа и передачи энергии. На основе уравнений перемещений СМЕ может реализовываться прогнозирование ГМБ. В результате уравнение переноса для функции концентрации частиц N можно записать в следующем виде [173]

$$\frac{\partial N}{\partial t} = \Delta(k\Delta N) - V_{sw} \cdot \Delta N - V_d \cdot \Delta N + \frac{p}{3} \frac{\partial N}{\partial p} \text{div} V_{sw},$$

где t – время, N зависит от времени и координат, V_{SW} – скорость солнечного ветра, V_d – скорость дрейфа, p – импульс частиц СМЕ. Скорость дрейфа V_d частиц с зарядом q , импульсом p и скоростью v в магнитном поле B подчиняется соотношению

$$\dot{V}_d = \frac{pv}{3q} \Delta \times \left(\frac{\dot{B}}{B^2} \right).$$

Таким образом, чтобы решить диффузионное уравнение для моделирования концентрации частиц СМЕ, необходимо знать тензор диффузии k . Все остальные значения начальных и граничных условий можно найти по результатам измерений на спутниках.

МГД-уравнения и диффузионное уравнение Паркера для обеспечения прогнозирования требуют дальнейшего усовершенствования и являются, несомненно, перспективными при определенных условиях.

4.1.3. Прогнозирование ГМБ на основе анализа сигналов радиоизлучения Солнца

Прогнозирование (распознавание) ГМБ вполне может быть реализовано на основе цифровой обработки наблюдений сигналов радиоизлучения Солнца, регистрируемых радиоприемными системами-радиотелескопами и радиоспектрографами, которые располагаются на поверхности Земли и на космических аппаратах. Особенности солнечного радиоизлучения и специфики задач солнечно-земной физики требуют использования радиосистем с хорошим двумерным пространственным разрешением, приемлемым временным разрешением (до миллисекунд), в широком диапазоне волн (от мм до метров) и с удовлетворительным спектральным разрешением (по современным представлениям, 1%). Проблемы физики радиоизлучений Солнца разрабатываются уже несколько десятилетий [174, 175].

Радиоизлучение Солнца возникает по многим причинам. Радиоизлучение, предшествующее возникновению ГМБ в магнитосфере Земли может быть обусловлено солнечными СМЕ, которые превращаются в плазменные образования, достигающие Земли. Выбросы формируются в ударные волны; при достаточной величине энергии ударных волн в плазменных образованиях происходит ускорение электрически заряженных частиц, которые создают электромагнитные излучения. Радиоизлучение Солнца перекрывает большой диапазон длин волн: от миллиметров до нескольких километров; Солнце также является источником теплового, оптического, ультрафиолетового, рентгеновского и гамма-излучений. Всплески радиоизлучения служат своеобразными индикаторами возникающих событий солнечной активности в гелиосфере и магнитосфере Земли [176].

Радиоизлучение Солнца является структурно сложным, имеет нестационарный спектральный состав и состоит из всплесков различной длительности и амплитуды [177]. Выделяются в основном пять вариантов радиоизлучений Солнца [178]:

1. Шумовое достаточно мощное радиоизлучение, состоящее из последовательности всплесков ограниченной длительности в метровом диапазоне; шумовая буря – повышенное радиоизлучение продолжительностью от нескольких часов до одной-двух недель.

2. Узкополосное радиоизлучение, начинающееся в метровом диапазоне и медленно, за десятки минут, сдвигающееся в декаметровый диапазон.

3. Серии последовательностей узкополосных всплесков радиоизлучения за секунды (доли секунд) проскакивающие дециметровый-декаметровый диапазон.

4. Гладкий континуум широкополосных всплесков в метровом диапазоне и продолжающихся иногда несколько часов.

5. Серии последовательностей широкополосных всплесков радиоизлучения с длительностью несколько минут; всплески 5-го типа часто возникают вместе с всплесками 3-го типа, немного запаздывая по отношению к ним.

Радиоизлучения Солнца существуют в спокойных условиях, во время солнечной вспышечной активности структура радиоизлучения может резко измениться, интенсивность радиоизлучения может при этом увеличиться многократно.

Прогнозирование ГМБ на основе радиоизлучений Солнца может быть сформировано с использованием математических технологий время-частотных функций оценок нестационарных спектральных интенсивностей и систем пороговых логик – правил принятия решений.

В ИЗМИРАН [179] исследования радиоизлучений Солнца осуществляются на основе наблюдений радиоспектрографа, на основе которого производится оценивание изменяющихся во времени спектральных оценок интенсивностей принимаемых сигналов. На рис. 4.1.1 представлены для примера результаты наблюдений радиоспектрографа в виде временных графиков оценок интенсивностей радиосигналов – функций $S_1(Tk)$, $S_2(Tk)$ для частотных полос 169 МГц и 204 МГц (1.77 м, 1.47 м), зарегистрированных для интервала времени 2015.06.22 с 6.00 час. по 12.00 час. UTC, с 1-минутным шагом дискретизации, $k = 1, \dots, k_f$, $k_f = 360$.

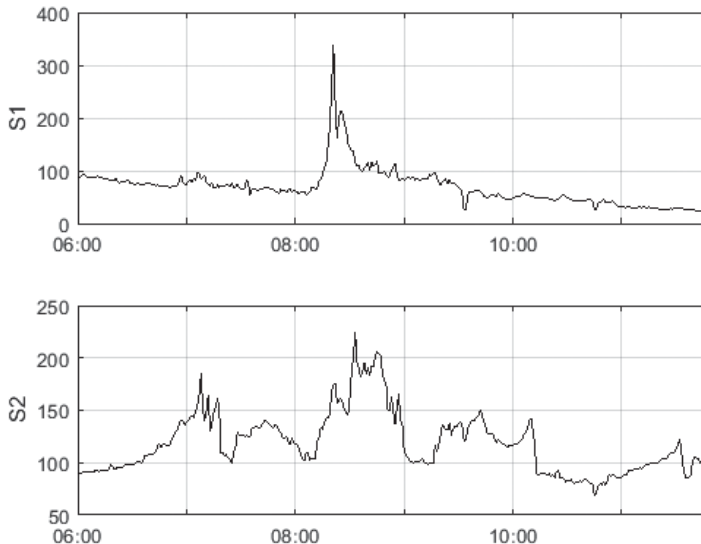


Рис. 4.1.1. Графики оценок относительных интенсивностей радиосигналов от Солнца для частотных полос 169МГц, – $S_1(Tk)$, 204МГц – $S_2(Tk)$

По вертикальной оси отложены значения интенсивностей, откалиброванных в единицах интенсивности т.н. спокойного Солнца. Так, на приведенном графике для $S_1(Tk)$ стационарным значениям интенсивности соответствуют ≈ 10 единиц интенсивности спокойного Солнца, величина всплеска – примерно ≈ 350 единиц; возможны гигантские всплески 10^3 – 10^4 единиц; видны амплитудные всплески, свидетельствующие о возникающей солнечной активности в данном интервале времени.

Данные частотные полосы относятся к радиоизлучению 2-го и 4-го типа, напрямую связанного с солнечными СМЕ и возможными последующими ГМБ. Результаты сравнения оценок интенсивностей с системой установленных порогов и последующих процедур принятия решений могут быть положены в основу соответствующих технологий прогнозирования ГМБ.

Прогнозирование ГМБ на основе радиоизлучений Солнца и наблюдений космической измерительной системы SOHO с оптическим коронографом LASCO были описаны в [181]. Там же была приведена собранная статистика событий СМЕ за 1996–2005 гг. и случаев возрастания интенсивности радиоизлучений. Было установлено, что выбросам с возрастанием радиоизлучений сопутствовала реализация ГМБ, выбросам без возрастания радиоизлучений не сопутствовала реализация ГМБ, что вполне объяснимо с геометрической точки зрения.

Формирование алгоритмов прогнозирования может быть дополнено моделями, связывающими параметры солнечных радиоизлучений с параметрами ГМБ. К сожалению, физическая природа радиоизлучений Солнца на сегодняшний день не является до конца изученной и требует дальнейших исследований; возможные на сегодня модели не являются точными в достаточной степени и могут вносить большие погрешности в прогнозирование ГМБ.

4.1.4. Прогнозирование ГМБ на основе сигналов Sudden Commencement в INTERMAGNET-обсерваторских наблюдениях

Прогнозирование ГМБ может быть реализовано на основе сигналов Sudden Commencement (SC) в INTERMAGNET-обсерваторских наблюдениях. Сигналы SC – это последовательности импульсов длительностью порядка нескольких единиц – десятков минут с малыми амплитудами порядка десятков нанотесла или последовательности ступенчатых (скачкообразных) функций с такими же амплитудами, и, примерно такой же длительности; характерная особенность сигналов SC заключается в наличии у них крутых передних (задних) СМЕ фронтов. SC появляются в сигналах геомагнитного поля, в среднем за ≈ 4 – 6 часов до самой ГМБ. Возможно, что время между сигналами SC и началами ГМБ может оказаться существенно меньшим.

Целесообразно рассмотреть здесь схему возникновения событий SC, наблюдаемых на отдельных участках обсерваторских магнитограмм, с использованием возможной феноменологической модели, основанной на [182, 183]; сигналы SC и сигналы ГМБ близки по своей физической природе и связаны определенным образом друг с другом. Они являются следствием возникновения солнечных СМЕ; вполне очевидно, что выбросы должны иметь различные скорости своих частей. Первая часть выбросов с большими скоростями достигает магнитосферы быстрее, чем вторая часть

выбросов. Первая часть обуславливает появление сигналов SC, запаздывающая вторая часть обуславливает появление сигналов ГМБ. Согласно предложенной здесь феноменологической модели магнитосфера Земли может представляться некоторым пространственным электродинамическим многомодовым резонатором. Солнечный СМЕ в направлении Земли может считаться, как распределенный по пространству и времени электродинамический удар, воздействующий на магнитосферу. Этот выброс в обсерваторских магнитограммах порождает сначала временные участки с сигналами SC, а затем – участки с ГМБ.

С позиции данной феноменологической модели очевидно, что при отсутствии СМЕ сигналы геомагнитного поля должны быть низкочастотными, иметь малые амплитуды и быть сосредоточенными в некоторой частотной полосе. Появление SC и последующее возникновение ГМБ связывается с расширением указанной частотной полосы сигналов геомагнитного поля за счет подключения новых резонансных мод и возрастанием амплитуд. Алгоритмы формирования SC-предвестников ГМБ описаны в целом ряде публикаций, в которых рассматриваются вопросы автоматизации их вычислений и демонстрируются принципиальные возможности применения для указанной цели современных математических технологий. Например, для вычислений SC-предвестников в [184] рассматривается применение методов СВАН; в [185] предлагается реализация вейвлет-спектрального анализа; в [186] описывается использование технологии нейронных сетей.

Алгоритм прогнозирования ГМБ может быть реализован на основе скользящих оценок первых производных для компонент и модуля вектора напряженности геомагнитного поля [187]. Предлагаемый подход может обеспечить достаточно высокую эффективность за счет одновременного использования наблюдений от всей совокупности INTERMAGNET-обсерваторий.

Предвестники ГМБ в данном случае формируются с использованием двухэтапной фильтрации.

На первом этапе фильтрации рассмотрим $H_{1p}(Tk)$, $H_{2p}(Tk)$, $H_{3p}(Tk)$, $H_{0p}(Tk)$ – компоненты и модуль вектора напряженности геомагнитного поля, наблюдаемых по магнитограммам INTERMAGNET [188] для некоторого временного интервала с SC, которые получены от системы геомагнитных обсерваторий, где $p = 1, \dots, p_0$ – номера геомагнитных обсерваторий. Интервал дискретизации $T = 1$ мин. Оценки производных $\dot{H}_{rp}^\circ(Tk)$ для вектора напряженности геомагнитного поля, $r = 0, 1, \dots, 3$ фильтрации могут быть представлены на основе дифференцирующих КИХ-фильтров скользящего среднего, где a_s – весовые коэффициенты,

$$\dot{H}_{rp}^\circ(Tk) = \sum_{s=0}^{s_0} a_s H_{rp}(T(k-s)) \quad k = 1, 2, \dots \quad (4.1.1)$$

На втором этапе фильтрации введем обобщенные производные $\dot{H}_g^\circ(Tk)$, которые могут быть представлены в виде суммы по совокупности геомагнитных обсерваторий

$$\dot{H}_g^\circ(Tk) = \frac{1}{4p_0} \sum_{p=1}^{p_0} \sum_{r=0}^3 \dot{H}_{rp}^\circ(Tk) \quad k = 1, 2, \dots \quad (4.1.2)$$

Очевидно, что оценки обобщенных производных для временных индексов, соответствующих SC, будут суммироваться и накапливаться, оценки для остальных временных точек (индексов) будут также суммироваться, но по своим величинам они должны быть существенно меньше, чем накопленные оценки.

Формирование предвестников ГМБ на основе SC-сигналов реализуем на основе процедуры сравнения модуля $\dot{H}_g^\circ(T_i)$ с заданным порогом $|\dot{H}_g^\circ|$; очевидно, при выполнении неравенства $\dot{H}_g^\circ(T_i) \geq |\dot{H}_g^\circ|$ примем решение о появлении SC, при невыполнении неравенства примем противоположное решение.

Для проверки работоспособности предложенного подхода был разработан Matlab- программный комплекс SCDA (Sudden Commencement – Data Analyzer) [188], предназначенный для формирования системы магнитограмм с возможными SC и последующими участками с ГМБ. Работа SCDA основывалась на магнитограммах INTERMAGNET-архива [189], архиве дат SC-событий от геомагнитной обсерватории EBR [190] и архива дат ГМБ от ИЗМИРАН [191].

Для функционирования комплекса SCDA предполагалось задание перечня обсерваторий, задание контрольного интервала начальной и конечной даты работы алгоритма вычисления обобщенной производной, задание дат событий SC, задание дат начала и конца ГМБ, назначение варианта дифференцирующего КИХ-фильтра.

В комплексе SCDA предусматривался вывод на экран: 1) входных данных – компонент и модуля вектора напряженности геомагнитного поля для заданной обсерватории с указанием курсором SC-событий; 2) результаты работы алгоритма вычисления обобщенной производной с указанием-курсором начала ГМБ.

На рис. 4.1.2 помещен первый пример изображений сигналов SC для входных данных комплекса SCDA с окнами, в которых содержались результаты



Рис. 4.1.2. Пример изображения входных данных комплекса SCDA с окнами, вертикальная красная линия показывает расположение SC, обсерватория FRB

визуализации компонент и модуля вектора напряженности геомагнитного поля с 1-минутной дискретизацией для геомагнитной обсерватории FRD.

Интервал времени наблюдения составил 12 часов – 2015.06.22, 12.00 – 2015.06.22, 23.59, всего 720 отсчетов по каждой компоненте; видно, что время возникновения SC-2015.06.22, 18 час. 33 мин. – характеризуемое скачками в функциях $H_1(Tk)$, $H_2(Tk)$, $H_3(Tk)$, $H_0(Tk)$; начало ГМБ – 2015.06.22, 22 час. 20 мин., UTC.

На рис. 4.1.3 помещен второй пример изображения сигналов SC для компонент и модуля вектора напряженности геомагнитного поля с 1-минутной дискретизацией для геомагнитной обсерватории ASP.

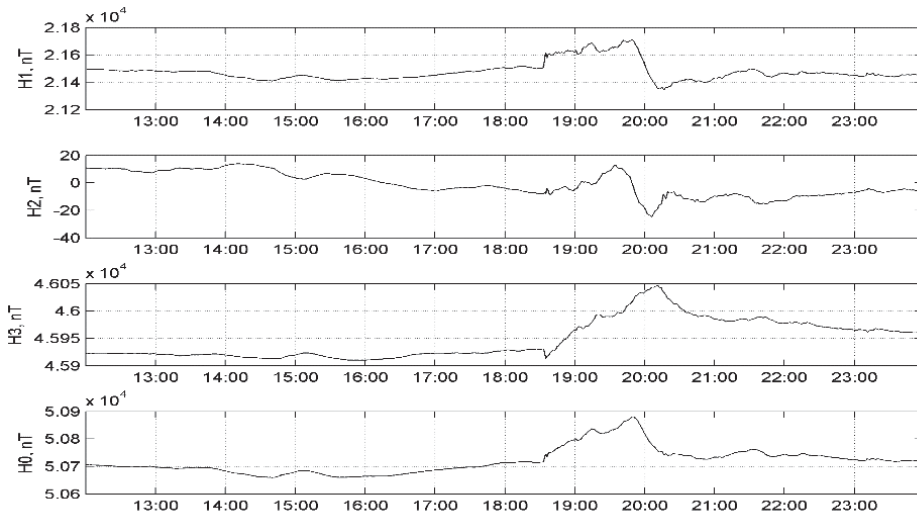


Рис. 4.1.3. Пример изображения сигналов SC для компонент и модуля вектора напряженности геомагнитного, обсерватория AAE

Интервал времени наблюдения составил 12 часов – 2015.06.22, 12.00 – 2015.06.22, 23.59. Также, как и для первого примера, событие SC произошло в 18 час. 33 мин.

Вычисления обобщенных производных (4.1.2) и реализация принятия решения о ГМБ были произведены на основе обработки наблюдений от 19 INTERMAGNET-обсерваторий AAE, ASP, BEL, BFO, BLC, BMT, BOU, BRW, BSL, CLF, CNH, CSY, CTA, DOU, EBR, ESK, EYR, FCE, FRD. Для расчетов был применен дифференцирующий КИХ-фильтр второго порядка (4.1.1) с параметрами $a_0 = 1$, $a_1 = -2$, $a_2 = 1$. На рис. 4.1.4 представлены результаты вычисления оценки обобщенной производной $H_g^\circ(Tk)$. Появление всплеска в оценках обобщенных производных можно принять в качестве основы для прогнозирования ГМБ.

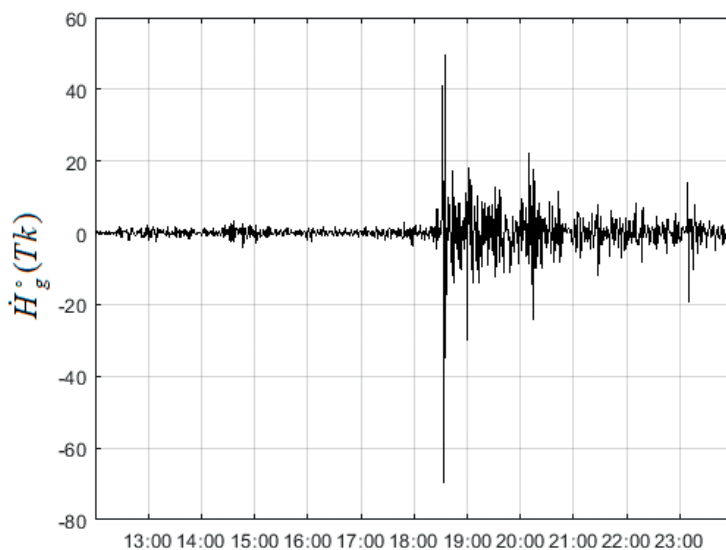


Рис. 4.1.4. Результаты работы алгоритма вычисления обобщенной производной

Вероятно, метод прогнозирования (распознавания) ГМБ на основе сигналов SC является перспективным и требует дальнейшей разработки.

4.1.5. Прогнозирование ГМБ на основе наблюдений систем космического мониторинга

Космический мониторинг реализует наблюдения экстремальных событий, происходящих в гелиосфере [192, 193].

К рассматриваемым здесь измерительным системам космического мониторинга относятся спутниковая система SOHO [194, 195] – проект NASA и ESA (European Space Agency) и спутниковая система STEREO [196] – проект NASA.

Измерительная спутниковая система SOHO находится в точке Лагранжа, примерно в 1.5 млн км от Земли. На ней установлены приборы наблюдения за СМЕ: ультрафиолетовый телескоп EIT (Extreme Ultraviolet Imaging Telescope) и коронограф LASCO (Large Angle and Spectrometric Coronagraph). EIT позволяет получать снимки на длинах волн 17.1, 19.5, 28.4 нм (линии железа) и 30.4 нм (линия гелия) и может снимать весь солнечный диск и его поле зрения составляет 1.5 солнечного радиуса, с разрешением 1024 на 1024 пикселя. LASCO представляет собой набор из трех коронографов с перекрывающимися полями зрения: от 1.1 до 3, от 1.5 до 6 и от 3.7 до 30 солнечных радиусов. Коронографы работают в видимом диапазоне с разрешением 1024 на 1024 пикселя.

Измерительная спутниковая система STEREO (Solar TERrestrial Relations Observatory) состоит из двух спутников, выведенных на орбиты, близких к орбите Земли, вращается вокруг Солнца с периодами 346 и 388 дней. Радиусы орбит отличаются от радиуса орбиты Земли примерно на 4% в мень-

шую и большую стороны, так что первый спутник постепенно удаляется от Земли вперед по орбите, а второй – назад. На борту каждого спутника STEREO установлены приборы наблюдения CME: модуль SECCHI (Sun Earth Connection Coronal and Heliospheric Investigation) – ультрафиолетовый телескоп EUVI (Extreme Ultraviolet Imager) с полем зрения до 1.7 солнечного радиуса, два коронографа с полями зрения от 1.4 до 4 и от 2.5 до 15 радиусов Солнца и два широкоугольных телескопа, покрывающих углы от 4 до 24 и от 19 до 89 градусов от Солнца (15–84 и 66–318 солнечных радиусов) в плоскости орбиты Земли. Все приборы имеют разрешение 2048 на 2048 пикселей.

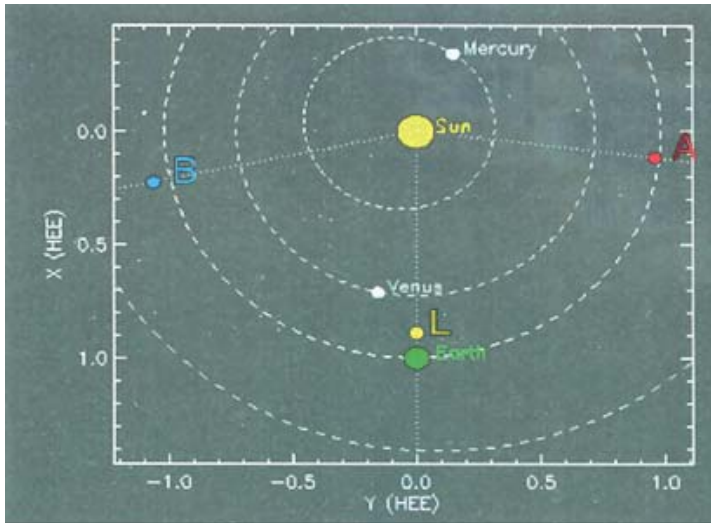


Рис. 4.1.5. Схемы орбит, положения Земли, Солнца, систем SOHO и STEREO.

На рис. 4.1.5 схематически изображены пунктиром орбиты и точками обозначены положения Земли, Солнца, измерительных систем SOHO (L) и STEREO (A,B), соответствующие дате 08.10.2010 г. [<https://stereo.gsfc.nasa.gov/where>].

На рис. 4.1.6а,б помещены снимки CME, полученные от коронографа LASCO (SOHO) [<https://cdaw.gsfc.nasa.gov/CME/>]. Дата съемки – 08.10.2010, CME на рис. 4.1.6а соответствует времени 16 час. 24 мин., CME рис. 4.1.6б – времени 17 час. 54 мин. По снимку рис. 4.1.6а приближенно может быть оценено положение центра CME относительно центра Солнца; видно, что в первом случае центр CME находится на расстоянии ≈ 3.4 солнечных радиуса, во втором случае на рис. 4.1.6б центр CME смещен на расстояние ≈ 4.2 солнечных радиуса.

На рис. 4.1.7а,б представлены примеры снимков CME от коронографа системы STEREO с полем зрения 2.5–15 солнечных радиусов [<https://stereo.gsfc.nasa.gov/cgi>]. Дата съемки – 08.10.2010. CME рис. 4.1.7а соответствовал времени наблюдения 16 час. 24 мин., CME рис. 4.1.7б – времени наблюдения 17 час. 54 мин.

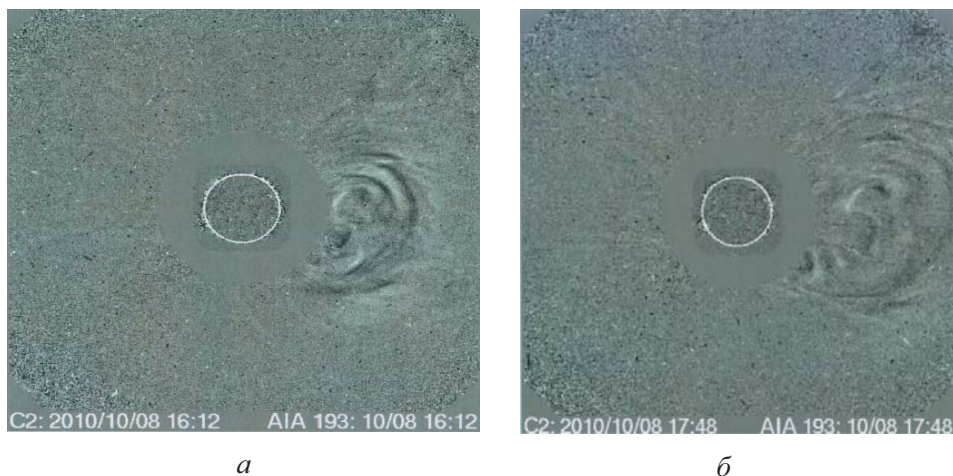


Рис. 4.1.6. Снимки CME от спутниковой системы SOHO, 08.10.2010: *a* – 16 час. 12 мин.; *б* – 17 час. 48 мин.

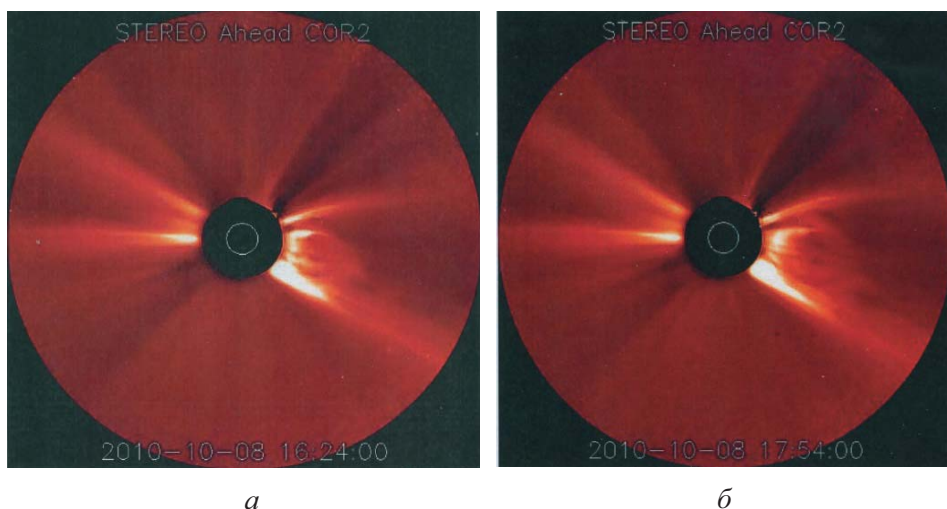


Рис. 4.1.7а. Снимки CME от спутниковой системы STEREO, 08.10.2010: *a* – 16 час. 24 мин., *б* – 17 час. 54 мин.

По снимкам рис. 4.1.7а,б может быть определено приближенное положение центров CME относительно центра Солнца: в первом случае центр CME находится на расстоянии ≈ 5.1 солнечных радиуса от центра Солнца, во втором случае центр CME смещается на расстоянии ≈ 7.3 солнечных радиуса.

Наблюдения систем SOHO и STEREO могут быть представлены последовательностями дискретных двумерных функций $S_1(i, j, T_1 k)$, $S_2(i, j, T_2 k)$, где индексам $(i, j) \in S_{01}$, $(i, j) \in S_{02}$ соответствуют дискретные координаты наблюдений азимутальных и зенитных углов; S_{01} , S_{02} – области определения

индексов; T_1, T_2 – интервалы дискретности наблюдений. Алгоритм автоматического определения угловых положений СМЕ – оценки азимутальных $\varphi^\circ(T_{1,2}k)$ и зенитных $\Phi^\circ(T_{1,2}k)$ углов для данных систем может быть сформирован, в первом приближении, на основе вычисления моментных характеристик функций $S_1(i, j, T_1k), S_2(i, j, T_2k)$

$$\varphi^\circ(T_{1,2}k) = \left(\sum_{i,j \in S_{01,2}} i S_{1,2}(i, j, T_{1,2}k) \right) / \sum_{i,j \in S_{01,2}} S_{1,2}(i, j, T_{1,2}k),$$

$$\Phi^\circ(T_{1,2}k) = \left(\sum_{i,j \in S_{01,2}} j S_{1,2}(i, j, T_{1,2}k) \right) / \sum_{i,j \in S_{01,2}} S_{1,2}(i, j, T_{1,2}k).$$

Для плоского случая погрешность определения положения центра СМЕ может составить величину $\Delta R_{SC} = \alpha R_S$, где R_S – радиус Солнца, α – заданный коэффициент. Погрешность углового азимутального положения СМЕ может быть определена величиной $\Delta\varphi_{1,2} = \Delta R_{SC} / R_{SE}$, где R_{SE} – расстояние Солнце–Земля. Пусть $\alpha = 3.0$, $R_S = 0.004652 \times R_{SE}$, тогда имеем оценку погрешностей угловых положений $\Delta\varphi \approx 0.795$ град.

4.1.6. Прогнозирование ГМБ на основе наблюдений нейтронных мониторов, прогнозирование космической погоды

Наблюдения КЛ для задачи прогнозирования ГМБ могут производиться на основе информации от систем нейтронных мониторов (НМ). В настоящем параграфе рассматривается подход к цифровой обработке НМ-наблюдений для решения поставленной задачи. Элементарные физические основы, необходимые для ее решения, рассмотрены в пп.1.1.1, 1.12. Кратко, для удобства, обозначим основные элементы.

КЛ-релятивистские протоны вступают в ядерные реакции с атомами элементов, которые находятся в верхних слоях атмосферы Земли. Обычно реализуются два варианта ядерных реакций, в которых образуются вторичные КЛ-потоки нейтронов и потоки мюонов. Возникновение солнечных СМЕ, обуславливающих ГМБ, приводит к модуляции величин потоков первичных КЛ, достигающих верхних слоев атмосферы Земли. В свою очередь, модулированные потоки протонов модулируют потоки появляющихся вторичных нейтронов и мюонов. Соответствующие понижения (повышения) в наблюдениях интенсивностей потоков вторичных частиц, в данном случае нейтронов, образуют Форбуш-эффекты, которые могут быть использованы для задач прогнозирования ГМБ.

С помощью НМ осуществляются наблюдения вторичных космических лучей-потоков нейтронов. В настоящее время функционирует мировая сеть НМ, состоящая из ≈ 50 станций, расположенных на всех континентах; данные от НМ собираются в единую базу данных [197], доступную через INTERNET. Наблюдения от НМ унифицированы и синхронизированы. Главная особенность существующих НМ состоит в том, что они реализуют наблюдения в некотором, достаточно большом телесном угле и ими регистрируются, по существу, только факты появления нейтронов, которые не связаны с каким-либо угловым направлением; фактически ими реализуются наблюдения функций средней суммарной интенсивности потока нейтронов.

На станции космических лучей в ИЗМИРАН [198] на основе НМ производятся измерения функции оценки средней суммарной интенсивности потока нейтронов $S_{N0}(T_0n)$. На рис. 4.1.8а представлен график оценки $S_N(T_0n)$ относительной (процентной) средней суммарной интенсивности для двухмесячного интервала времени 2015.06.01–2015.07.31, $n = 1, \dots, n_f$, $n_f = 1464$, шаг дискретности $T_0 = 1$ час, $S_{N0,\max}$, $S_{N0,\min}$ – максимальное и минимальное значение функции $S_{N0}(T_0n)$ на данном двухмесячном интервале, $n = 1$ соответствует начальному времени 00 час. 2015.06.01.

$$S_N(T_0n) = \frac{S_{N0}(T_0n) - S_{N0,\min}}{S_{N0,\max} - S_{N0,\min}} 100\%.$$

Отметим, что почти регулярные колебания функции $S_N(T_0n)$ обусловлены суточным вращением Земли. На рис. 4.1.8б помещен график $Dst(T_0n)$ – функции Dst -индексов. Временные участки с ГМБ, отмеченные на горизонтальной оси жирными отрезками, определяются из условия $Dst(T_0n) \leq -50$ нТл, обозначенного пунктирной линией.

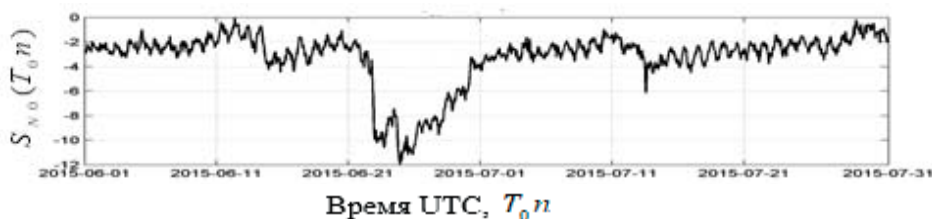


Рис. 4.1.8а График оценки функции $S_N(T_0n)$ средней суммарной интенсивности потока нейтронов

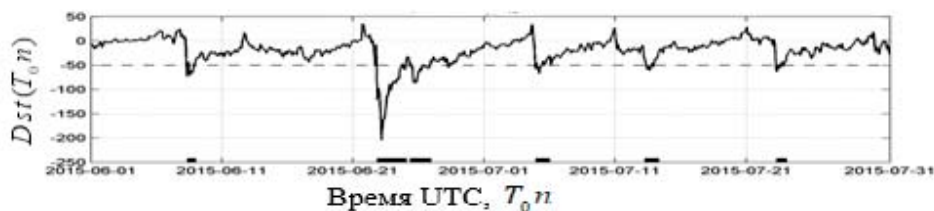


Рис. 4.1.8б. График функции $Dst(T_0n)$ -индексов

Видно, что понижения функции $Dst(T_0n)$ -индексов, представленной на рис. 4.1.8б, в особенности, сильные понижения, могут служить индикаторами действующих ГМБ. В ряде случаев, понижениям на рис. 4.1.8б $Dst(T_0n)$ соответствуют Форбуш-эффекты $S_N(T_0n)$ на рис. 4.1.8а [199]. Алгоритм из [200], реализующий фильтрацию функции $S_N(T_0n)$, может обеспечить необходимое распознавание Форбуш-понижений и составить основу НМ-прогнозирования ГМБ.

Космическая погода, включая прогнозирование ГМБ, рассматривается целым рядом служб различной ведомственной и государственной принадлежности.

Для РФ следует отметить Центр прогнозирования космической погоды, действующий в ИЗМИРАН, поставляющий потребителям более 20 видов продуктов, связанных с прогнозированием космической погоды и ГМБ, в том числе: 3-суточный прогноз трехчасовых k - и kp -индексов, 8-суточный геомагнитный прогноз на основе среднесуточных ap -индексов и вероятностей наибольших величин kp -индексов в сутках, прогноз геомагнитной активности на основе ap -индексов на 55 суток вперед и т.д. [201, 202]. На сайте [203] помещаются двухнедельные графики солнечных $F10.7$ и ap – среднесуточных индексов и приведены результаты их 24-часового прогнозирования, которые получены на основе вычислений специально разработанных многофакторных регрессионных моделей.

В институте космических исследований РАН в отделе физики космической плазмы реализуется проект, в котором разрабатываются методы и алгоритмы прогноза космической погоды [174]; осуществляется краткосрочное прогнозирование ГМБ [204].

Заметной является деятельность Лаборатории рентгеновской астрономии ФИАН в решении проблемы прогнозирования ГМБ с привлечением технологий солнечной радиографии. На сайте [205] приводятся вычисления kp -индексов на 3-дневный и 27-дневный интервалы прогнозирования, которые осуществляются с учетом оценок параметров солнечного ветра.

Необходимо упомянуть подразделение из США, именуемое Space Weather Prediction Center NOAA [206], занимающееся в том числе вариантами прогнозирования ГМБ. Подробная информация по NOAA рассматривалась п.п.4.1.5.

4.2. Элементарные сведения по нейронным сетям для задач распознавания и прогнозирования ГМБ

Материалы данного параграфа существенно необходимы для рассмотрения последующих параграфов (п. 4.3–п. 4.6), в которых производятся решения по распознаванию и прогнозированию ГМБ с использованием МГ-наблюдений на основе нейросетевых технологий. Целесообразно здесь поместить ссылки на литературные источники, в которых помещены общие сведения для построения нейронных сетей [207–209] и специальные вопросы, связанные с использованием нейронных сетей для проблем геофизики [210–211].

4.2.1. Нейроны и нейронные сети

Нейроны являются элементарными составляющими нейронных сетей (Neural Network-NN), которые, как считается, с достаточной степенью приближения, могут имитировать работу человеческого мозга. Схема вычислительных операций, реализуемых отдельным нейроном, который является в определенной степени модельным, представляется на рис. 4.2.1.

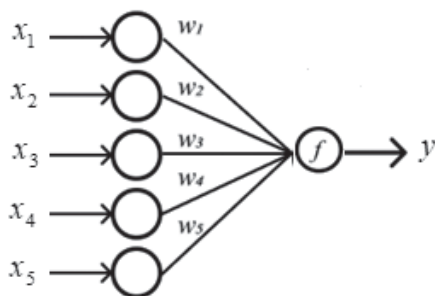


Рис. 4.2.1. Схема вычислительных операций, реализуемых отдельным нейроном

Входами для рассматриваемого нейрона являются координаты вектора $x^T = (x_1, x_2, \dots, x_n)$, $-\infty \leq x_i \leq \infty$, размерности n . Далее, координаты умножаются на весовые коэффициенты $w_1, w_2, \dots, w_n$ и производится операция суммирования; результат суммирования подается на вход функции активации $y = f(x)$. Выходной сигнал нейрона y описывается следующей формулой

$$y = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right).$$

Назначение функции активации состоит в реализации разделения множества входных векторов на два класса. Применяется целый ряд вариантов для функций активации. Первый, наиболее естественный вариант состоит в реализации недифференцируемой функции активации, описываемый следующими соотношениями: $f(x) = 0$ для $x < 0$, $f(x) = 1$ для $x \geq 0$, $-\infty \leq x_i \leq \infty$. Достаточно часто используют функции активации, которые называются сигмоидами $f(x) = 1/(1+\exp(-\alpha x))$ и функциями ReLu (Rectified Linear Units) $f(x) = \max(0, x)$. На рис.4.2.2а,б помещены графики данных функций.

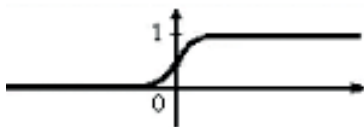


Рис. 4.2.2а. Функция сигмоида

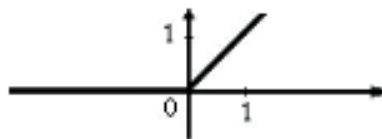


Рис. 4.2.2б. Функция ReLu

Нейронные сети конструируются в виде комбинаций нейронов. На рис. 4.2.3 показан пример простейшей нейронной сети, обозначаемой как многослойный перцептрон. На данном рисунке отмечены внешние линейные слои сети – i_1 -входной, i_5 -выходной слои, внутренние линейные слои сети – i_2, i_3, i_4 .

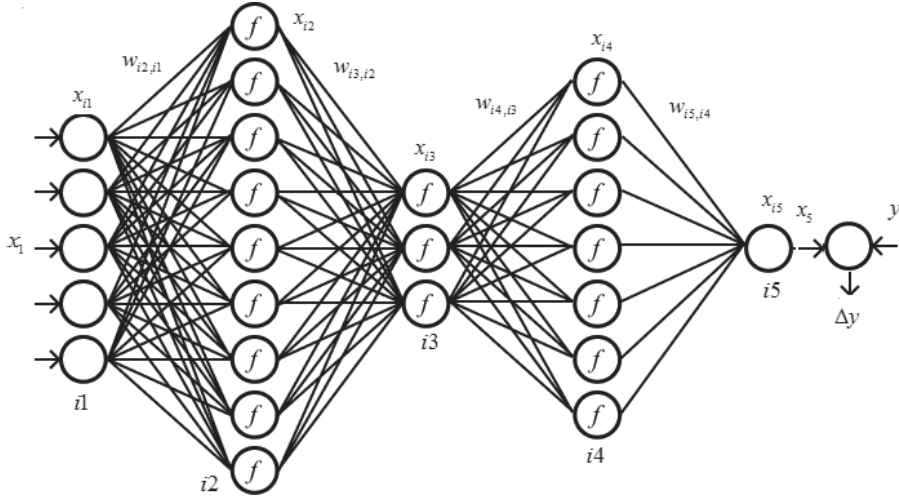


Рис. 4.2.3. Нейронная сеть – многослойный перцептрон

В узлах формируются переменные $x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, x_{i4}, x_{i5}$, ограничения для индексов $1 \leq i_1 \leq i_{10}, 1 \leq i_2 \leq i_{20}, 1 \leq i_3 \leq i_{30}, 1 \leq i_4 \leq i_{40}, 1 \leq i_5 \leq i_{50}$ позволяют определить количество узлов в каждом слое NN.

Для данной сети входом является вектор x_1 , выходом сети – скаляр x_5 . Вводятся параметры сети – весовые коэффициенты $w_{i2,i1}, w_{i3,i2}, w_{i4,i3}, w_{i5,i4}$, связывающие между собой переменные $x_{i1} - x_{i2}, x_{i2} - x_{i3}, x_{i3} - x_{i4}, x_{i4} - x_{i5}$. Запишем очевидные соотношения связи с учетом функций активации

$$x_{i2} = f\left(\sum_{i1=1}^{i10} w_{i2,i1} x_{i1}\right), x_{i3} = f\left(\sum_{i2=1}^{i20} w_{i3,i2} x_{i2}\right), x_{i4} = f\left(\sum_{i3=1}^{i30} w_{i4,i3} x_{i3}\right), x_{i5} = f\left(\sum_{i4=1}^{i40} w_{i5,i4} x_{i4}\right). \quad (4.2.1)$$

Соотношения (4.2.1) перепишем в векторно-матричном виде

$$x_2 = f(W_1 x_1), x_3 = f(W_2 x_2), x_4 = f(W_3 x_3), x_5 = f(W_4 x_4), \quad (4.2.2)$$

на основе (4.2.2) можно записать достаточно сложное выражение для связи входа x_1 и выхода сети x_5 , где W – параметры сети. Очевидно, что задав x_1 , можно вычислить x_5

$$x_5 = f(W_4(f(W_3(f(W_2(f(W_1 x_1))))))), x_5 = f_0(W, x_1). \quad (4.2.3)$$

4.2.2. Этапы обучения и тестирования нейронных сетей

Рассмотрим исходную последовательность векторов $x(n)$, $n = 1, 2, \dots, n_f$. Пусть ее элементы принадлежат двум классам: $x(n) \in X_1, x(n) \in X_2$. Множество индексов $n = 1, 2, \dots, n_f$ разделим на две части: $n = 1, 2, \dots, n_{f1}, n = n_{f1} + 1, \dots, n_f$.

Этап обучения NN будем реализовывать для временного интервала с индексами $n = 1, 2, \dots, n_{f1}$. Пусть для этого интервала обучения известна принад-

лежность $x(n)$ классам X_1, X_2 . Введем обучающую последовательность $y(n)$ для данного интервала и если $x(n) \in X_1$, то будем полагать, что $y(n) = y_{01}$, если $x(n) \in X_2$, то будем полагать, что $y(n) = y_{02}$. В частном случае можем принять $y_{01} = 1, y_{02} = 0$. Сформируем на интервале обучения функционал $S(W, x, y)$ следующего вида

$$S(W, x, y) = \sum_{n=1}^{n_{r1}} (f_0(W, x(n)) - y(n))^2.$$

Физический смысл данного функционала очевиден. Минимизируем введенный функционал по W

$$W^\circ = \arg \min_W \{S(W, x, y)\}.$$

Нетрудно видеть, что оценки параметров NN W° связывают оптимальным образом последовательности $x(n)$ и $y(n)$. Этап обучения заканчивается построением нейросетевой модели с оптимальными параметрами W° .

Этап тестирования NN реализуется для индексов $n = n_{r1} + 1, \dots, n_f$. На этом этапе обычно решаются две задачи. Первая задача состоит в том, что по векторам $x(n)$ и модели параметрами W° вычисляется последовательность оценок $y^\circ(n)$ с использованием (4.2.3)

$$y^\circ(n) = f(W^\circ, x(n)).$$

Вторая задача состоит в том, что по оценкам $y^\circ(n)$ принимаются решения о принадлежности векторов $x(n)$ к классу X_1 или к классу X_2 . Используется подход, основанный на бинарной классификации. С этой целью назначается порог y_0 , производится сравнение $y^\circ(n)$ с данным порогом y_0 . Возможное решающее правило может быть сформулировано следующим образом: если $y^\circ(n) \geq y_0$, то принимается решение, что соответствующий вектор $x(n)$ принадлежит к классу X_1 , иначе принимается противоположное решение.

4.3. Распознавание геомагнитных бурь с использованием нейросетевых технологий и скалярных временных рядов усредненных МГ и НМ-наблюдений

4.3.1. Вводные пояснения к постановке задачи распознавания ГМБ, усредненные МГ и НМ-наблюдения

Материалы данного параграфа основываются на:

1) основных матричных МГ-наблюдениях, которые берутся из базы данных [54]; для дальнейших рассмотрений образуются скалярные временные ряды усредненных суммарных МГ-наблюдений. Данные временные ряды МГ-наблюдений позволяют оценить величины мюонных потоков, зависящих от экстремальных событий в гелиосфере. Усредненные МГ-наблюдения формируются на основе выражения (2.2.1) из п. 2.2;

2) дополнительных НМ-наблюдениях, которые пропорциональны величинам нейтронных потоков. Усредненные НМ-наблюдения представляются в виде скалярного временного ряда изотропной составляющей, вычисленной по методу глобальной съемки [212], из мировой базы данных НМ – сайт ИЗМИРАН [191];

3) временного ряда Dst -индексов [213].

Решение задачи распознавания ГМБ зависит от вида используемых источников информации и применяемых математических методов.

Нейронные сети в настоящее время широко применяются для задач цифровой обработки экспериментальных данных и вариантов задач распознавания экстремальных событий в гелиосфере и магнитосфере Земли в рамках солнечно-земной физики. NN успешно используются в задачах анализа сигналов для множеств приложений. Целый ряд публикаций, связанных с NN, отличается вариантами информационных источников и нейросетевых структур. Указанные обстоятельства вносят значительные разнообразия в постановки решаемых задач.

Однако рассмотрение публикаций, связанных с NN и ГМБ, позволяет сделать вывод, что в них: 1) не рассматриваются возможности, которые можно было бы достичь при совместном использовании нескольких источников, в данном случае от МГ-, НМ-наблюдений и *Dst*-индексов для распознаваний ГМБ; 2) реализуются решения, в которых осуществляются оценивания вероятности правильного распознавания, и при этом опускается необходимое вычисление методически важной вероятности ложного распознавания.

Здесь предложен метод распознавания ГМБ с помощью разработанных системы модельных оценок *Dst*-индексов и процедуры принятия решений, которые описаны в статье [214]. Применен подход к реализации метода, основанный на использовании совместных основных МГ-наблюдений, дополнительных НМ-наблюдений от мировой сети нейтронных мониторов и *Dst*-индексов для обучения NN.

Существенная особенность предложенного распознавания состоит в том, что для решения задачи применены усредненные МГ-наблюдения, на основе которых формируются скалярные временные ряды. Подобные МГ-наблюдения, которые можно принять в качестве основных, позволяют снизить требования по быстродействию и памяти используемой ЭВМ, что, совершенно очевидно, приводит к уменьшению эффективности распознавания. Для ее увеличения применяются дополнительные параллельные НМ-наблюдения, позволившие повысить эффективность распознавания ГМБ.

Полученные результаты по распознаванию ГМБ могут быть использованы для целого ряда научных и технических приложений, например:

- при возможном внезапном отсутствии (пропуске) *Dst*-индексов, распознавание ГМБ может быть произведено на основе заранее построенных моделей *Dst*-индексов, работающих только на основе МГ- и НМ-наблюдений;

- при необходимости краткосрочного предсказания ГМБ, которое потенциально возможно на основе экстраполяции для МГ- и НМ-наблюдений.

4.3.2. Постановка задачи распознавания ГМБ

Все переменные – основные и дополнительные, которые использовались в рамках данного параграфа, были дискретизованы с часовым шагом в единой шкале времени UTC. Для рассматриваемой задачи распознавания *Dst*-индексы $Y_D(n) = Y_D(T_0n)$ реализовывались на временном участке 01.01.2002–31.12.2018, основные МГ-наблюдения $Y_M(n) = Y_M(T_0n)$ – на участке 01.01.2008–31.12.2018, дополнительные НМ-наблюдения $Y_H(n) = Y_H(T_0n)$ – на участке 01.01.2002–31.12.2018. Временной индекс n определял

часовые моменты дискретизации $T_0 n$, $T_0 = 1$ час. Для $Y_D(n)$ начальный и конечный временной индексы принимали значения $n_{0D} = 1$, $n_{fD} = 131736$; для $Y_M(n)$ начальный и конечный индексы равнялись $n_{0M} = 52285$, $n_{fM} = 149016$; для $Y_H(n) - n_{0H} = 1$, $n_{fH} = 149016$.

На рис.4.3.1 помещены примеры графиков исходных переменных $Y_D(n)$, $Y_M(n)$ и $Y_H(n)$ для семимесячного временного участка 01.01.2011–31.07.2011 г. На оси абсцисс отмечены короткими жирными отрезками интервалы с реально происходившими пятью ГМБ-событиями. Расположения во времени ГМБ-событий связаны с падениями функции Dst -индексов $Y_D(n)$, которые принимаются на основе неравенств $Y_D(n) \leq Y_{D0}$, где, как правило, порог $Y_{D0} = -50$ нТл.

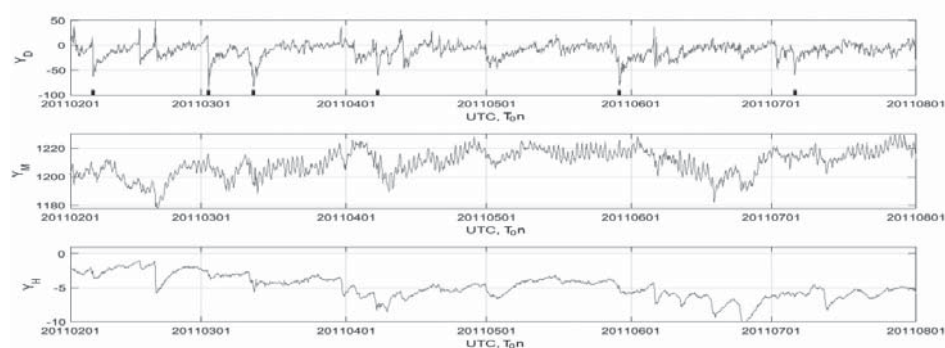


Рис. 4.3.1. Графики Dst -индексов $Y_D(n)$ и МГ, НМ-наблюдений $Y_M(n)$, $Y_H(n)$ с обозначенными интервалами ГМБ

Рассмотрение $Y_D(n)$ на рис. 4.3.1 позволило сделать вывод, что средняя продолжительность ГМБ составила величину порядка 2–2.5 суток. На рис. 4.3.2а–г помещены графики переменных $Y_D(n)$, $Y_M(n)$ и $Y_H(n)$ для четырехмесячных участков 01.02.2011–31.05.2011 с пятью ГМБ-событиями, которые отмечены на осях абсцисс жирными линиями в соответствии с рис. 4.3.1. Укрупненный масштаб дал возможность детально проанализировать исходные переменные. Из графиков рис. 4.3.2 допустимо предположить, что переменную $Y_D(n)$ можно представить в виде аддитивной суммы составляющих – информативного низкочастотного тренда и высокочастотных шумов; переменные $Y_M(n)$, $Y_H(n)$ – в виде аддитивной суммы информативных низкочастотных трендов и помеховых составляющих от суточных колебаний и высокочастотных шумов.

В практике анализа геомагнитных наблюдений общепринято делать заключение о распознавании ГМБ по критериям, которые формируются на основе геомагнитных индексов. Достаточно распространенным и в определенной степени надежным при распознавании ГМБ является критерий, основанный на сравнении Dst -индексов с задаваемым порогом. Однако в ряде случаев непосредственное использование Dst -индексов для распознавания может оказаться проблематичным в связи с возможным их отсутствием в текущий и предшествующие моменты времени.

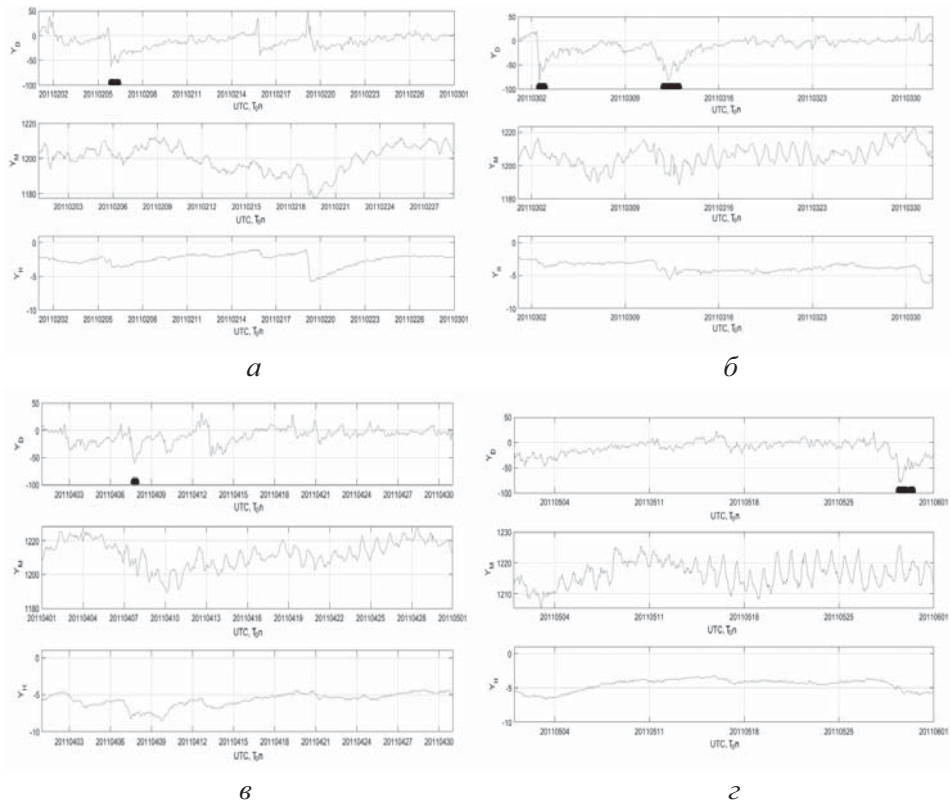


Рис. 4.3.2. Графики месячных фрагментов Dst -индексов Y_D и МГ-, НМ-наблюдений Y_M , Y_N :
а – 02.2011; б – 03.2011; в – 04.2011; г – 05.2011

Требуется для заданных текущих моментов времени на основе реализованных временных рядов МГ-, НМ-наблюдений и отсутствия Dst -индексов, сформировать оценки модельных Dst -индексов и разработать на их основе процедуру принятия решений по распознаванию ГМБ.

4.3.3. Общая схема решения задачи распознавания ГМБ, вычислительные операции и сверточная нейронная сеть

МГ- и НМ-наблюдения, содержащие информацию о ГМБ, формируются на основе отличающихся физических явлений и с помощью различных измерительных устройств. Решение задачи распознавания ГМБ здесь базируется на предположении, что между МГ и НМ-наблюдениями и Dst -индексами существует функциональная связь, искаженная помехами. Тогда, очевидно, можно построить модель Dst -индексов в зависимости от МГ, НМ-наблюдений на основе соответствующей NN.

Общая схема решения задачи включает четыре процедуры:

процедуры предварительной цифровой обработки исходных Dst -индексов, МГ- и НМ-наблюдений для выделения в них существенных информативных составляющих;

процедуры обучения NN на основе МГ, НМ-наблюдений и Dst -индексов и построения NN-моделей; процедуры валидации NN-моделей;

процедуры вычисления модельных оценок Dst -индексов на основе NN-моделей и МГ-, НМ-наблюдений;

процедуры принятия решений для распознавания ГМБ, которая основывается на модельных оценках Dst -индексов и сравнении их с задаваемым порогом.

Процедура предварительной цифровой обработки производится для исходных Dst -индексов Y_D и МГ, НМ-наблюдений Y_M , Y_H . Осуществляется фильтрация Y_M , Y_H с целью устранения в них суточных колебаний и высокочастотных шумов, фильтрация для Y_D производится для устранения высокочастотных шумов. Используются КИХ-фильтры из [65], назначаются их параметры – размерности фильтров s_0 и частоты среза w_c . Масштабирование производится для обеспечения соизмеримости переменных, которая необходима для эффективной работы NN. Реализуются формулы масштабирования для Y_M , где Y_{M0max} , Y_{M0min} – задаваемые максимальные и минимальные значения для отмасштабированного Y_{M1} , где Y_{M0max} , Y_{Mmin} – максимальные и минимальные значения для Y_M на рассматриваемом интервале времени

$$Y_{MP} = \alpha Y_M + \beta, \alpha = (Y_{M0max} - Y_{M0min}) / (Y_{Mmax} - Y_{Mmin}), \beta = Y_{0max} - \alpha Y_{max}, \quad (4.3.1)$$

Y_{MP} – отмасштабированная переменная. Аналогичные формулы масштабирования применяются для Y_H и Y_D .

Результаты процедуры предварительной цифровой обработки для NN – обучения и валидации обозначаются, как Y_{M1} , Y_{H1} и Y_{D1} , для NN-оценивания модельных Dst -индексов обозначаются как Y_{M2} , Y_{H2} .

На этапе обучения на вход МГ- и НМ-нейронной сети подаются переменные Y_{M1} , Y_{H1} ; Dst -индексы Y_{D1} используются для формирования целевых функций в функционале обучения; в результате обучения формируются нейросетевые NN_M и NN_H -модели. Для вычисления модельных оценок Dst -индексов Y_{DM}^* , Y_{DH}^* используются переменные Y_{M2} , Y_{H2} и сформированные на этапе обучения модели.

Процедура принятия решения для распознавания ГМБ основывается на вычисленных модельных оценках Dst -индексов Y_{DM}^* , Y_{DH}^* и сравнении их с задаваемым порогом Y_{D0} . Принятие решений о распознавании ГМБ реализуется с помощью логических вычислений.

На рис. 4.3.3 помещена схема вычислительных операций с обозначенными выше переменными, которая поясняет процедуру решения рассматриваемой задачи.

Вычислительные операции подразделены на: блок № 1 предварительной цифровой обработки, блоки № 2.1, 3.1 обучения нейронных сетей на основе МГ-, НМ-наблюдений и Dst -индексов, блоки № 2.2, 3.2 вычисления модельных оценок Dst -индексов на основе МГ-, НМ-наблюдений и блок № 4 принятия решения о распознавании ГМБ.

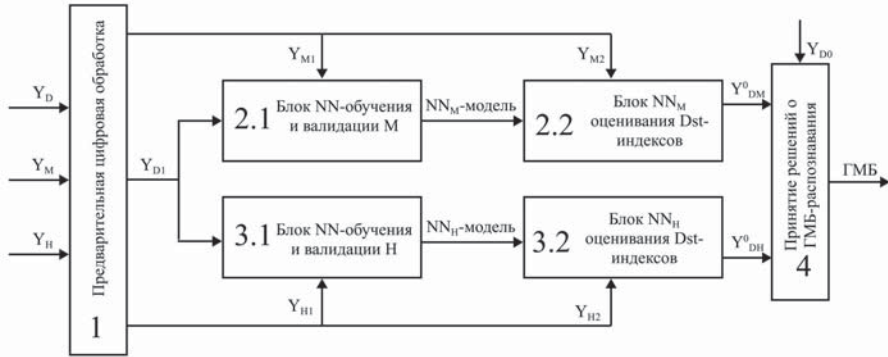


Рис. 4.3.3. Схема вычислительных операций решения задачи распознавания ГМБ

Сверточная нейронная сеть (ConvNet) была сформирована на основе многофункционального Matlab-комплекса [215, 216]. Результаты настоящего параграфа получены с помощью подходов, основанных на вычислениях, которые производились на программной составляющей комплекса, ориентированной на обработку матричных данных. Применение этой составляющей обусловлено тем, что входные переменные Y_M , Y_H и Y_D могут рассматриваться как некоторый матричный временной ряд частного вида.

Структура используемой сверточной NN представлена на рис. 4.3.4. Были использованы 4 сверточных слоя (CL-Convolution Layer) с входным вектором размерности Δn , со сверточными фильтрами размерности Δn_c и функциями активации $\text{ReLU } f(x) = x, x > 0, f(x) = 0, x \leq 0$. Выходы от CL подавались на вход суммирующего полносвязного слоя (FCL-Fully Connected Layer) с выходом размерности Δn_0 .



Рис. 4.3.4. Структура сверточной нейронной сети

Были сформированы: 9-летний участок 01.01.2008 -31.12.2016 для МГ-обучения и 15-ти летний участок 01.01.2002-31.12.2016 для НМ-обучения. На двухлетнем участке 01.2017–31.12.2018 вычислялись модельные оценки Dst -индексов Y_{DM}^0, Y_{DH}^0 .

Работа NN производилась на системе «скользящих» с единичным шагом временных окон шириной Δn , согласованной со средней длительностью ГМБ. Функционал обучения представлял собой среднюю по интервалу обучения сумму квадратов разностей NN-моделей и Dst -индексов для крайних правых значений индексов «скользящих» окон. Реализовывалась минимизация введенного функционала. NN-модели, полученные в результате минимизации, использовались для вычисления модельных оценок Dst -индексов.

На основе вычислительных экспериментов были установлены ширина «скользящего» окна $\Delta n = 48$, размерность сверточного фильтра $\Delta n_c = 8$, $\Delta n_0 = 1$ и параметры фильтрации для предварительной цифровой обработки.

4.3.4. Правило принятия решения о распознавании ГМБ, вычисление вероятностей правильных и ложных распознаваний ГМБ

Метод распознавания ГМБ сведем к процедуре бинарной классификации, основанной на сравнении модельных оценок Dst -индексов $Y_{DM}^\circ(n)$, $Y_{DH}^\circ(n)$ с порогом Y_{D0} . Сформируем правило принятия решений распознавания ГМБ на базе совместного использования МГ- и НМ-модельных оценок Dst -индексов для $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f$, состоящее в том, что если будет выполняться хотя бы одно из двух неравенств

$$(Y_{DM}^\circ(n) \leq Y_{D0}) \text{ и/или } (Y_{DH}^\circ(n) \leq Y_{D0}), \quad (4.3.2)$$

то будем принимать решение о распознавании ГМБ – для момента времени с индексом n имеет место ГМБ; в остальных случаях будем принимать противоположное решение.

Качество распознавания ГМБ на основе процедуры классификации определяется статистическими характеристиками – вероятностями правильных и ложных распознаваний, которые связаны с вероятностными характеристиками оценок $Y_{DM}^\circ(n)$, $Y_{DN}^\circ(n)$.

Сформируем оценки указанных статистических характеристик, в которых используются Dst -индексы $Y_D(n)$, модельные оценки Dst -индексов $Y_{DM}^\circ(n)$, $Y_{DH}^\circ(n)$ и правило принятия решений (4.3.2) для $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f$.

Фиксируем порог распознавания Y_{D0} и рассмотрим момент времени с индексом n , в котором имеет место ГМБ при выполнении неравенства $Y_D(n) \leq Y_{D0}$. Количество N_G состояний с ГМБ, которые определяются выполнением данного неравенства на временном участке $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f$ вычислим с помощью следующей суммы

$$N_G = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n)), \quad (4.3.3)$$

где $H(x)$ – функция Хевисайда, $H(x) = 1$, $x \geq 0$, $H(x) = 0$, $x < 0$. Определим $N_{G,M}$ – количество правильных МГ-распознаваний ГМБ с помощью $Y_D^\circ(n)$; найдем β_M° – оценку вероятности правильного распознавания ГМБ

$$N_{G,M} = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n))H(Y_{D0} - Y_{DM}^\circ(n)), \quad \beta_M^\circ = \frac{N_{G,M}}{N_G}. \quad (4.3.4)$$

Подсчитаем количество $N_{G,H}$ правильных НМ-распознаваний ГМБ с помощью $Y_{DH}^\circ(n)$, определим оценку β_H° вероятности правильного распознавания

$$N_{G,H} = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n))H(Y_{D0} - Y_{DH}^\circ(n)), \quad \beta_H^\circ = \frac{N_{G,H}}{N_G}. \quad (4.3.5)$$

Оценку вероятности β_{MH}° правильного распознавания ГМБ при совместном использовании МГ- и НМ-наблюдений найдем следующим образом:

$$N_{G,MH} = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n))H(H(Y_{D0} - Y_{DH}^\circ(n)) + H(Y_{D0} - Y_{DM}^\circ(n))), \quad \beta_{MN}^\circ = \frac{N_{MN,GS}}{N_{GS}}. \quad (4.3.6)$$

Количества N_{G0} , $N_{G0,M}$, $N_{G0,H}$, $N_{G0,MH}$ и соответствующие вероятности ложных распознаваний ГМБ α_M° , α_N° , α_{MN} вычислим по формулам, аналогичным (4.3.3)–(4.3.6).

4.3.5. Экспериментальное исследование метода распознавания ГМБ

Вычисление оценок вероятностей правильного и ложного распознавания ГМБ. Оценивались модельные значения $Y_{DM}^\circ(n)$, $Y_{DH}^\circ(n)$ и реализовывались их сравнения с порогом Y_{D0} . Определялись оценки вероятностей распознавания ГМБ по формулам (4.3.3)–(4.3.6) в зависимости от величины порога Y_{D0} , который подчинялся неравенствам $\bar{Y}_{D01} \leq \bar{Y}_{D0} \leq \bar{Y}_{D02}$, $\bar{Y}_{D01} = -70$ нТл, $\bar{Y}_{D02} = -20$ нТл.

На рис. 4.3.5а,б представлены графики результатов расчетов оценок вероятностей ложного и правильного распознавания ГМБ $\alpha_{MH}^\circ(Y_{D0})$ и $\beta_{MH}^\circ(Y_{D0})$; дополнительно помещены графики расчетов $\alpha_M^\circ(Y_{D0})$, $\beta_M^\circ(Y_{D0})$ и $\alpha_H^\circ(Y_{D0})$, $\beta_H^\circ(Y_{D0})$.

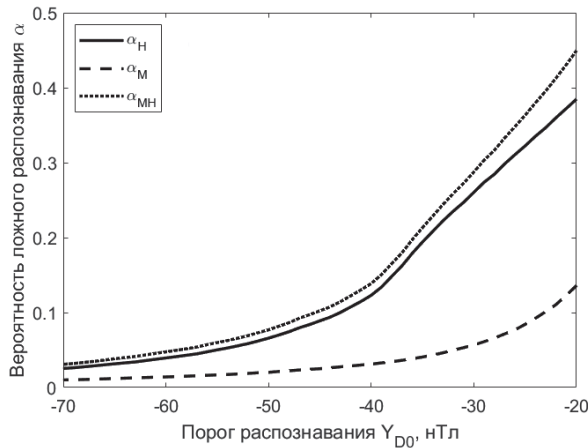


Рис. 4.3.5а. Графики результатов расчетов $\alpha_{MH}^\circ(Y_{D0})$ в зависимости от Y_{D0}

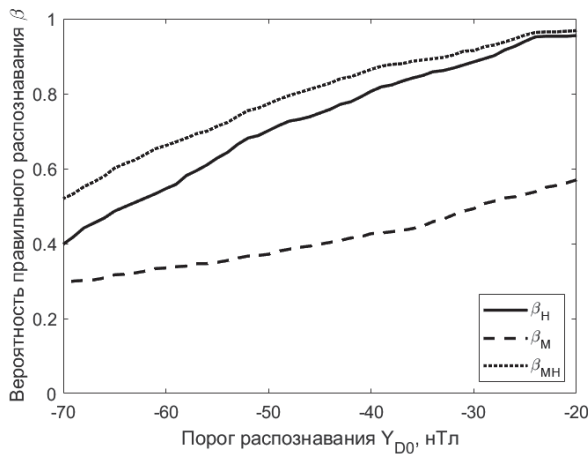


Рис. 4.3.5б. Графики результатов расчетов $\beta_{MH}^\circ(Y_{D0})$ в зависимости от Y_{D0}

На основе анализа 4.3.5а,б может быть сделан вполне естественный вывод, что значения оценок вероятностей правильного и ложного распознавания возрастали с увеличением порога. Из графиков следует, что предельное выполнение неравенства-ограничения $\alpha_{MH}^{\circ} \leq 0.05$ достигалось при $Y_{D0} = -56.2$ нТл, при этом вероятность правильного распознавания ГМБ на графике принимала значение $\beta_{MH}^{\circ} = 0.717$; для $\alpha_{MH}^{\circ} \leq 0.1$ имело место $Y_{D0} = -45.1$ нТл и $\beta_{MH}^{\circ} = 0.823$. Видно из рис.4.3.5б, что использование совместных наблюдений системы МГ-НМ по сравнению с использованием отдельных наблюдений обеспечило повышение вероятности правильного распознавания ГМБ на $\approx (10 \div 12)\%$.

Вычисление модельных оценок Dst-индексов и результаты распознавания ГМБ. Было произведено экспериментальное исследование задачи распознавания ГМБ.

Выбирался четырехмесячный участок 01.08.2018–30.11.2018. На рис. 4.3.6а показаны график Dst-индексов $Y_D(n)$ и полученные на основе NN графики вычисленных модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}^{\circ}(n)$, $Y_{DH}^{\circ}(n)$ для $\Delta n = 48$. При заданном пороге $Y_{D0} = -50$ нТл имели место 5 ГМБ-событий, которые отмечены знаком «крест в кружочке» на графике $Y_D(n)$. Рассмотрение графика $Y_{DH}^{\circ}(n)$ с учетом порога $Y_{D1} = (40 \div 42)$ нТл позволило установить, что реализовывалось 4 случая правильных распознаваний (cd – correct detecting) ГМБ, отмеченных знаком «крест в кружочке», и 0 случаев ложных распознаваний (fd-false detecting) ГМБ и 1 случай пропуска распознавания ГМБ (mcd-missed of correct detecting) – «минус в кружочке».

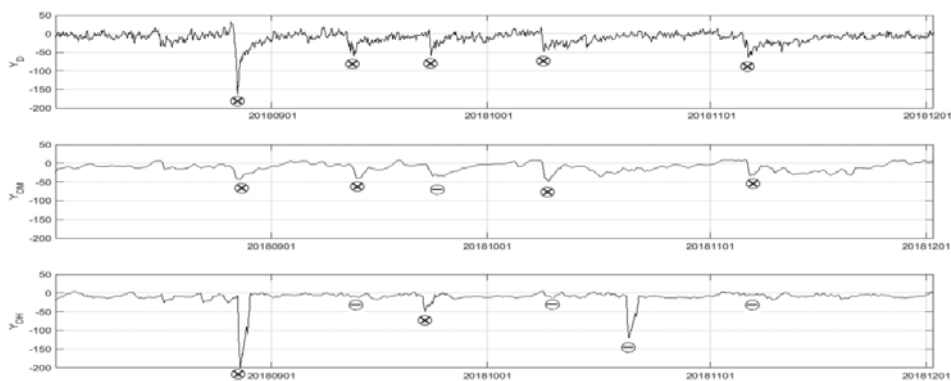


Рис. 4.3.6а. Графики Dst-индексов $Y_D(n)$ и модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}^{\circ}(n)$, $Y_{DH}^{\circ}(n)$, временной участок 01.08.2018–30.11.2018.

Рассмотрение графика $Y_{DM}^{\circ}(n)$ с учетом порога $Y_{D2} = (40 \div 42)$ нТл показало, что реализовывалось 2 случая cd, и 1 случай fd и 2 случая mcd.

Выбирался четырехмесячный участок 01.02.2011–31.05.2011. На рис. 4.3.6б показаны график Dst-индексов $Y_D(n)$ и графики модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}^{\circ}(n)$, $Y_{DH}^{\circ}(n)$, полученные на основе NN для $\Delta n = 48$.

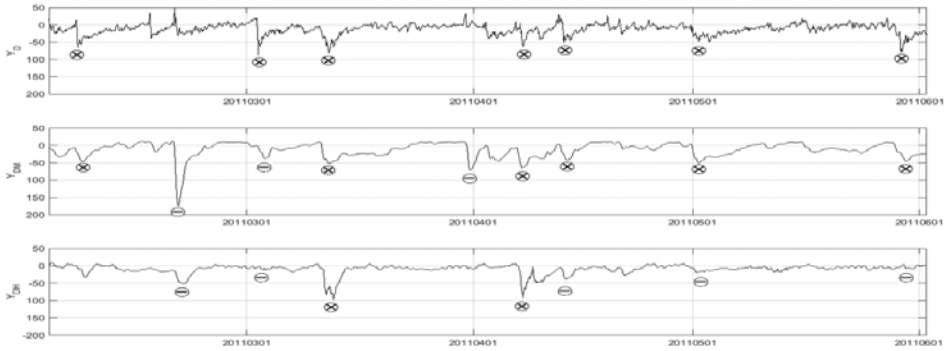


Рис. 4.3.6б. Графики Dst-индексов $Y_D(n)$ и модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}^o(n)$, $Y_{DH}^o(n)$, временной участок 01.02.2011–31.05.2011.

При заданном пороге $Y_{D0} = -50$ нТл для $Y_D(k)$ реализовывались 7 ГМБ-событий. Рассмотрение графика $Y_{DM}^o(n)$ с учетом порога $Y_{D02} = -(40 \div 42)$ нТл позволило установить, что имели место 2 случая cd, 1 случай fd и 4 случая mcd. График $Y_{DH}^o(n)$ с учетом порога $Y_{D02} = -(40 \div 42)$ нТл дал возможность определить, что реализовывалось 6 случаев cd, 2 случая fd и 1 случай mcd. Видно, что переменные $Y_{DM}^o(n)$, $Y_{DH}^o(n)$ дополняли друг друга при решении задачи распознавания ГМБ.

Были произведены вычисления для NN с шириной «скользящих» окон $\Delta l = 36, 60$; при данных значениях окон происходили снижения числа случаев правильных распознаваний и увеличения случаев ложных распознаваний. Анализ результатов рис. 4.3.5а,б и рис. 4.3.6а,б позволил сделать вывод о достоверности полученных модельных оценок Dst-индексов.

Вычисление среднеквадратичных значений для разностей $Y_{DM}^o(n)$, $Y_{DH}^o(n)$ и Y_D . Были произведены вычисления с.к.з. для разностей $Y_{DM}^o(n)$, $Y_{DH}^o(n)$ модельных оценок Dst-индексов $Y_{DM}^o(n)$, $Y_{DH}^o(n)$ и исходных Dst-индексов $Y_D(k)$

$$\Delta Y_{DM}^o(n) = Y_{DM}^o(n) - Y_D(n), \Delta Y_{DH}^o(n) = Y_{DH}^o(n) - Y_D(n),$$

которые принимались в качестве показателей эффективности предложенного метода распознавания ГМБ. Рассматривались МГ- и НМ-переменные на обучающих интервалах и интервалах вычисления модельных оценок для спокойных и возмущенных ГМБ-состояний.

Для МГ-переменных на обучающем участке времени определялись множества A_1, A_2

$$A_1 = \{n : (Y_{DM}(n) \leq Y_{D0}), n_{f0} \leq n \leq n_f\},$$

$$A_2 = \{n : (Y_{DM}(n) > Y_{D0}), n_{f0} \leq n \leq n_f\}$$

и N_1, N_2 – количества индексов n для спокойных и возмущенных состояний

$$N_1 = \sum_{n \in A_1} H(Y_{D0} - Y_{DM}(n)), \quad N_2 = \sum_{n \in A_2} H(Y_{DM}(n) - Y_{D0}).$$

С учетом A_1, A_2, N_1, N_2 на обучающем участке вычислялись с.к.з для спокойных и возмущенных состояний $\sigma_{DM,S1}, \sigma_{DM,S2}$. Подобным образом на интервале вычисления модельных оценок Dst -индексов были определены оценки с.к.з. для спокойных и возмущенных состояний $\sigma_{DM,T1}, \sigma_{DM,T2}$. Для НМ-переменных для вычислений с.к.з. были использованы аналогичные формулы.

В результате расчетов получены следующие значения с.к.з.: 1) для МГ: на участке обучения – $\sigma_{DM,S1} = 12.47, \sigma_{DM,S2} = 51.45$, на участке вычисления модельных оценок – $\sigma_{DM,T1} = 14.07, \sigma_{DM,T2} = 68.96$; 2) для НМ: на участке обучения для – $\sigma_{DH,S1} = 17.75, \sigma_{DH,S2} = 63.05$, на участке вычисления модельных оценок – $\sigma_{NM,T1} = 15.55, \sigma_{DN,T2} = 44.57$. Результаты расчетов с.к.з. позволили сделать выводы: 1) МГ-, НМ-информационные источники по своим с.к.з.-характеристикам практически равноправны; 2) оценки с.к.з. для Y_{DM}, Y_{DH} могут служить индикаторами спокойных и возмущенных состояний при распознавании ГМБ.

В данном параграфе был предложен метод распознавания ГМБ на основе нейросетевых модельных оценок Dst -индексов, полученных с использованием наблюдений мюонного годоскопа и нейтронных мониторов при помощи технологии сверточной нейронной сети. Разработана процедура принятия решения по распознаванию ГМБ. Исследование метода распознавания ГМБ на экспериментальных Dst -индексах и МГ-, НМ-наблюдениях за 2002–2018 гг., 2008–2018 гг. продемонстрировало его работоспособность и эффективность.

4.4. Прогнозирование геомагнитных бурь с использованием нейронных сетей и скалярных временных рядов усредненных МГ- и НМ-наблюдений

4.4.1. Необходимые пояснения к постановке задачи прогнозирования ГМБ

Прогнозирование ГМБ представляет собой актуальную научную задачу, имеющую большое народно-хозяйственное значение. К настоящему времени данная задача не решена в полной мере. Сейчас применение технологий нейронных сетей для задач прогнозирования различных физических процессов является чрезвычайно перспективным, в том числе и для задач прогнозирования ГМБ.

В данном параграфе предлагается метод прямого прогнозирования ГМБ, опубликованный в статье [217]. Применяется подход к реализации метода, который основывается на применении основных МГ-наблюдений, дополнительных НМ-наблюдений от мировой сети нейтронных мониторов и Dst -индексов от WDCG, которые уже были использованы в п.4.3. Были разработаны схема вычислительных операций и структура сверточной NN. Была сформирована система экстраполированных модельных оценок Dst -индексов и соответствующая процедура принятия решений. Предполагаемое время прогнозирования, по материалам расчетов и экспериментов, составляет

$\approx 3 \div 5$ часов. Формируются оценки вероятностных характеристик прогнозирования геомагнитных бурь.

Так же, как и в п.4.3.1, для разработанного метода прогнозирования применены основные усредненные МГ-наблюдения, на основе которых формируются соответствующие временные ряды. Однако указанные основные МГ-наблюдения не позволили обеспечить высокую эффективность прогнозирования ГМБ, что послужило основанием применения для прогнозирования дополнительных параллельных усредненных НМ-наблюдений.

4.4.2. Постановка задачи прогнозирования ГМБ

Все переменные – основные и дополнительные наблюдения, которые использовались в рамках данного параграфа, были подвергнуты дискретизации с часовым шагом в единой шкале времени UTC, в полном соответствии с п.п.4.3.2. Временной индекс n определял моменты дискретизации $T_0 n$, $T_0 = 1$ час.

Для рассматриваемой задачи прогнозирования Dst -индексы $Y_D(n) = Y_D(T_0 n)$, МГ-наблюдения $Y_M(n) = Y_M(T_0 n)$ реализовывались на временных участках 01.01.2002–31.12.2016 и 01.01.2008–31.12.2018, и НМ-наблюдения $Y_H(n) = Y_H(T_0 n)$ на участках 01.01.2002–31.12.2018. Начальные и конечные индексы для Y_D принимали значения $n_{0D} = 1$, $n_{1D} = 131736$; для Y_M – $n_{0M} = 52285$, $n_{1M} = 149016$; для Y_H – $n_{0H} = 1$, $n_{1H} = 149016$.

Рассмотрения п.4.1.3 позволили сделать выводы, необходимые для предварительной цифровой обработки, что переменные $Y_D(n)$ и $Y_H(n)$ представляют собой сумму низкочастотных трендов и высокочастотных шумов. Переменную $Y_M(n)$ можно представить в виде суммы низкочастотного тренда, помеховых составляющих от суточных колебаний и высокочастотных шумов.

Прогнозирование ГМБ будем рассматривать для текущих моментов времени с индексами n с экстраполяцией модельных оценок Dst -индексов на n_E индексов вперед.

Требуется на основе реализованных временных рядов МГ- и НМ-наблюдений разработать процедуру принятия решений по прогнозированию ГМБ. Здесь будем применять технологию NN и метод аппроксимационной экстраполяции.

4.4.3. Общий план решения задачи прогнозирования ГМБ, алгоритм экстраполяции

Общий план решения задачи прогнозирования ГМБ подразделяется на пять процедур, состоящих из:

1) процедуры предварительной цифровой обработки Dst -индексов и МГ-, НМ-наблюдений для выделения в них существенных информативных составляющих;

2) процедуры обучения NN; процедуры валидации NN-модели;

3) процедуры построения экстраполяций МГ- и НМ-наблюдений;

4) процедуры вычисления модельных оценок Dst -индексов с экстраполяцией на основе NN с использованием экстраполированных МГ- и НМ-наблюдений;

5) процедуры правила принятия решений для прогнозирования ГМБ.

Предварительная цифровая обработка производится для исходных Dst -индексов $Y_D(n)$ и МГ-, НМ-наблюдений $Y_M(n)$, $Y_H(n)$. Реализуется фильтрация с целью устранения высокочастотных шумов, суточных колебаний и низкочастотных трендов с помощью традиционных фильтров и масштабирование с целью приведения результатов фильтрации к единому диапазону. Алгоритмы предварительной цифровой обработки идентичны алгоритмам из п.4.3.

Входные переменные с индексами $1 \leq n \leq n_{f0}$ для блока обучения и валидации обозначаются как $Y_{D1}(n)$, $Y_{M1}(n)$, $Y_{H1}(n)$; входные переменные с индексами $n_{f0} + 1 \leq n \leq n_f$ для блока экстраполяции обозначаются как $Y_{M2}(n)$, $Y_{H2}(n)$.

На рис.4.4.1 представлены примеры графиков фрагментов переменных $Y_{M1}(k)$, $Y_{H1}(k)$ и $Y_{D1}(k)$, полученных в результате предварительной цифровой обработки на месячном участке времени 01.04.2012–04.30.2012.

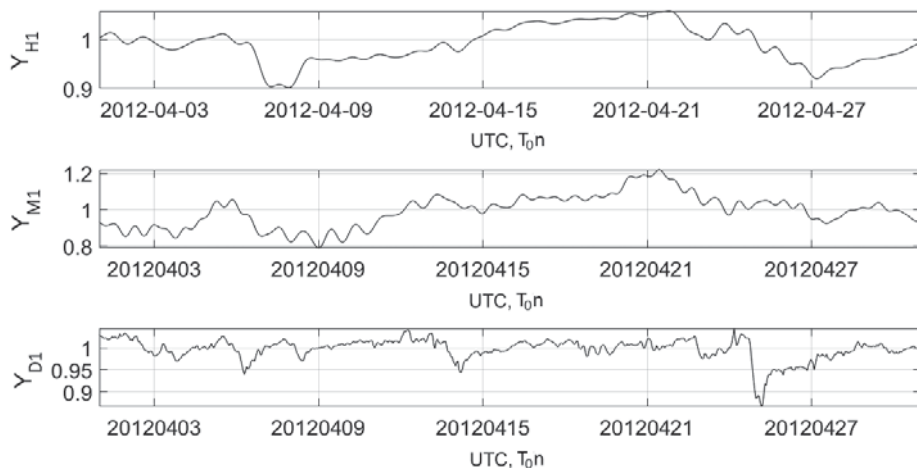


Рис 4.4.1. Графики переменных $Y_{H1}(n)$, $Y_{M1}(n)$ и $Y_{D1}(n)$, полученных в результате предварительной цифровой обработки на месячном участке 01.04.2012–04.30.2012

На рис.4.4.2. продемонстрированы примеры графиков фрагментов переменных $Y_{M2}(k)$, $Y_{H2}(k)$ с цифровым фильтром, устраняющим высокие частоты с $w_c = 0.6$ на 4-дневном интервале 01.04.2018–04.04.2018, полученных в результате предварительной цифровой обработки.

Анализ графиков рис.4.4.2 позволил сделать заключение, что переменные $Y_{M2}(n)$, $Y_{H2}(n)$ вполне пригодны для их успешной аппроксимационной экстраполяции на основе параболических функций.

Алгоритм обучения NN реализуется на временных участках с индексами $n_{0H} \leq n \leq n_{f0}$ для переменных $Y_{D1}(n)$, $Y_{H1}(n)$ и $n_{0M} \leq n \leq n_{f0}$ для переменных $Y_{D1}(n)$, $Y_{H1}(n)$. На вход NN подаются скользящие с единичным шагом последовательности векторов размерности Δn , образованные выделенными переменными. В результате обучения производятся формирования МГ- и НМ-нейросетевых моделей NN_M , NN_H .

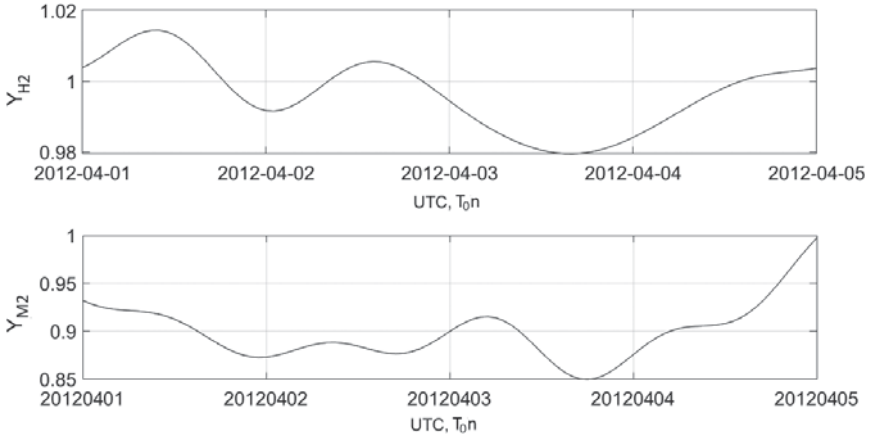


Рис.4.4.2. Графики переменных $Y_{H1}(n)$, $Y_{M1}(n)$, полученных в результате предварительной цифровой обработки на 4-дневном интервале 01.04.2018–04.04.2018

Алгоритм экстраполяции реализуется над переменными $Y_{M2}(n)$ и $Y_{N2}(n)$. Экстраполяция осуществляется с помощью построения аппроксимационных параболических модельных функций относительно текущего индекса n ; назначается параметр экстраполяции n_E – количество шагов экстраполяции с индексами $n + 1, n + 2, \dots, n + n_E$. Задается n_d – количество индексов на интервале $n, n - 1, \dots, n - n_d + 1$, на котором предполагается производить решение задачи аппроксимации. Формируются аппроксимационные параболические модельные функции с параметрами $c_1^T = (c_{01}, c_{11}, c_{21})$, $c_2^T = (c_{02}, c_{12}, c_{22})$ и аппроксимационные функционалы $F(c_1, Y_{M2}, n_d, n)$, $F(c_2, Y_{H2}, n_d, n)$

$$F(c_1, Y_{M2}, n_d, n) = \sum_{s=n-n_d+1}^n (Y_{M2}(s) - c_{01} - c_{11}s - c_{21}s^2)^2,$$

$$F(c_2, Y_{H2}, n_d, n) = \sum_{s=n-n_d+1}^n (Y_{H2}(s) - c_{02} - c_{12}s - c_{22}s^2)^2.$$

Находятся оптимальные параметры аппроксимационных моделей путем минимизации введенных функционалов

$$c_1^\circ = \arg \{ \min_{c_1} F(c_1, Y_{M2}, n_d, n) \}, \quad c_2^\circ = \arg \{ \min_{c_2} F(c_2, Y_{H2}, n_d, n) \}.$$

Образуются скользящие с единичным шагом векторы с экстраполяцией $Y_{M2E}(n, n_E)$, $Y_{H2E}(n, n_E)$ размерности Δn , которые состоят из двух частей. Первые части координат векторов вычисляются с помощью формул экстраполяции для индексов

$$n + 1, n + 2, \dots, n + n_E$$

$$Y_{M2E}(n, n_e) = c_{01}^\circ + c_{11}^\circ n + c_{21}^\circ + n^2, \quad Y_{H2E}(n, n_e) = c_{02}^\circ + c_{12}^\circ n + c_{22}^\circ + n^2. \quad (4.4.1)$$

Вторые части координат векторов определены для индексов и описываются формулами

$$n, n-1, \dots, n-\Delta n + n_E$$

$$Y_{M2E}(n, n_e) = Y_{M2}(n), \quad Y_{H2E}(n, n_e) = Y_{H2}(n). \quad (4.4.2)$$

Вычисления модельных оценок Dst -индексов $Y_{DME}^\circ(n)$, $Y_{DHE}^\circ(n)$ осуществляются на основе работы нейросетевых моделей для экстраполированных МГ- и НМ-наблюдений $Y_{M2E}^\circ(n, n_E)$, $Y_{H2E}^\circ(n, n_E)$ для индексов n , которые удовлетворяют неравенствам $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f - n$.

Алгоритм правила принятия решений для прогнозирования ГМБ основывается на вычисленных скользящих экстраполированных модельных оценках Dst -индексов $Y_{M2E}^\circ(n, n_E)$, $Y_{H2E}^\circ(n, n_E)$ и сравнении их с задаваемым порогом Y_{D0} .

4.4.4. Схема вычислительных операций и сверточная NN для прогнозирования ГМБ

На рис. 4.4.3 помещена схема вычислительных операций, поясняющая решение задачи прогнозирования ГМБ. На схеме отмечены составляющие блоки NN: блок 1 предварительной цифровой обработки; блок 2.1, 3.1 обучения и валидации МГ-, НМ-нейронной сети; блоки 4, 5 экстраполяции; блок 2.2, 3.2 вычисления модельных оценок Dst -индексов для МГ, НМ; блок 6 принятия решений по прогнозированию ГМБ.

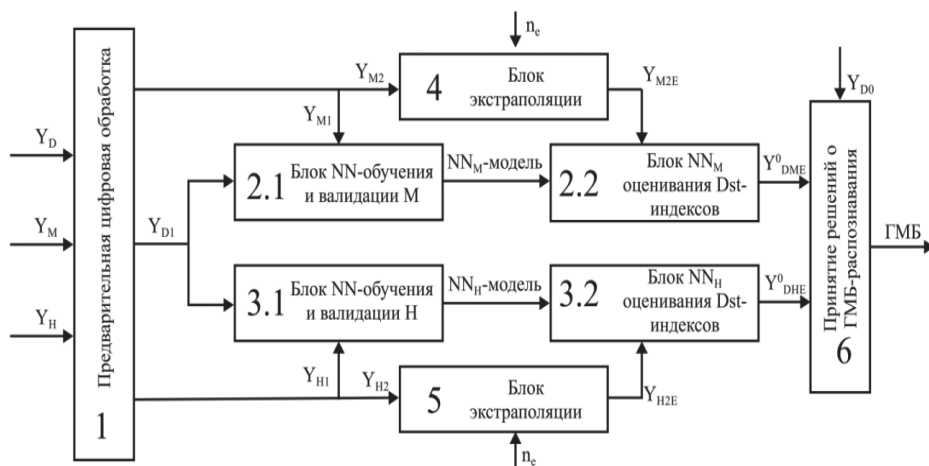


Рис. 4.4.3. Схема вычислительных операций решения задачи прогнозирования ГМБ

Архитектура используемой здесь сверточной NN идентична представленной на рис. 4.3.4 из п. 4.3. Реализовывались 4 сверточных слоя с входными переменными Y_D , Y_M , Y_H , на основе которых формировались входные последовательности векторов размерности Δn со сверточным фильтром размерности Δn_c . Использовались функции активации ReLu. Выходы от четырех слоев CL1÷CL4 подавались на суммирующий полносвязный слой FCL.

Выходом NN обучения (валидации) явились сформированные нейросетевые NN_M , NN_H модельные структуры для МГ и НМ.

Для исследований метода прогнозирования ГМБ были сформированы: 9-летний участок 01.01.2008–31.12.2016 для МГ-обучения и 15-летний участок 01.01.2002–31.12.2016 для НМ-обучения. Двухлетний временной участок 01.01.2017–31.12.2018 отводился на получение вычисленных экстраполированных модельных оценок Dst -индексов Y_{DME}° , Y_{DHE}° .

4.4.5. Правило принятия решений по прогнозированию ГМБ, вычисление вероятностей правильного и ложного прогнозирования ГМБ

Метод прогнозирования ГМБ сведем к процедуре бинарной классификации, основанной на сравнении экстраполированных модельных оценок Dst -индексов $Y_{DME}^\circ = Y_{DME}^\circ(n, n_e)$, $Y_{DHE}^\circ = Y_{DHE}^\circ(n, n_e)$ с порогом Y_{D0} для текущего индекса n .

Сформируем правило принятия решений о прогнозировании ГМБ путем совместного использования МН, НМ-модельных оценок Dst -индексов, которое состоит в том, что если будет выполняться хотя бы одно или оба условия для текущего индекса n и временного участка

$$\begin{aligned} n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f - n_E \\ Y_{DME}^\circ(n, n_e) \leq Y_{D0} \text{ и/или } Y_{DHE}^\circ \leq Y_{D0}, \end{aligned} \quad (4.4.3)$$

то будем принимать решение по прогнозированию ГМБ; в остальных случаях будем принимать противоположное решение.

Сделаем пояснения по поводу процедуры прогнозирования. Положим, что возможные ГМБ были реализованы на рассматриваемом временном участке с индексами, которые удовлетворяли неравенствам $n_{1G}(s) \leq n \leq n_{2G}(s)$, $s = 1, \dots, s_0$, s_0 – число ГМБ-событий. По-прежнему будем считать, что прогнозирование осуществляется для момента времени с индексом n на n_E индексов вперед. Рассмотрим два возможных варианта прогнозирования: 1) когда индекс $n+n_E$ принятия решения по прогнозированию находится внутри интервала с ГМБ, 2) когда индекс $n+n_E$ принятия решения по прогнозированию находится вне интервала с ГМБ. Эти варианты имеют отличия. В первом варианте прогнозирование осуществилось, когда ГМБ уже наступила. Во втором варианте прогнозирование осуществилось заблаговременно по отношению к ГМБ – этот вариант можно считать вполне полноценным. На рис. 4.4.4а,б проиллюстрированы случаи прогнозирования по первому и второму вариантам

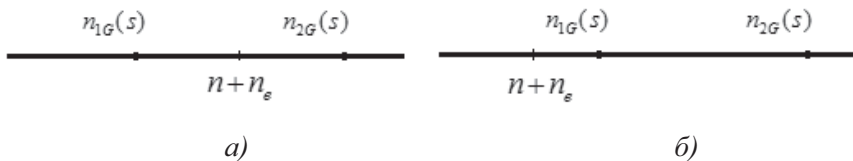


Рис. 4.4.4а,б. Первый и второй варианты прогнозирования ГМБ

Однако указанные отличия вариантов могут быть несущественными, если в первом случае величина разности удовлетворяет неравенству $n + n_E - n_{1G}(s) << n_{2G}(s) - n_{1G}(s)$.

Качество прогнозирования ГМБ на основе процедур классификации и правил принятия решений обычно определяется статистическими характеристиками вероятностей правильных прогнозирований и ложных прогнозирований. Данные характеристики зависят от вероятностных оценок $Y_{DME}(n, n_E)$, $Y_{DHE}(n, n_E)$. Произведем их приближенные вычисления. Сформируем оценки статистических характеристик прогнозирования, в которых используем Dst -индексы $Y_D(n)$, случайные модельные оценки Dst -индексов $Y_{DME}(n, n_E)$, $Y_{DHE}(n, n_E)$ и правило принятия решений (4.4.3).

Фиксируем порог Y_{D0} и рассмотрим момент времени с индексом $n + n_E$, в котором имеет место ГМБ при выполнении неравенства $Y_D(n + n_E) \leq Y_{D0}$. Количество N_G состояний с ГМБ на интервале с индексами n , которые удовлетворяют неравенствам $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f - n_E$, вычислим с помощью следующей суммы, где

$$N_G = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f-n_E} H(Y_{D0} - Y_D(n + n_E)), \quad (4.4.5)$$

где функция $H(x)$ была определена в п. 4.3. Вычислим $N_{G,M}$ – количество правильных прогнозирований ГМБ с помощью $Y_{DME}(n, n_E)$; найдем β_M° – оценку вероятности правильных предсказаний

$$N_{G,M} = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f-n_E} H(Y_{D0} - Y_D(n + n_E))H(Y_{D0} - Y_{DME}^\circ(n, n_E)), \quad \beta_M^\circ = \frac{N_{G,M}}{N_G}. \quad (4.4.6)$$

Вычислим количество $N_{G,N}$ правильных прогнозирований ГМБ с помощью $Y_{DHE}(n, n_E)$, по аналогии с (4.4.6); определим оценку вероятности правильного прогнозирования β_H°

$$N_{G,H} = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f-n_E} H(Y_{D0} - Y_D(n + n_E))H(Y_{D0} - Y_{DHE}^\circ(n, n_E)), \quad \beta_H^\circ = \frac{N_{G,H}}{N_G}.$$

Оценку вероятности β_{MH}° правильных прогнозирований ГМБ при совместном использовании $Y_{DME}(n, n_E)$, $Y_{DHE}(n, n_E)$ найдем следующим образом

$$N_{G,MH} = \sum_{n=n_{f0}+\Delta n}^{n_f-n_E} H[Y_{D0} - Y_D(n + n_E)]H(H(Y_{D0} - Y_{DHE}^\circ(n, n_E)) + H(Y_{D0} - Y_{DME}^\circ(n, n_E))),$$

$$\beta_{MH}^\circ = \frac{N_{G,MH}}{N_G}. \quad (4.4.7)$$

Количество N_{0G} состояний без ГМБ для участка $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f - n_E$ вычислим следующим очевидным образом

$$N_{0G} = n_f - n_E - n_{f0} + \Delta n - N_G.$$

Величины $N_{0G,M}$, $N_{0G,N}$, $N_{0G,MH}$ и вероятности ложных прогнозирований ГМБ α_M° , α_N° , α_{MN}° вычислим по формулам, аналогичным (4.4.5)–(4.4.7). Вероятности пропусков прогнозирований для МН определяются разностями $1 - \beta_M^\circ$, $1 - \beta_H^\circ$ и $1 - \beta_{MH}^\circ$.

4.4.6. Экспериментальное исследование метода прогнозирования ГМБ

Оценивание вероятности правильного и ложного прогнозирования ГМБ было произведено на временном участке с индексами $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f - n_E$, формировался временной ряд $Y_D(n)$ Dst-индексов. Для заданных целочисленных параметров n_E вычислялись экстраполированные модельные оценки $Y_{DME}(n, n_E)$, $Y_{DHE}(n, n_E)$, которые сравнивались с порогом Y_{D0} . Определялись вероятности правильного и ложного прогнозирования ГМБ по предложенным формулам (4.4.5)–(4.4.7) в зависимости от n_E , $0 \leq n_E \leq 9$ при пороге $Y_{D0} = -50$ нТл.

На рис. 4.4.5а,б представлены графики результатов расчетов оценок вероятностей правильного β_M° , β_H° , β_{MH}° и вероятностей ложного прогнозирования α_M° , α_N° , α_{MN}° в зависимости от параметра n_E .

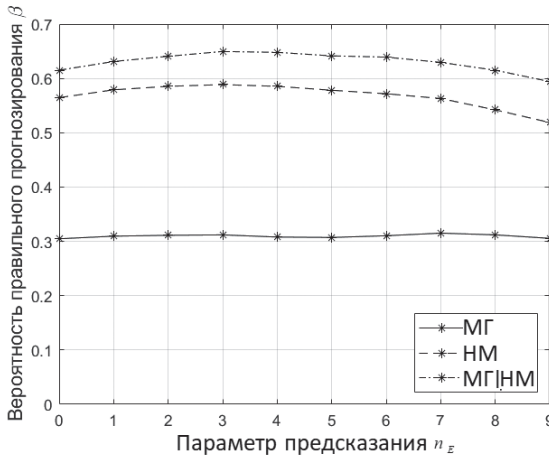


Рис. 4.4.5а. Оценки β_M° , β_H° , β_{MH}° вероятностей правильного прогнозирования ГМБ

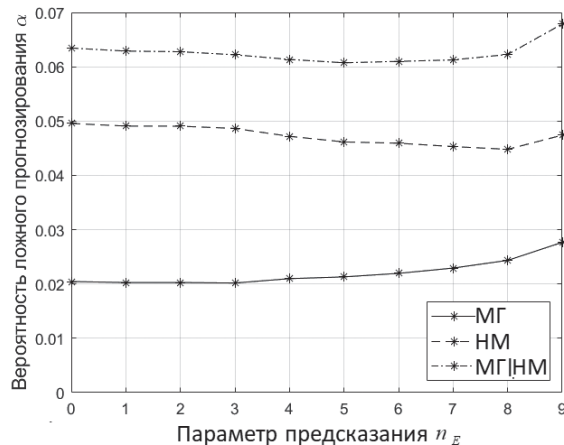


Рис. 4.4.5б. Оценки α_M° , α_N° , α_{MN}° вероятностей ложного прогнозирования ГМБ

Из представленных графиков с результатами расчетов видно, что совместное использование МГ и НМ-наблюдений повышает эффективность прогнозирования ГМБ. Можно заключить, что для параметра прогнозирования $n_E = 5$ вероятность правильного прогнозирования ГМБ принимает максимальное значение и составляет величину $\beta_{MH}^\circ \approx 0.65$ и больше соответствующей величины $\beta_H^\circ \approx 0.57$ на (13–15)%. Вероятность ложного прогнозирования не превышает величины $\alpha_{MH}^\circ \approx 0.06$.

Вычисление прогнозирований ГМБ рассматривалось на временном участке с индексами $n_{f0} + \Delta n \leq n \leq n_f - n_E$. На этом интервале формировался временной ряд $Y_D(n)$ и для заданных значений параметра экстраполяции n_E вычислялись экстраполированные модельные оценки $Y_{DME}^\circ(n, n_E)$, $Y_{DHE}^\circ(n, n_E)$.

Анализировался ограниченный контрольный участок с индексами n_{1C} , n_{2C} , $n_{f0} + \Delta n \leq n_{1C} \leq n \leq n_{2C} \leq n_f - n_E$. Определялись внутри контрольного участка последовательности интервалов $n_{1G}(s) \leq n \leq n_{2G}(s)$, $s = 1, \dots, s_0$, в которых имели место ГМБ-события. В том случае, если индексы для ГМБ-события удовлетворяли неравенствам $n_{2G}(s) - n_{1G}(s) \leq dn_0$, где, к примеру, принята некоторая малая величина dn_0 , то эти события не учитывались ввиду малости длительности ГМБ. Находились последовательности интервалов $n_{1M}(p) \leq n \leq n_{2M}(p)$, $p = 1, \dots, p_0$ и $n_{1N}(q) \leq n \leq n_{2N}(q)$, $q = 1, \dots, q_0$ в которых реализовывались прогнозирования ГМБ на основе модельных оценок $Y_{DME}^\circ(n, n_E)$, $Y_{DHE}^\circ(n, n_E)$ по правилу принятия решений (4.4.3).

Для суждения о качестве прогнозирования ГМБ вычислялись разности $dn_M(s) = n_{2M}(p) - n_{1G}(s)$, $dn_N(s) = n_{2N}(q) - n_{1G}(s)$, причем находились минимальные значения для модулей этих разностей. На основе анализа значений разностей оценивалось качество возможного прогнозирования. Для первого примера рассматривался контрольный временной пятимесячный участок 01.05.2017–30.09.2017; были использованы $Y_D(n)$ и вычисленные экстраполированные оценки $Y_{DME}^\circ(n, n_E)$, $Y_{DHE}^\circ(n, n_E)$ с $n_E = 5$ и $n_d = 4$. На рис.4.4.6а приведены графики для $Y_D(n)$, $Y_{DME}^\circ(n, n_E)$, $Y_{DHE}^\circ(n, n_E)$.

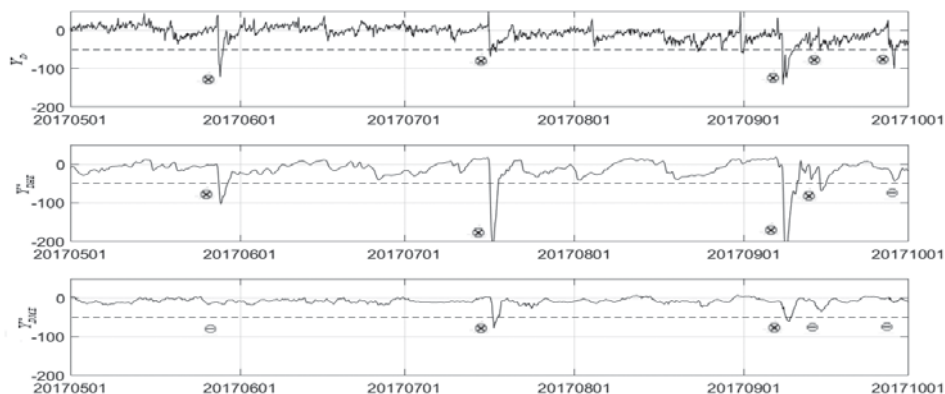


Рис. 4.4.6а. Графики переменных $Y_D(n)$, $Y_{DME}^\circ(n, n_E)$, $Y_{DHE}^\circ(n, n_E)$, $n_E = 5$

Пунктирной линией отмечен назначенный порог $Y_{D0} = -52.5$ нТл. Как и п.п.4.3.6, «кружками с крестиком» обозначены реальные ГМБ, и случаи правильного прогнозирования; «кружками с минусом» обозначены события пропуска прогнозирования и ложного прогнозирования.

Результаты вычислений прогнозирования помещены в табл.4.4.1. Для экономии места в таблице 2017 г. помещен в верхней строке; в столбцах отмечены значения месяц-день-час. В столбце 1 помещены номера s для ГМБ-событий на рассмотренном контрольном временном участке, в столбцах № 2, 3 помещены времена T_0n_{1G} , T_0n_{2G} начала и конца ГМБ-событий, которые вычислены с использованием $Y_{D0}(n)$. В столбцах 4,5 и 7,8 помещены вычисленные времена начал и концов интервалов T_0n_{1M} , T_0n_{2M} и T_0n_{1H} , T_0n_{2H} . В столбцах 6,9 размещены разности T_0dn_M , T_0dn_N в часах. Всего реализовалось 5 случаев ГМБ-событий.

Таблица 4.4.1

Экстраполяция $n_E = 5$, 2017г.								
S	T_0n_{1G}	T_0n_{2G}	T_0n_{1M}	T_0n_{2M}	T_0dn_M	T_0n_{1H}	T_0n_{2H}	T_0dn_H
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1	05.28.00	05.28.20	—	—	мсп	05.27.21	05.29.11	3, сп
2	07.16.12	07.17.17	07.16.21	07.17.17	-9, сп	07.16.08	07.17.21	4, сп
3	09.07.23	09.10.03	09.08.03	09.08.21	-4, сп	09.07.21	09.10.09	2, сп
4	09-14.20	09-14.21	—	—	мсп	09-14.15	09-15.17	5, сп
5	09.28.01	09.28.13	—	—	мсп	—	—	мсп

Из содержимого столбца № 6 можно заключить, что было 2сп (correct prediction) и 3мсп (missed of correct prediction). Для столбца № 9 можно сделать вывод, что было 4сп – для $S = 1$ – прогнозирование реализовывалось за 3 часа, для $S = 2$ – за 4 часа, для $S = 3$ – за 2 часа, для $S = 4$ – за 5 часов и имело место 1мсп и 0фр. Из табл. 4.4.1 следовало, что $N_{1,sp} = 6$, $N_{1,mp} = 4$, $N_{1,fp} = 0$.

Для второго примера рассматривался контрольный трехмесячный временной участок 01.08.2018–31.10.2018 и использованы $Y_D(n)$, $Y_{DM}^{\circ}(n, n_E)$, $Y_{DH}^{\circ}(n, n_E)$ с $n_E = 7$, $n_d = 4$.

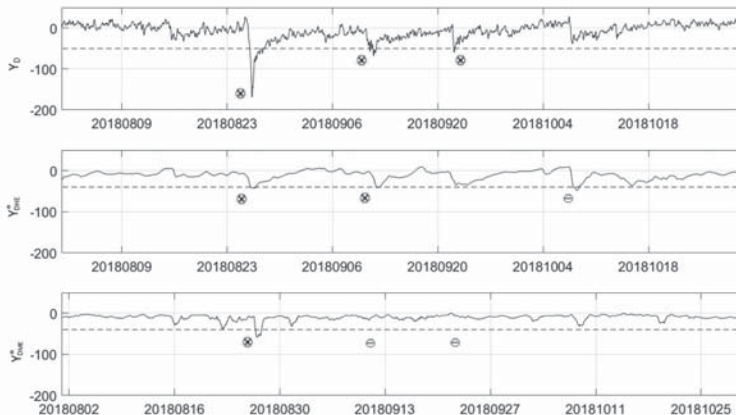


Рис. 4.4.6б. Графики переменных $Y_D(n)$, $Y_{DM}^{\circ}(n, n_E)$, $Y_{DH}^{\circ}(n, n_E)$ с $n_E = 7$

На рис.4.4.6б изображены соответствующие графики переменных, пунктирными линиями отмечен назначенный порог $Y_{D0} = -52.5$ нТл. Результаты вычислений помещены в табл.4.4.2

Таблица 4.4.2

Экстраполяция $n_E =$, 2018г.								
1	2	3	4	5	6	7	8	9
S	$T_0 n_{1G}$	$T_0 n_{2G}$	$T_0 n_{1M}$	$T_0 n_{2M}$	$T_0 dn_M$	$T_0 n_{1H}$	$T_0 n_{2H}$	$T_0 dn_H$
1	08-25.23	08-26.09	08-26.09	08-27.11	-10, ср	08-25.22	08-26.14	1, ср
2	09-10.18	09-11.20	—	—	мср	09.10.11	09.10.21	7, ср
3	09-22.02	09-22.20	09-22.11	09-22.12	-9, ср	—	—	мср
4	—	—	—	—	суп	10-07.18	10-08.12	фр

Во втором примере реализовалось 3 ГМБ-события в течение рассматриваемого трехмесячного интервала. Из содержимого столбца № 6 можно заключить, что имели место 2ср, 1мср и 1суп; для столбца № 9 следует, что имели место 2ср, 1мср и 1фр. Из табл. 4.4.2 следовало, что в общей сложности реализовалось $N_{2,ср} = 4$, $N_{2,мср} = 2$, $N_{2,фр} = 1$.

Чтобы оценить эффективности метода прогнозирования ГМБ вводились коэффициенты правильных и ложных прогнозирований $\varepsilon_{ср,i}$ и $\varepsilon_{фр,i}$, физический смысл которых вполне очевиден

$$\varepsilon_{ср,i} = N_{ср,i} / (N_{ср,i} + N_{мср,i}), \quad \varepsilon_{фр,i} = N_{фр,i} / N_{ср,i}, \quad i = 1, 2.$$

Вычисление коэффициентов $\varepsilon_{ср,i}$ и $\varepsilon_{фр,i}$ для контрольных участков позволило установить их усредненные значения: $\bar{\varepsilon}_{ср} \approx 63\%$, $\bar{\varepsilon}_{мср} \approx 12.5\%$, которые можно принять в качестве вполне приемлемых оценок эффективности предложенного метода прогнозирования.

Таким образом, можно утверждать, что предложенный метод прогнозирования геомагнитных бурь на основе экстраполированных модельных оценок Dst-индексов, наблюдений МГ УРАГАН и НМ с применением сверточной нейронной сети оказался работоспособным. Исследование предложенного метода прогнозирования ГМБ на наблюдениях мюонного годоскопа, нейтронных мониторов и Dst-индексов, полученных за 2008–2018 гг. и 2002–2018 гг., показало его эффективность.

Произведенные расчеты совместного использования МГ- и НМ-наблюдений показали, что для оптимального параметра предсказания $n_E = 5$ оценка вероятности правильного прогнозирования ГМБ составила величину $\beta_{МН}^{\circ} \approx 0.65$, что больше соответствующей величины $\beta_H^{\circ} \approx 0.57$ на $(13-15)\%$; вероятность ложного прогнозирования не превышала величины $\alpha_{МН}^{\circ} \approx 0.06$.

Предложенное здесь прогнозирование ГМБ может быть существенным образом улучшено, в частности, с помощью дальнейшей оптимизации настроек параметров с целью повышения вероятностей правильного и снижения вероятностей ложного прогнозирования. Возможна вполне обнадеживающая перспектива использования данного метода в прикладных задачах геофизики.

4.5. Метод распознавания геомагнитных бурь на основе матричных временных рядов МГ-наблюдений с использованием *NN* глубокого обучения

4.5.1. Введение, МГ-наблюдения и постановка задачи распознавания ГМБ

В данном параграфе рассматривается задача распознавания ГМБ на основе цифровой обработки матричных временных рядов наблюдений МГ УРАГАН с применением нейронной сети глубокого обучения.

Решение предлагаемой задачи базируется на разработанном алгоритме вычислительных операций для распознавания ГМБ. Реализуется предварительная цифровая обработка исходных переменных – МГ-наблюдений и *Dst*-индексов. На временном участке этапа обучения-валидации на вход *NN* подаются предобработанные переменные, с помощью которых формируется *NN*-модель. На временном участке этапа тестирования вычисляются модельные оценки *Dst*-индексов на основе соответствующих МГ-наблюдений и сформированной на этапе обучения *NN*-модели. Осуществляется процедура распознавания ГМБ, использующая сравнения вычисленных модельных оценок *Dst*-индексов с задаваемым порогом.

Производится выбор оптимального варианта программного модуля *NN* и определяются его параметры. Формируется с учетом особенностей постановки правило принятия решений для распознавания ГМБ. На основе формул для вероятностей правильного и ложного распознавания реализуются функция потерь и метрика качества бинарной классификации.

Допускаются два подхода к данной задаче распознавания, которые основываются на применении временных рядов матричных МГ-наблюдений и реализации *NN*. Первый подход базируется на формировании из матричных МГ-наблюдений временных рядов скалярной функции усредненной суммы. Такой подход [214,217] позволяет снизить требования к используемой ЭВМ при реализации *NN*, однако, очевидно, за счет снижения эффективности распознавания ГМБ. Второй подход базируется на прямом использовании матричных временных рядов, состоящих из МГ-наблюдений и требующих для *NN* использования ЭВМ с высокой производительностью, что, естественно, приводит к повышению эффективности распознавания ГМБ. В настоящем параграфе берется за основу второй подход. Его результаты могут применяться во многих научных и технических приложениях.

4.5.2. Алгоритм вычислительных операций решения задачи распознавания ГМБ на основе *NN*-технологии

Используется матричный временной ряд МГ-наблюдений, который обозначается как $X(i,j,T_0n) = X_M(n)$ и временной ряд скалярных *Dst*-индексов $Y_D(n)$, которые сформированы в единой международной шкале времени UTC. Дискретизация была осуществлена для моментов времени T_0n .

МГ-наблюдения $X_M(n)$ и *Dst*-индексы $Y_D(n)$ определяются на временном участке 2013.01.01–2021.12.31, $1 \leq n \leq n_f$, $n_f = 78888$. Однако *Dst*-индексы $Y_D(n)$ используются для этапа обучения-валидации на участке 2013.01.01–

2020.12.31, $1 \leq n \leq n_{f1}$, $n_{f1} = 70128$; причем валидация производится на участке с индексами $n_{f0} + 1 \leq n \leq n_{f1}$, где $n_{f0} = 62128$. Результат этого этапа в целом состоит в построении NN-модели на основе глубокого обучения. Этап тестирования реализуется на участке с индексами $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$ вычисляются модельные оценки Dst -индексов $Y_D^\circ(n)$ с помощью NN-модели для индексов $1 \leq n \leq n_{f1}$ и на основе только $X_M(n)$. На этапе тестирования $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$ Dst -индексы используются только для оценивания вероятностей распознавания ГМБ.

Алгоритм решения задачи распознавания ГМБ подразделяется на четыре подалгоритма.

Подалгоритм № 1 производит предварительную цифровую обработку для исходного матричного временного ряда МГ-наблюдений $X_M(n)$ и временного ряда Dst -индексов $Y_D(n)$. Осуществляется их фильтрация с целью устранения низкочастотных и высокочастотных шумов. Реализуется процедура масштабирования для обеспечения соизмеримости переменных, необходимая для эффективной работы NN. Результаты предварительной обработки обозначаются как X_{M1} , X_{M2} , Y_{D1} индекс 1 относится к этапу обучения-валидации, индекс 2 – к этапу тестирования-построения модельных оценок Dst -индексов.

Подалгоритм № 2 обучения-валидации формирует NN-модель, на вход подаются матричный временной ряд X_{M1} и обучающий скалярный временной ряд Y_{D1} , $1 \leq n \leq n_{f1}$.

Подалгоритм № 3 тестирования вычисляет модельные оценки Dst -индексов, используются переменные X_{M2} на интервале $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$ и NN-модель от этапа обучения.

Подалгоритм № 4 на этапе тестирования с индексами $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$ реализует процедуру принятия решений для распознаваний ГМБ путем сравнения вычисленных модельных оценок Dst -индексов $Y_D^\circ(n)$ с задаваемым порогом Y_{D0} .

На рис. 4.5.1 помещена укрупненная схема нейросетевого алгоритма вычислительных операций с обозначенными выше переменными, поясняющая решение задачи распознавания ГМБ.



Рис. 4.5.1.Схема алгоритма вычислительных операций решения задачи распознавания ГМБ

4.5.3. Структура нейронной сети ResNet34, этапы обучения, валидации, тестирования и метрики качества

Результаты решения сформулированной задачи распознавания ГМБ, связанные с цифровой обработкой большого объема данных, были получены на основе применения облачных технологий. Использовался **суперкомпьютерный** вычислительный центр НИЯУ МИФИ для выполнения ресурсоемких вычислительных работ [<https://it.mephi.ru/hpc/performance>], которые требовались для NN глубокого обучения.

Структура нейронной сети глубокого обучения была сформирована на основе языка программирования Python и библиотеки модулей PyTorch. Рассматривались варианты модулей – Efficientnet [<https://arxiv.org/abs/1905.11946>], VGG [<https://arxiv.org/abs/1409.1556v6>], DenseNet [<https://arxiv.org/abs/1608.06993v5>], Inception-v3 [<https://arxiv.org/abs/1512.00567v>] и ResNet [<https://arxiv.org/abs/1512.03385>] из данной библиотеки. Для реализации был взят модуль сети ResNet и его модификация ResNet34. Для этого модуля характерна высокая точность в совокупности с малым количеством тренируемых параметров в сравнении с другими модулями. Модификация ResNet34 была выбрана вследствие того, что в исследованиях обучений указанных нейросетей, этот модуль занял второе место, работая без аугментации [<https://arxiv.org/pdf/2107.07699.pdf>].

Размерность пакета входных матриц Δn назначалась на основе результатов вычислительных экспериментов с NN ResNet34 и располагаемыми МГ-наблюдениями.

NN ResNet34 обучалась на ImageNet1000 для данных с расширением (224,224,3). Рассматриваемая NN была видоизменена следующим образом – ее входной слой (самый первый сверточный слой) был заменен со сверточного слоя с 3-мя входными каналами и 64-мя выходными каналами на сверточный слой с 60-ю входными каналами и 64-мя выходными каналами. У последнего линейного слоя изменено число выходов с 1000 на 1.

После этого NN уже дообучалась на данных, полученных от МГ, без замораживания каких-либо слоев.

Общий вид итоговой структуры NN ResNet34 размещен на рис. 4.5.2а. На рис. 4.5.2б, рис. 4.5.2в, рис. 4.5.2г размещены схемы составляющих структур сети – блока сжатия N , базового блока и базового блока с понижением размерности. Значения размерностей матриц и векторов на рис. 4.5.2а–4.5.2г были приняты соответствующими размерностям, которые фигурировали в расчетах. На вход NN подавались пакеты входных матриц X_M с размерностями $(\Delta n, N_2, N_1)$. Использовалась функция активации ReLu.

Свертки определялись параметрами K , M и S , где K – размер свертки, $(K \times K)$ – размерность ядра свертки, M – количество выходных каналов, S – величина сдвига ядра свертки.

Приведенные на рис. 4.5.2а–4.5.2 г. в прямоугольниках надписи «Свертка» (convolution), «Нормировка по батчу» (batch normalization, batch-пакет), «Максимальный пулинг» и «Усредненный пулинг» (max pooling, average pooling, pooling-объединение) обозначают своего рода строительные блоки архитектуры NN глубокого обучения. Эти блоки являются широко распространенными в современной практике систем искусственного интеллекта.

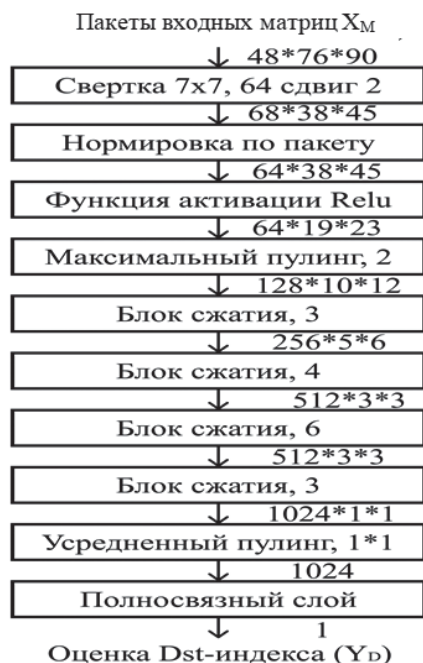


Рис. 4.5.2а. Общий вид структуры NN ResNet34



Рис. 4.5.2б

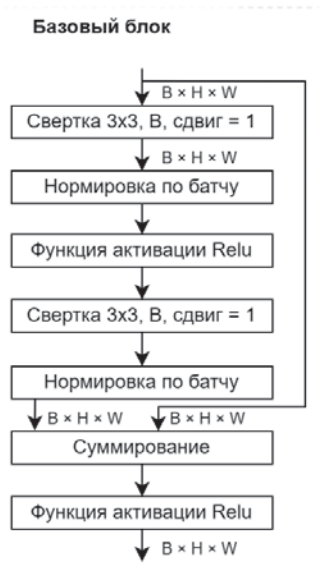


Рис. 4.5.2в. Базовый блок

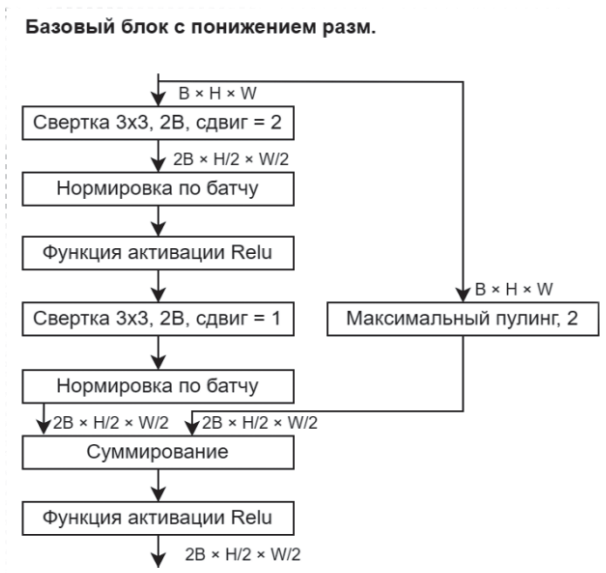


Рис. 4.5.2г. Базовый блок с понижением размерности

Описания их функциональных назначений и устройств содержатся во множестве различных публикаций, в том числе, например, в [218].

На выходе NN, описанной в данном параграфе, в соответствие с рис. 4.5.2а вырабатывались модельные оценки Dst -индексов Y_D° , которые далее использовались для задачи распознавания ГМБ.

Обучение выбранной NN осуществлялось для вычисления оптимальных весовых коэффициентов NN-модели. Использовался поисковый алгоритм градиентного спуска Adam; принимались значения параметров алгоритма – $\alpha_E = 0.001$, $\beta_1 = 0.9$, $\beta_2 = 0.999$, $\varepsilon = 10^{-8}$, которые были взяты по ссылке [https://arxiv.org/pdf/1412.6980.pdf]. В процессе решения пробовались и другие значения параметров, но заметной разницы в точности это не давало. Параметр α_E – скорость обучения, определял пропорциональность обновления весов. β_1 – показатель экспоненциального затухания для оценок первого момента, β_2 – показатель экспоненциального затухания для оценок второго момента, ε – параметр для управления градиентным спуском.

Количество свободных параметров реализованной модели обучения составило 21.5 миллиона – это количество было подсчитано с помощью кода, а именно, суммировались количества обучаемых параметров каждого блока модели. Объем датасета обучения составил величину произведения $N_1 \times N_2$ х общее количество часов в датасете; очевидно, объем данного датасета для обучения существенно превышал указанное количество параметров.

Валидация производилась с целью контроля качества реализованного этапа обучения и построенной NN-модели. Этот этап осуществлялся на датасете валидации, независимом от датасета обучения.

Тестирование построенной NN-модели реализовывалось на основе вычисления модельных оценок Dst -индексов Y_D° . Из них образовывался временной ряд и к его элементам были применены процедуры бинарной классификации для распознавания ГМБ [https://learndatasci/glossary/binary-classification/]. Производились сравнения значений $Y_D(n)$ с назначаемым порогом распознавания Y_{D0} .

На участке тестирования, по условиям постановки задачи, исходные Dst -индексы использовались только для численного оценивания вероятностей распознавания ГМБ. В силу сделанного замечания с помощью неравенств

$$Y_D(n) \leq Y_{D0}, n_{f1} + \Delta n + 1 \leq n \leq n_f \quad (4.5.1)$$

подсчитывалось число индексов с ГМБ-событиями $N_{1,ГМБ}$ и число индексов без ГМБ-событий $N_{0,ГМБ}$. Вычислялось количество правильных распознаваний ГМБ $N_{R,ГМБ}$ и количество ложных распознаваний ГМБ $N_{F,ГМБ}$ с учетом того, что для каждого индекса n , в данном случае заранее было известно – имело ли или не имело для него ГМБ-событие (4.5.1).

Вводились вероятности β правильных и α ложных распознаваний ГМБ в виде следующих очевидных формул

$$\beta = N_{R,ГМБ} / N_{1,ГМБ}, \quad \alpha = N_{F,ГМБ} / N_{0,ГМБ}.$$

Метрики качества. Вычисление NN-моделей сопровождается погрешностями. Как правило, погрешности для этапа обучения и валидации определяются на основе RMSE – среднеквадратичной оценки ошибки, применя-

емой для оценивания погрешностей моделей в задачах регрессии. RMSE определяет усредненную разность между модельными оценками и фактическими значениями переменных.

Останов обучения производился на основе визуального анализа значений метрики качества, когда график значений RMSE переходил на плато; при этом валидация реализовывала контроль отсутствия переобучения.

Процедуре бинарной классификации ставились в соответствие варианты функций потерь (loss function) и метрик качества (quality metric). В простейшем случае функция потерь принимала вид $f_0(\alpha, \beta) = 1 - \beta + \alpha$. Определялась метрика качества распознавания по аналогии с метрикой Recall из [https://en.wikipedia.org/wiki/binary_classification]. С учетом постановки решаемой задачи метрика качества принималась в виде формулы

$$F_0(\alpha, \beta) = \beta + 1 - \alpha, \quad (4.5.2)$$

содержание которой совершенно прозрачно с физической точки зрения. Из последнего выражения следовало, что при возрастании вероятности β и уменьшении вероятности α возрастала метрика качества $F_0(\alpha, \beta)$.

Метрика качества бинарной классификации F_0 обычно используется для т.н. сбалансированных данных, которые распределены равномерно. В случае возможного дисбаланса данных эта метрика сильно искажает реальное качество классификации. Рассмотрение решения предлагаемой задачи целесообразно для сравнения производить на основе метрики F_1 , которая является слабо чувствительной к дисбалансу данных. Воспользуемся оценкой из [https://helenkapatsa.ru/otsienka_f1] и запишем для $F_1(\alpha, \beta)$ следующую формулу

$$F_1(\alpha, \beta) = 2A(\alpha, \beta)R(\alpha, \beta) / (A(\alpha, \beta) + R(\alpha, \beta)), \quad (4.5.3)$$

где $A(\alpha, \beta) = TP / (TP + FP)$, $R(\alpha, \beta) = TP / (TP + FN)$, $TP = \beta$, $NP = 1 - \alpha$, $FP = 1 - \beta$, $FN = \alpha$.

4.5.4. Останов обучения на основе метрики RMSE, оценивание вероятностей правильного и ложного распознавания ГМБ, вычисление метрик качества F_0 , F_1

Останов этапа обучения производился с применением вычислений функции оценки $RMSE1(N_E)$, где N_E – количество эпох. Контроль качества обучения и NN-модели осуществлялся с помощью функции оценки $RMSE2(N_E)$. Реализовывался визуальный анализ вычисленных оценок.

На рис. 4.5.3 представлены графики оценки $RMSE1(N_E)$, вычисленной для датасета обучения, и оценки $RMSE2(N_E)$, вычисленной для датасета валидации. Рассмотрение графиков позволило: 1) принять решение об оптимальном количестве эпох для обучения на основе оценки $RMSE1(N_E)$, которое составило величину $N_E^o = 20$; 2) сделать заключение об отсутствии переобучений NN-модели на основе анализа поведения оценки $RMSE2(N_E)$.

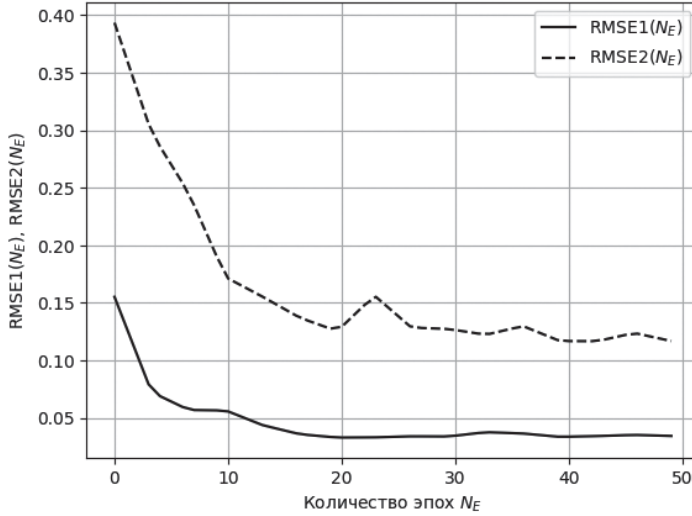


Рис. 4.5.3. Графики оценок $RMSE1(N_E)$ и $RMSE2(N_E)$ для этапов тестирования и валидации

Оценим вероятности правильного и ложного распознаваний ГМБ. Фиксируем порог Y_{D0} и рассмотрим момент времени с индексом n , для которого имеет место ГМБ при выполнении сравнений $Y_D(n) \leq Y_{D0}$ из (4.5.1). Количество $N_{1,ГМБ}$ состояний с ГМБ найдем путем подсчета выполнений данного неравенства на временном участке тестирования для индексов $n_{f1} + \Delta n + 1 \leq n \leq n_f$. Произведем операцию суммирования

$$N_{1,ГМБ} = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n)). \quad (4.5.4)$$

Вычислим количество $N_{0,ГМБ}$ состояний без ГМБ на интервале $n_{f1} + \Delta n + 1 \leq n \leq n_f$

$$N_{0,ГМБ} = n_f + n_{f1} - \Delta n - 1 - N_{1,ГМБ}.$$

Определим $N_{R,ГМБ}$ – количество правильных распознаваний ГМБ с помощью оценок Dst -индексов $Y_D^\circ(n)$; найдем β° – оценку вероятности правильного распознавания ГМБ с помощью суммирования и вычисления отношения

$$N_{R,ГМБ} = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n))H(Y_{D0} - Y_D^\circ(n)), \quad \beta^\circ = \frac{N_{R,ГМБ}}{N_{1,ГМБ}}. \quad (4.5.5)$$

Вычислим $N_{F,ГМБ}$ – количество ложных распознаваний ГМБ; найдем α° – оценку вероятности ложного распознавания ГМБ по аналогии с (4.5.5)

$$N_{F,ГМБ} = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_D(n) - Y_{D0})H(Y_{D0} - Y_D^\circ(n)), \quad \alpha^\circ = \frac{N_{F,ГМБ}}{N_{0,ГМБ}}. \quad (4.5.6)$$

Вычислим метрики качества $F0$, $F1$ (4.5.2), (4.5.3) на тестовом временном участке с индексами $n_{f1} + \Delta n + 1 \leq n \leq n_f$ на основе датасета $X_M(n)$. С этой целью найдем модельные оценки Dst-индексов $Y_{D0}^\circ(n)$, которые сравним с порогом Y_{D0} .

В соответствии с п.п. 4.5.3 назначим величину размерности пакета входных матриц $\Delta n = 60$, которую оставим таковой для расчетов во всей статье. Назначим дискретные значения порога распознавания $Y_{D0}(l) = \bar{Y}_{D1} + \Delta Y_{D0}(l-1)$, $\bar{Y}_{D1} = -70$ нТл, $\Delta Y_{D0} = 5$ нТл, $l = 1, 2, \dots, 9$. Определим оценки $\beta^\circ(Y_{D0}(l))$ и $\alpha^\circ(Y_{D0}(l))$ вероятностей правильного и ложного распознавания ГМБ по формулам (4.5.4)–(4.5.6) в зависимости от $Y_{D0}(l)$.

На рис. 4.5.4а,б представлены графики результатов расчетов оценок вероятностей $\beta^\circ(Y_{D0})$ и $\alpha^\circ(Y_{D0})$ в зависимости от Y_{D0} .

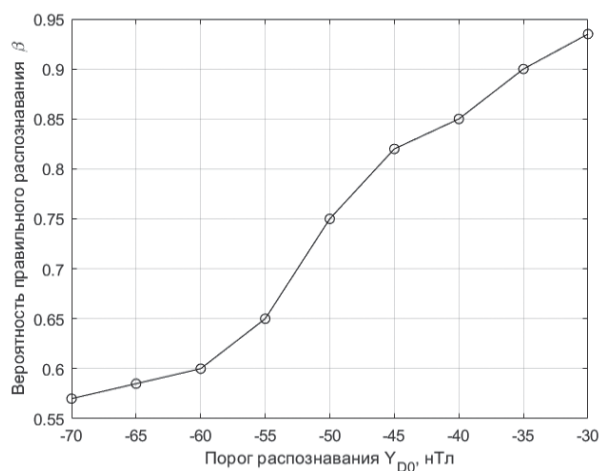


Рис. 4.5.4а. График результатов расчетов оценок правильного распознавания ГМБ $\beta^\circ(Y_{D0})$

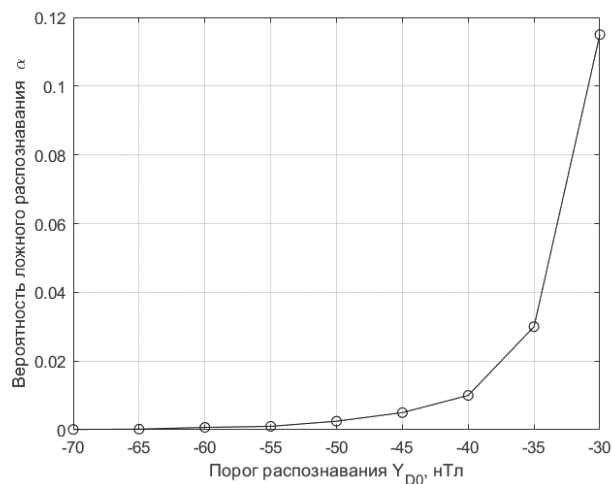


Рис. 4.5.4б. График результатов расчетов оценок ложного распознавания ГМБ $\alpha^\circ(Y_{D0})$

Из рис. 4.5.4а,б может быть заключено, что оценки вероятностей возрастали с увеличением порога, что выглядит достаточно естественно. Выполненные расчеты позволили сделать вывод, что для диапазона $-70 \text{ нТл} \leq Y_{D0} \leq -50 \text{ нТл}$ среднее значение вероятности ложного распознавания ГМБ составило величину $\alpha^\circ \approx 0.001$, при этом вероятность правильного распознавания ГМБ принимала значения в соответствии с неравенством $0.575 \leq \beta^\circ \leq 0.75$; для значения порога $Y_{D0} \approx -37.5 \text{ нТл}$ выполнялись соотношения $\alpha^\circ \approx 0.02$ и $\beta^\circ \approx 0.875$; для порога $Y_{D0} = -34.0 \text{ нТл}$ имели место $\alpha^\circ \approx 0.045$, $\beta^\circ \approx 0.91$.

На основе оценок $\beta^\circ(Y_{D0})$, $\alpha^\circ(Y_{D0})$ были вычислены оценки метрик (4.5.2), (4.5.3) $F0$ и $F1$ в зависимости от Y_{D0} . Были построены их графики на рис. 4.5.75а,б и произведены сравнения метрик.

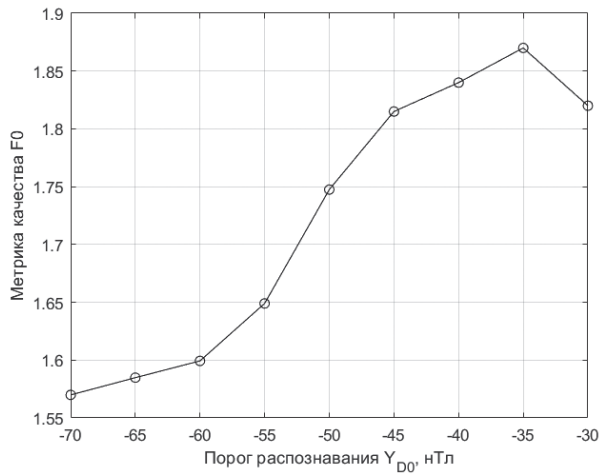


Рис. 4.5.5а. График метрики $F0$ в зависимости от порога распознавания Y_{D0}

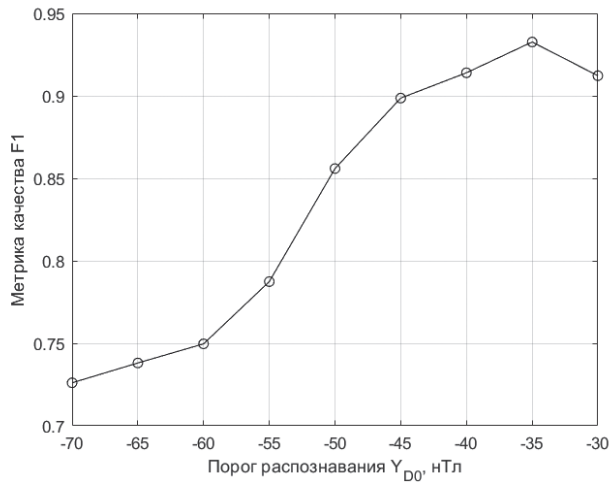


Рис. 4.5.5б. График метрики $F1$ в зависимости от порога распознавания Y_{D0}

Рассмотрение оценок метрик на рис. 4.5.75а,б позволило сделать заключения: 1) Метрики F_0 и F_1 , если сравнивать характер их зависимости от порога распознавания Y_{D0} , явились близкими и различались, примерно, на константу; возможное предположение, что исходные МГ-наблюдения были несбалансированными, оказалось недостаточно точным и противоречило расчетам метрик; 2) анализ положений максимумов графиков дало возможность установить оптимальное значение порога распознавания (для метрик F_0 и F_1 , которое составило величину $\approx Y_{D0} = -35$ нТл.).

4.5.5. Экспериментальное исследование распознавания ГМБ

Вычисление модельных оценок Dst-индексов и результатов распознавания ГМБ. Был выбран шестимесячный временной участок 2021.07.01–2022.01.01, расположенный в границах участка тестирования. На рис. 4.5.6 показаны график реальных Dst -индексов $Y_D = Y_D(T_0n)$ и график вычисленных модельных оценок Dst -индексов $Y_D^\circ = (T_0n)$.

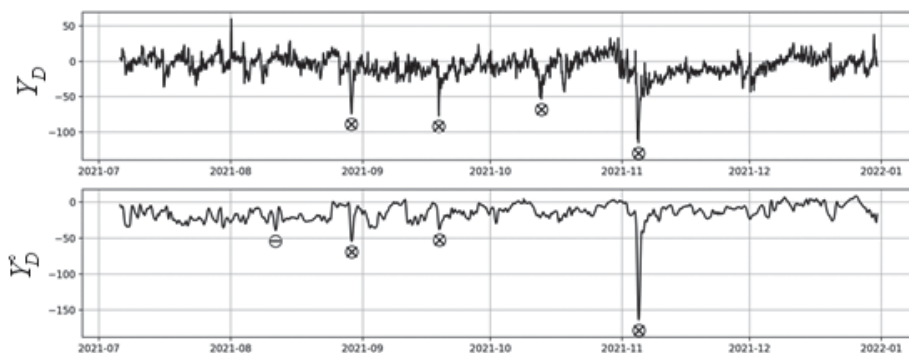


Рис. 4.5.6. Графики Dst -индексов Y_D и оценок Dst -индексов Y_D° , интервал 2021.07.01–2022.01.01

Для назначенного в данном случае порога $Y_{D0} = -45$ нТл на рассмотренном временном участке реализовывались 4 ГМБ-события, которые отмечены знаками «крест в кружке».

Рассмотрение графика $Y_D(T_0n)$ с учетом установленного порога Y_{D0} показало, что реализовывалось 3 события правильных ГМБ-распознаваний, одно ложное ГМБ-распознавание, отмеченное знаком «минус в кружочке», и один пропуск правильного ГМБ-распознавания. С использованием формул (4.5.4)–(4.5.6) были вычислены оценки вероятностей правильных и ложных распознаваний ГМБ. Результаты вычислений по разработанному алгоритму для шестимесячного временного участка с учетом назначенного порога $Y_{D0} = -45$ нТл и результатов расчетов с использованием рис. 4.5.6 позволили удостовериться в получении приемлемых вероятностей правильных и ложных распознаваний, которые составили значения $\beta^\circ = 0.8212$ и $\alpha^\circ \approx 0.0047$.

Вычисление с.к.з. для разностей $Y_D^\circ(T_0n)$ и $Y_D(T_0n)$. Были вычислены разности $\Delta Y_D^\circ(n) = \Delta Y_D^\circ(T_0n)$ между модельными оценками Dst -индексов $Y_D^\circ(n) = Y_D^\circ(T_0n)$ и исходных Dst -индексов $Y_D(n) = Y_D(T_0n)$ на этапе тестирования

$$Y_D^\circ(n) = Y_D^\circ(n) - Y_D(n), \quad n_{f1} + \Delta n + 1 \leq n \leq n_f.$$

Рассматривались модельные оценки Dst-индексов для ГМБ-спокойных и ГМБ-возмущенных состояний, индексы которых определялись неравенствами

$$Y_{D0} - Y_D(n) \leq 0, \quad Y_{D0} - Y_D(n) > 0.$$

Число индексов N_{01} , N_{02} для ГМБ-спокойных и ГМБ-возмущенных состояний находились на основе следующих сумм

$$N_{01} = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n)), \quad N_{02} = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_D(n) - Y_{D0}).$$

Оценки м.о. и с.к.з. m_{y1}° , σ_{y1}° , m_{y2}° , σ_{y2}° для $\Delta Y_D^\circ(n)$ для ГМБ-спокойных и ГМБ-возмущенных состояний определялись с помощью следующих формул

$$\begin{aligned} m_{y1}^\circ &= \frac{1}{N_{01}} \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n)) \Delta Y_D^\circ(n), \\ \sigma_{y1}^{\circ^2} &= \frac{1}{N_{01}} \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_{D0} - Y_D(n)) (\Delta Y_D(n) - m_{y1})^2, \\ m_{y2}^\circ &= \frac{1}{N_{02}} \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_D(n) - Y_{D0}) \Delta Y_D^\circ(n), \\ \sigma_{y2}^{\circ^2} &= \frac{1}{N_{02}} \sum_{n=n_{f1}+\Delta n+1}^{n_f} H(Y_D(n) - Y_{D0}) (\Delta Y_D^\circ(n) - m_{y2})^2. \end{aligned}$$

В результате расчетов оценок с.к.з. разностей исходных и модельных оценок Dst-индексов на этапе тестирования для спокойных и возмущенных состояний были получены значительно различающиеся значения $\sigma_{y1}^\circ = 11.07$, $\sigma_{y2}^\circ = 59.85$, которые можно использовать для обеспечения индикации распознавания ГМБ.

Анализ алгоритма вычисления вероятностей правильных и ложных распознаваний ГМБ и экспериментального исследования результатов распознавания ГМБ позволил заключить, что предложенный нейросетевой подход оказался в значительной степени удовлетворительным.

Предложенный метод распознавания ГМБ, основанный на построении NN глубокого обучения и матричных временных рядов МГ-наблюдений, превышает по эффективности подход, описанный в [214, 217], базирующийся на формировании из матричных МГ-наблюдений скалярных временных рядов усредненных значений функций МГ-наблюдений.

4.6. Метод прогнозирования геомагнитных бурь на основе матричных временных рядов МГ-наблюдений с использованием NN глубокого обучения

4.6.1. Постановка метода прогнозирования ГМБ на основе NN-технологии

Общая схема прогнозирования ГМБ на основе NN-технологии. На основе обобщения п.п. 4.3.3 рассматривается более подробно связь МГ-наблюдений и Dst -индексов. Очевидно, что МГ-наблюдения содержат информацию относительно произошедших экстремальных событиях в гелиосфере, вызывающих соответствующие ГМБ. Также можно утверждать, что между МГ-наблюдениями с одной стороны и Dst -индексами – с другой стороны, существует вполне определенная функциональная связь. Причем особенность этой связи имеет характер опережения: сначала реализуются возмущения в МГ-наблюдениях, спустя некоторое время реализуются возмущения в Dst -индексах. С учетом отмеченного принципиально вполне возможно осуществление ГМБ-прогнозирования с помощью построения модели экстраполированных значений Dst -индексов в зависимости от текущих МГ-наблюдений.

Матричные МГ-наблюдения $Y_M(n)$ и скалярные Dst -индексы $Y_D(n)$ в рамках данного параграфа берутся для девятилетнего временного участка 2013.01.01–2021.12.31. На этом участке реализуются NN-этапы. На этапе обучения 2013.01.01–2020.02.02, 16 час., $1 \leq n \leq n_{f0}$, $n_{f0} = 62128$, используются МГ-наблюдения и Dst -индексы; результат этого этапа состоит в построении NN-модели на основе применения NN глубокого обучения. На этапе валидации используются МГ-наблюдения для участка 2020.02.02, 17 час. – 2020.12.31, $n_{f0} + 1 \leq n \leq n_{f1}$, $n_{f1} = 70128$; на нем реализуется контроль этапа обучения – построения NN-модели. На этапе тестирования используются вычисленные экстраполированные МГ-наблюдения для участка 2021.01.01–2021.12.31, $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$, $n_f = 78888$; вычисляются экстраполированные модельные оценки Dst -индексов $Y_{DE}(n)$ с помощью NN-модели и на основе только МГ-наблюдений $Y_M(n)$; Dst -индексы применяются только для последующего оценивания вероятностей прогнозирования ГМБ.

Алгоритм решения задачи прогнозирования ГМБ на основе NN, аналогично п. 4.5, подразделяется на четыре подалгоритма; учитываются особенности подготовки и экстраполяции.

Подалгоритм № 1 этапа предварительной цифровой обработки для исходного матричного временного ряда МГ-наблюдений $Y_M(n)$ и временного ряда Dst -индексов $Y_D(n)$ осуществляет их фильтрацию с целью устранения низкочастотных составляющих и высокочастотных шумов. Результаты предварительной обработки обозначаются, как $Y_{M1C,\Phi}$, $Y_{M2C,\Phi}$, Y_{D1C} и Y_{D2C} ; индекс 1 относится к этапу обучения – валидации, индекс 2 к этапу тестирования – построения модельных оценок Dst -индексов.

Подалгоритм № 2 реализует NN-обучение, на его вход подаются матричный временной ряд $Y_{M1C,\Phi}$ и обучающий скалярный временной ряд Y_{D1C} , $1 \leq n \leq n_{f0}$. Формируется NN-модель; также в этом подалгоритме реализуется NN-валидация.

Подалгоритм № 3 этапа тестирования вычисляет экстраполированные модельные оценки Dst -индексов $Y_{DC,E}$, для этой цели используются переменные $Y_{MC,\Phi}$ на интервале $n_{f1} + 1 \leq n \leq n_f$, и NN-модель от этапа обучения.

Подалгоритм № 4 реализует процедуру принятия решений для прогнозирования ГМБ путем сравнения вычисленных экстраполированных модельных оценок Dst -индексов $Y_{DC,E}$ с назначаемым порогом Y_{D0} . В этом подалгоритме используется Y_{D2C} для оценивания вероятностных характеристик прогнозирования.

Предварительная подготовка временных рядов МГ-наблюдений и Dst -индексов производится для повышения эффективности работы NN. Устранение низкочастотных аддитивных трендовых составляющих приближенно решается путем нахождения математических ожиданий $m(Y_M(i,j,n))$, $m(Y_D)$ и вычислений центрированных переменных $Y_{MC}(i,j,n)$, $Y_{DC}(n)$, $1 \leq n \leq n_f$ и смещения для Dst - порога $Y_{D0,C}$

$$m(Y_M(i,j)) = \frac{1}{n_f} \sum_{n=1}^{n_f} Y_M(i,j,n), i=1,..., N_1, j=1,..., N_2, m(Y_D) = \frac{1}{n_f} \sum_{n=1}^{n_f} Y_D(n),$$

$$Y_{MC}(i,j,T_0n) = Y_M(i,j,T_0n) - m(Y_M(i,j)), Y_{DC}(n) = Y_D(n) - m(Y_D), Y_{D0,C} = Y_{D0} - m(Y_D).$$

В центрированных переменных $Y_{MC}(i,j,T_0n)$ устранение высокочастотных составляющих производится с помощью цифрового фильтра с нормированной частотой среза w_c ; формируются отфильтрованные переменные, обозначаемые как $Y_{MC,\Phi}(i,j,n)$, $1 \leq n \leq n_f$, $i = 1,...,N_1, j = 1,...,N_2$.

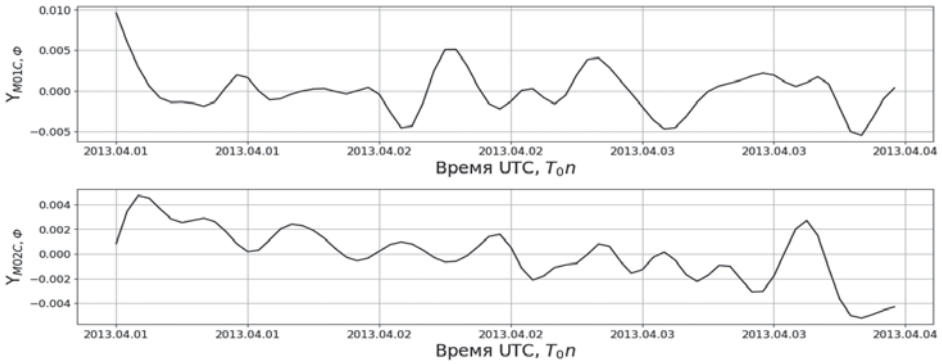


Рис. 4.6.1. Графики фрагментов отфильтрованных переменных $Y_{M01C,\Phi}$, $Y_{M02C,\Phi}$

На рис. 4.6.1 помещены графики примеров фрагментов отфильтрованных переменных $Y_{M01C,\Phi} = Y_{M01C,\Phi}(i_1,j_1,n)$, $i_1 = 12, j_1 = 5$, $Y_{M02C,\Phi} = Y_{M02C,\Phi}(i_2,j_2,n)$, $i_2 = 50, j_2 = 25$ с частотой среза $w_c = 0.7$ для четырехдневного временного интервала 2013.04.01–2013.04.04 в зависимости от времени T_0n . Можно заключить, анализируя рис. 4.6.1, что переменные $Y_{M01C,\Phi}$, $Y_{M02C,\Phi}$ хорошо приспособлены для экстраполирования: очевидно, что вполне допустима

их успешная аппроксимационная экстраполяция на основе параболических функций, по крайней мере, на 5–7 дискретных временных шагов с $T_0 = 1$ час.

Экстраполяция МГ-переменных $Y_{M2C,\Phi}(i,j,n)$ на n_E шагов вперед реализуется относительно индексов n , удовлетворяющих неравенствам $n_{f1} + \Delta n - n_E + 1 \leq n \leq n_f - n_E$ и для всех $i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$. Производится построение системы аппроксимационных параболических моделей для текущего временного момента с индексом n с шагом экстраполяции n_E шагов для индексов $n + 1, n + 2, \dots, n + n_E$. Задается параметр n_d – количество индексов на интервале $n, n - 1, \dots, n - n_d + 1$, на котором производится построение аппроксимационных параболических моделей $c_0 + c_1 s + c_2 s^2$ с параметрами $c^T = (c_0, c_1, c_2)$ и аппроксимационных функционалов $F(c, Y_{M2C,\Phi}(i,j), n, n_d)$ для n_d точек, $n - n_d + 1 \leq s \leq n, i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$

$$F(c, Y_{M2C,\Phi}(i, j), n, n_d) = \sum_{s=n-n_d+1}^n (Y_{M2C,\Phi}(i, j, s) - c_0 - c_1 s - c_2 s^2)^2.$$

Находятся векторы оптимальных параметров аппроксимационных моделей $c(i, j, n, n_d)$ путем минимизации введенных квадратичных функционалов для всех сочетаний индексов i, j и заданных n, n_d

$$c^\circ(i, j, n, n_d) = \arg \{ \min_c F(c, Y_{M2C,\Phi}(i, j), n, n_d) \}.$$

Образуются векторы с экстраполяцией $Y_{M2C,\Phi E}(i, j, n, n_E, n_d)$ размерности $\Delta n, i = 1, \dots, N_1, j = 1, \dots, N_2$, определенные в индексах $n, n-1, \dots, n-n_E+1, n-n_E, \dots, n-\Delta n+1$. Вектор $Y_{M2C,\Phi E}(i, j, n, n_E, n_d)$ состоит из n_E координат, вычисляемых по формулам экстраполяции, и $\Delta n - n_E$ координат, вычисляемых на основе координат от исходного вектора. Вычисления координат промежуточного вектора $\bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n, n_E, n_d)$ производятся следующим образом

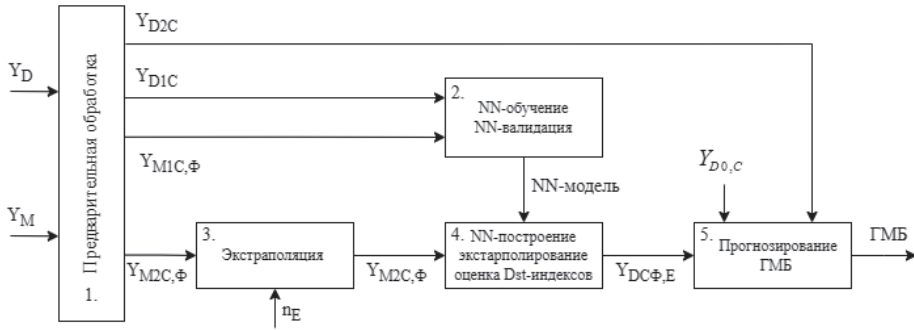
$$\begin{aligned} \bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n+1, n_E, n_d) &= c^\circ_0(i, j, n, n_d) + c^\circ_1(i, j, n, n_d)(1) + c^\circ_2(i, j, n, n_d)(1)^2, \\ \bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n+2, n_E, n_d) &= c^\circ_0(i, j, n, n_d) + c^\circ_1(i, j, n, n_d)(2) + c^\circ_2(i, j, n, n_d)(2)^2, \\ &\vdots \\ \bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n+n_E, n_E, n_d) &= c^\circ_0(i, j, n, n_d) + c^\circ_1(i, j, n, n_d)(n_E) + c^\circ_2(i, j, n, n_d)(n_E)^2, \\ &\vdots \\ \bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n, n_E, n_d) &= Y_{M2C,\Phi}(i, j, n, n_E), \\ \bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n-1, n_E, n_d) &= Y_{M2C,\Phi}(i, j, n-1, n_E), \\ &\vdots \\ \bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n-\Delta n+n_E-1, n_E, n_d) &= Y_{M2C,\Phi}(i, j, n-\Delta n+n_E-1, n_E). \end{aligned}$$

От промежуточных векторов $\bar{Y}_{M2C,\Phi E}(i, j, n, n_E, n_d)$ осуществляется переход к экстраполированным векторам $Y_{M2C,\Phi E}(i, j, n, n_E, n_d)$

$$\begin{aligned}
 Y_{M2C, \Phi E}(i, j, n, n_E, n_d) &= \bar{Y}_{M2C, \Phi E}(i, j, n + n_E, n_E, n_d), \\
 &\vdots \\
 Y_{M2C, \Phi E}(i, j, n - n_E + 2, n_E, n_d) &= \bar{Y}_{M2C, \Phi E}(i, j, n + 2, n_E, n_d), \\
 Y_{M2C, \Phi E}(i, j, n - n_E + 1, n_E, n_d) &= \bar{Y}_{M2C, \Phi E}(i, j, n + 1, n_E, n_d), \\
 Y_{M2C, \Phi E}(i, j, n - n_E + 1, n_E, n_d) &= \bar{Y}_{M2C, \Phi E}(i, j, n, n_E, n_d), \\
 Y_{M2C, \Phi E}(i, j, n - n_E - 1, n_E, n_d) &= \bar{Y}_{M2C, \Phi E}(i, j, n - 1, n_E, n_d), \\
 &\vdots \\
 Y_{M2C, \Phi E}(i, j, n - \Delta n + n_E, n_d) &= \bar{Y}_{M2C, \Phi E}(i, j, n - \Delta n + n_E - 1, n_E, n_d).
 \end{aligned}$$

на основе которых формируются пакеты размерностью Δn экстраполированных входных матриц $Y_{M2C, \Phi E}$. Далее, пакеты $Y_{M2C, \Phi E}$ в скользящем режиме с единичным шагом поступают на вход системы NN-построения экстраполированных модельных оценок Dst -индексов $Y_{DC}(n, n_E, n_d)$ со смещением на n_E индексов. Оценки экстраполированных центрированных скалярных модельных оценок Dst -индексов без смещений представляются следующим соотношением

$$Y_{DC, E}(n, n_d) = Y_{DC}(n - n_E, n_E, n_d). \quad (4.6.1)$$



4.6.2. Вычислительные операции NN- прогнозирования ГМБ

На рис. 4.6.2 представляется укрупненная блок-схема вычислительных операций реализации нейросетевого прогнозирования ГМБ.

Рис.4.6.2. Блок-схема вычислительных операций нейросетевого прогнозирования ГМБ

В блоке 1 производится предварительная обработка информации. На его вход подаются временные ряды пакетов Dst -векторов Y_D и матриц МГ-наблюдений Y_M . На выходе формируются: временные ряды пакетов центрированных Dst -векторов Y_{D1C} и центрированных и отфильтрованных пакетов матриц МГ-наблюдений $Y_{M1C, \Phi}$; временные ряды пакетов центри-

рованных и отфильтрованных пакетов матриц МГ-наблюдений $Y_{M2C,\Phi}$. В блоке 2 на основе Y_{D1C} , $Y_{M1C,\Phi}$ осуществляются процедуры обучения и валидации, в результате формируется NN-модель. В блоке 3 для переменных $Y_{M2C,\Phi}$ реализуется их экстраполяция на n_E шагов вперед, выход этого блока обозначается как $Y_{M2C,\Phi E}$. В блоке 4 на основе использования NN-модели и экстраполированных переменных $Y_{M2C,\Phi E}$ вычисляются скалярные оценки экстраполированных Dst -индексов $Y_{DC\Phi,E}$. В блоке 5 с применением сравнений экстраполированных переменных $Y_{DC\Phi,E}$ и порога $Y_{D0,C}$ производится принятие решений о прогнозировании ГМБ.

Так же, как и для предыдущего параграфа 4.5, здесь используется программный NN-модуль глубокого обучения ResNet34. Все детали, касающиеся этого модуля, описаны в п. 4.5.

4.6.3. Правило принятия решений по прогнозированию ГМБ, вычисление оценок вероятностей правильных и ложных прогнозирований ГМБ, оценивание интервалов прогнозирования ГМБ

Правило принятия решений по прогнозированию ГМБ основывалось на процедуре бинарной классификации [<https://learndatasci/glossary/binary-classification/>] – сравнении вычисленных оценок Dst -индексов $Y_{DC\Phi,E}(n, n_d)$ из 4.6.1 и сравнении их с задаваемым порогом $Y_{D0,C}$. Реализация сравнения производилась путем рассмотрения неравенств с Dst -оценками и порогами для индексов n временного участка тестирования

$$Y_{DC,E}(n, n_d) \leq Y_{D0,C}, n_{f1} + \Delta n - n_E + 1 \leq n \leq n_f - n_E + 1. \quad (4.6.2)$$

С помощью неравенств (4.6.2) подсчитывались число правильных $N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ и ложных прогнозирований ГМБ $N_{F,ГМБ}(n_E, Y_{D0,C})$, поскольку для каждого индекса n , заранее известно, имеет или не имеет для него место ГМБ-событие. Для $N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $N_{F,ГМБ}(n_E, Y_{D0,C})$ записаны формулы, для которых использовалась функция Хевисайда

$$N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n-n_E+1}^{n_f-n_E+1} H(Y_{D0,C} - Y_{DC}(n))H(Y_{D0,C} - Y_{DC,E}(n, n_d)), \quad (4.6.3)$$

$$N_{F,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n-n_E+1}^{n_f-n_E+1} H(Y_{DC}(n) - Y_{D0,C})H(Y_{D0,C} - Y_{DC,E}(n, n_d)).$$

Вычисление оценок вероятностей правильных и ложных прогнозирований ГМБ производилось путем рассмотрения неравенств для центрированных Dst -индексов на участке тестирования

$$Y_{DC}(n) \leq Y_{D0,C}, n_{f1} + \Delta n - n_e + 1 \leq n \leq n_f - n_e + 1. \quad (4.6.4)$$

С помощью неравенств (4.6.4) подсчитывалось число индексов с ГМБ-событиями $N_{1,ГМБ}(Y_{D0,C})$ и число индексов без ГМБ-событий $N_{0,ГМБ}(Y_{D0,C})$,

$$N_{1,ГМБ}(Y_{D0,C}) = \sum_{n=n_{f1}+\Delta n-n_E+1}^{n_f-n_E+1} H(Y_{D0,C}-Y_{D,C}(n)) \quad , N_{0,ГМБ}(Y_{D0,C}) = n_f - n_{f1} - \Delta n - N_{1,ГМБ} \quad , \quad (4.6.5)$$

Вероятности $\beta(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ правильных и $\alpha(n_E, n_d, Y_{D0,C})$ ложных пргнозирования ГМБ для шага прогнозирования n_E , параметра n_d и порога $Y_{D0,C}$ представим в виде следующих очевидных формул

$$\beta(n_E, n_d, Y_{D0,C}) = N_{R,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) / N_{1,ГМБ}(Y_{D0,C}), \quad (4.6.6)$$

$$\alpha(n_E, n_d, Y_{D0,C}) = N_{F,ГМБ}(n_E, n_d, Y_{D0,C}) / N_{0,ГМБ}(Y_{D0,C}).$$

Вычисление временных границ интервалов реальных $n_1(r, Y_{D0,C}) \leq n \leq n_2(r, Y_{D0,C})$, $r = 1, 2, \dots, r_0$, где r_0 – число реальных ГМБ на участке тестирования, производилось на основе (4.6.4). Вычисление временных границ интервалов прогнозируемых ГМБ $n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) \leq n \leq n_2(s, n_E, n_d, Y_{D0,C})$, $s = 1, 2, \dots, s_0$, где s_0 – число прогнозируемых ГМБ, производилось на основе (4.6.2). В общем случае $s_0 \neq r_0$.

Анализ взаимного расположения реальных и прогнозируемых границ интервалов позволил решать вопрос о прогнозировании ГМБ. Рассмотрим для некоторого значения индекса r разности для $s = 1, 2, \dots, s_0$

$$dn(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) = n_1(r, Y_{D0,C}) - n_1(s, n_E, n_d, Y_{D0,C}),$$

пусть S_p – множество, к которому принадлежат индексы s , обеспечивающие неравенство $dn_0 \geq dn(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C}) \geq 0$. Вычислялось значение индекса s° , доставляющего максимум положительной разности

$$s^\circ = \arg \{ \max_{s \in S_p} (dn(r, s, n_E, n_d, Y_{D0,C})) \}.$$

Очевидно, что ГМБ с номером r может считаться прогнозируемой для индексов n , удовлетворяющих неравенству

$$n_1(s^\circ, n_E, n_d, Y_{D0,C}) \leq n \leq n_1(r, Y_{D0,C}).$$

4.6.4. Экспериментальное исследование метода прогнозирования ГМБ

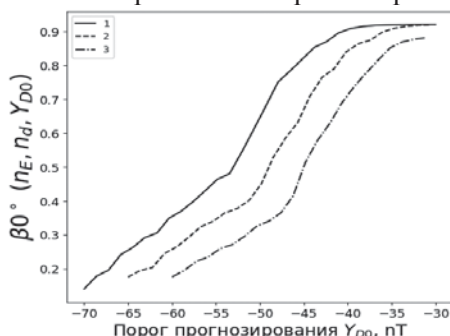
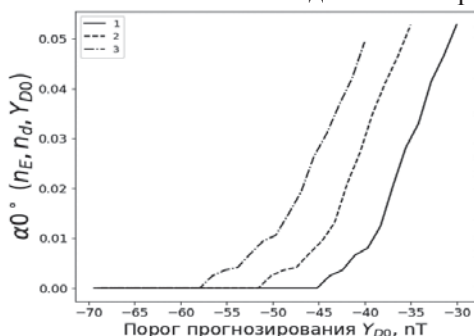
Оценивание вероятностей правильного и ложного прогнозирования ГМБ рассматривалось для МГ-наблюдения $Y_{M2}(n)$ и Dst -индексы $Y_{D2}(n)$ на тестирующем шестимесячном участке 01.07.2021-31.01.2022 ($75200 \leq n \leq 78888$). На этом участке для параметров $n_d = 5$, $n_E = 2, 4, 6$ и последовательно значений порогов $Y_{D0,C}(l) = Y_{D0}(l)$, $Y_{D0}(l) = Y_{D0N} + \Delta Y_{D0}(l-1)$, $l = 1, \dots, l_f$, $l_f = 9$, $Y_{D0N} = -70$ нТ, $\Delta Y_{D0} = 5$ нТ вычислялись экстраполированные модельные оценки Dst -индексов $Y_{DC\Phi,E}(n, n_d, Y_{D0,C}(l))$. Производились сравнения переменных $Y_{DC}(n)$ и $Y_{DC\Phi,E}(n, n_d, Y_{D0,C}(l))$ с порогом $Y_{D0,C}$.

Вычислялись по (4.6.2–4.6.6) оценки вероятностей $\beta^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$ и $\alpha^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$ ($Y_{D0,C}$ было заменено на Y_{D0} с учетом того, что эти параметры

отличались на константу, $Y_{D0,C}(l) = Y_{D0}(l) - 5.78 \text{ nT}$. Для семейства функций с дискретными n_{Em} , $m = 1, 2, 3$, $n_{E1} = 2$, $n_{E2} = 4$, $n_{E3} = 6$, чтобы обеспечить удобства визуализации, вводились смещения $\Delta Y_{D0}(m - 1)$ для оценок вероятностей

$$\begin{aligned} \alpha 0^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0}) &= \alpha^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0} - \Delta Y_{D0}(m - 1)), \\ -70 \text{ nT} &\leq Y_{D0} \leq -30 \text{ nT} - \Delta Y_{D0}(m - 1), \\ \beta 0^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0}) &= \beta^\circ(n_{Em}, n_d, Y_{D0} - \Delta Y_{D0}(m - 1)), \\ -70 \text{ nT} + \Delta Y_{D0}(m - 1) &\leq Y_{D0} \leq -30 \text{ nT}. \end{aligned} \quad (4.6.7)$$

На рис. 4.6.3а,б представлены семейства графиков результатов расчетов $\alpha 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$, $\beta 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$ (4.6.7) со смещениями в зависимости от $n_E(n_d)$ и Y_{D0} , которые давали возможность оценить вероятностные характеристики прогнозирования GS. Так, при $Y_{D0} = -45 \text{ nT}$ и $n_E = 2, 4, 6$ для диапазона значений вероятностей ложных прогнозирований $\alpha 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.001 \div 0.004$ имел место диапазон вероятностей правильных прогнозира-



ний $\beta 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.85 \div 0.9$; при $Y_{D0} = -35 \text{ nT}$ и тех же выбранных n_E для диапазона значений вероятностей ложных прогнозирований $\alpha 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.027 \div 0.03$ имел место диапазон вероятностей правильных прогнозирований $\beta 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0}) = 0.98 \div 0.99$.

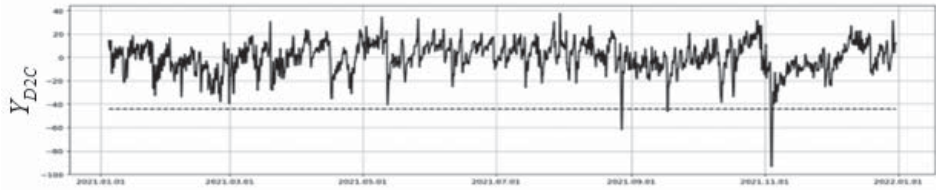
Рис. 4.6.3а. Графики расчетов вероятностей правильных прогнозирований $\alpha 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$

Рис. 4.6.3б. Графики расчетов вероятностей ложных прогнозирований $\beta 0^\circ(n_E, n_d, Y_{D0})$

Рассмотрение рис. 4.6.3а,б и вычисленных оценок вероятностных характеристик позволило заключить, что предложенный метод обеспечивал приемлемые для геофизической практики значения вероятностей правильных и ложных прогнозирований GS.

Результаты оценивания интервалов прогнозирования ГМБ рассматривались для Dst -индексов $Y_{D2C}(n)$ и модельных оценок экстраполированных Dst -индексов $Y_{DC,E}(n)$ на годовом временном участке 2021.01.01–2021.12.31; принято начало отсчета – 2021.01.01, 00:00 с начальным индексом $n = 1$. Вычислялись индексы временных границ интервалов для реальных ГМБ $n_1(r, Y_{D0,C})$, $n_2(r, Y_{D0,C})$, $r = 1, 2, \dots, r_0$ и временные границы для прогнозирован-

ных ГМБ $n_1(s, n_E, Y_{D0,C}), n_2(s, n_E, Y_{D0,C}), s = 1, 2, \dots, s_0$. В качестве регулирующих параметров использовались n_d, n_E . Назначалось исходное значение порога распознавания $Y_{D0} = -50$ нТл в результате центрирования было получено



значение порога $Y_{D0,C} = -44,22$ нТл.

На рис. 4.6.4 представлен график Dst -переменной Y_{D2C} на рассматриваемом участке, пунктирной линией обозначено значение порога $Y_{D0,C}$.

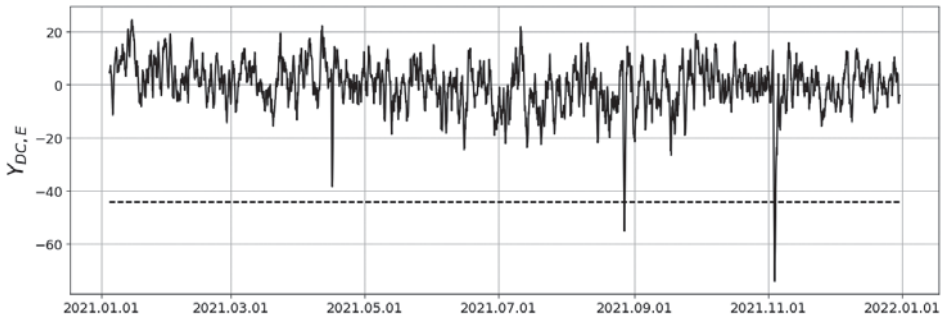
Рис. 4.6.4. График Dst -переменной Y_{D2C}

Визуальный анализ данного рисунка показал, что на указанном временном участке произошли три реальных Dst -ГМБ. В табл. 4.6.1 приведены результаты вычислений дат начал и окончаний реальных ГМБ и временных индексов границ $n_1(r, Y_{D0,C}), n_2(r, Y_{D0,C}), r = 1, 2, \dots, r_0$, соответствующих рис. 4.6.4; в данном случае $r_0 = 3$.

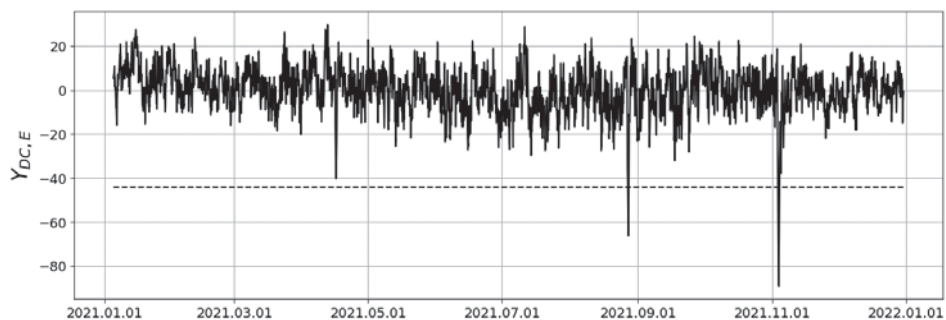
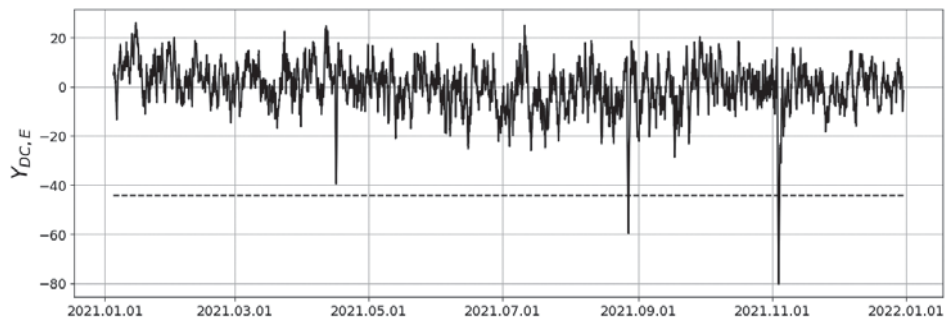
Таблица 4.6.1

r	Даты начал ГМБ	Даты окончаний ГМБ	$n_1(r)$	$n_2(r)$
1	2021.08.27, 10:00	2021.08.27, 20:00	5722	5732
2	2021.09.17, 13:00	2021.09.17, 15:00	6229	6231
3	2021.11.03, 19:00	2021.11.04, 17:00	7363	7385

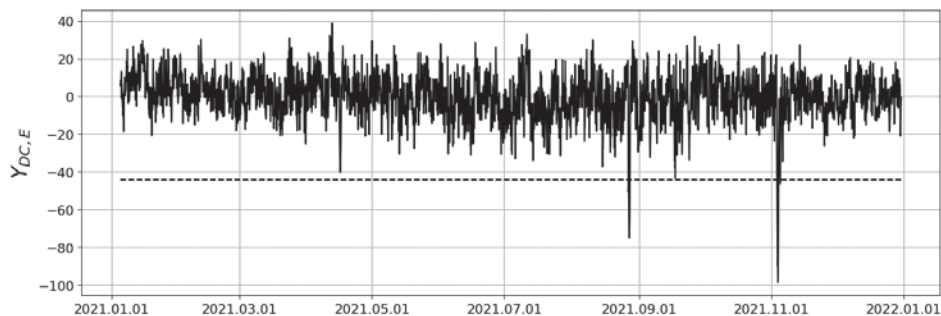
На рис. 4.6.5а–4.6.5д для $n_d = 5, n_E = 2, 4, 6, 8, 10$ приведены графики оценок экстраполированных переменных $Y_{DC,E}$, соответствующих рис. 4.6.4, пунктирными линиями обозначено значение $Y_{D0,C}$. Поведение графиков оценок зависит от параметра экстраполяции n_E , в особенности для $n_E = 8, 10$,



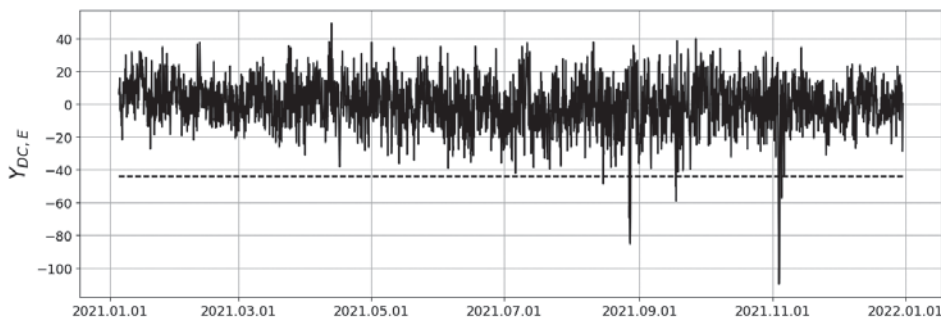
когда для больших n_E по вполне естественным причинам нарушаются усло-



вия успешных экстраполяций, что приводит к увеличению числа ложных



прогнозирований. Из рис. 4.6.5а,б,в следовало, что для $n_E = 2,4,6$ реализо-



вались 2 правильных прогнозирования – $n_{RP} = 2$ (wright prediction) и один

пропуск прогнозирования $n_{MP} = 1$ (missed prediction)

Рис.4.6.5а. График переменной $Y_{DC,E}$, $n_E = 2$

Рис.4.6.5б. График переменной $Y_{DC,E}$, $n_E = 4$

Рис.4.6.5в. График переменной $Y_{DC,E}$, $n_E = 6$

Рис. 4.6.5г. График переменной $Y_{DC,E}$, $n_E = 8$

Рис. 4.6.5д. График переменной $Y_{DC,E}$, $n_E = 10$

Из рис. 4.6.5г,д следовало, что для $n_E = 8, 10$ реализовывались $n_{RP} = 2$, $n_{MP} = 1$ и ложных прогнозирования – $n_{FP} = 1$, $n_{FP} = 4$ (false prediction). В табл. 4.6.2 приведены результаты вычислений дат начал и окончаний прогнозированных ГМБ и соответствующих индексов – $n_1(s, n_E, Y_{D0,C}), n_2(s, n_E, Y_{D0,C})$, $s = 1, 2, \dots, s_0$, соответствующих рис. 4.6.5а–4.6.5д

Таблица 4.6.2

s	Параметр n_E	Даты начал прогнозирования ГМБ	Даты окончаний прогнозирования ГМБ	$n_1(s, n_E)$	$n_2(s, n_E)$
1	2	2021.08.27, 02:00	2021.08.27, 11:00	5720	5729
2		2021.11.03, 11:00	2021.11.04, 05:00	7361	7369
1	4	2021.08.27, 05:00	2021.08.27, 16:00	5717	5728
2		2021.11.03, 15:00	2021.11.04, 08:00	7359	7376
1	6	2021.08.27, 03:00	2021.08.27, 15:00	5715	5727
2		2021.11.03, 13:00	2021.11.04, 05:00	7357	7373
1	8	2021.08.26, 22:00	2021.08.27, 14:00	5710	5726
2		2021.11.03, 11:00	2021.11.04, 03:00	7355	7371
3		2021.11.45, 22:00	2021.11.05, 08:00	7390	7392
1	10	2021.08.14, 23:00	2021.08.15, 01:00	5423	5425
2		2021.08.26, 22:00	2021.08.26, 14:00	5709	5726
3		2021.09.17, 05:00	2021.09.17, 07:00	6221	6223
4		2021.09.17, 09:00	2021.09.17, 13:00	6225	6229
5		2021.11.03, 10:00	2021.11.04, 02:00	7354	7370
6		2021.11.04, 21:00	2021.11.05, 01:00	7389	7393

Рассматривались разности – интервалы прогнозирования ГМБ на ос-

нове вычислений из табл. 4.6.2 – $dn(r, s, n_E, Y_{D0,C}) = n_1(r, Y_{D0,C}) - n_2(s, n_E, Y_{D0,C})$; формировались $dn_1(n_E) = dn(1, s_1, n_E, Y_{D0,C})$, $dn_2(n_E) = dn(2, s_2, n_E, Y_{D0,C})$. В табл. 4.6.3 приведены результаты расчетов $dn_1(n_E)$, $dn_2(n_E)$ – оценок интервалов прогнозирования ГМБ и числа ложных прогнозирования $n_{FP}(n_E)$, $n_E = 1, 2, \dots, 10$ и $n_d = 5$. Из табл. 4.6.3 следовало, что для шагов экстраполяции с $n_E = 1 \div 3$ прогнозирование ГМБ для временных дат 2021.08.27, 2021.11.03 реализовывалось с удовлетворительной вероятностью правильного прогнозирования – параметры $dn_1(n_E)$, $dn_2(n_E)$ стабильно возрастали; при этом имел место один пропуск ГМБ для даты 2021.09.17.

Таблица 4.6.3

n_E	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
$dn_1(n_E), n_d = 5$	1	2	3	5	6	7	8	12	12	13
$dn_2(n_E), n_d = 5$	1	2	3	4	5	6	7	8	9	9
$dn_3(n_E), n_d = 5$	0	0	0	0	0	0	0	1	2	4

Для шагов экстраполяции с $n_E = 4 \div 7$ вероятность правильного прогнозирования ГМБ начинает уменьшаться и параметры $dn_1(n_E)$, $dn_2(n_E)$ начинают незначительно флуктуировать. Для $n_E = 8 \div 10$ вероятность правильного прогнозирования ГМБ продолжает уменьшаться, реализуется значительная флуктуация параметров $dn_1(n_E)$, $dn_2(n_E)$ и одновременно появлялось множество ложных прогнозирования. Подобная картина прогнозирования ГМБ вполне правдоподобна – эффективность прогнозирования естественным образом ухудшалась при увеличении шагов экстраполяции.

Анализ табл. 4.6.2, 4.6.3 и данных расчетов для $n_d = 6, 7$ позволил сделать вывод, что прогнозирование ГМБ по предлагаемому методу удовлетворительно осуществлялось для $n_E \leq 7$ и в среднем составило 4–5 часов до начала ГМБ на Земле (по *Dst*-индексам).

Список литературы

1. Пауэлл С., Фаулер П., Перкинс Д. Исследования элементарных частиц фото-графическим методом. М.: Иностран. лит-ра, 1962. 650 с.
2. Александров А.В., Васина С.Г., Галкин В.М. и др. Мюонная радиография крупных природных и промышленных объектов – новый этап в методике ядерных фото-эмульсий // ЖЭТФ. 2022. Т. 161. Вып. 4. С. 590–595
3. Grupen C., Shwartz B. Particle Detectors. Cambridge University Press. 2-nd ed. 2008. 676 p.
4. Rockenbach M., Dal Lago A., Schuch N.J. et al. Global Muon Detector Network Used for Space Weather Applications // Space Sci Rev. 2014. 182:1–18. doi: 10.1007/s11214-014-0048-4.
5. Saracino G., Ambrosino F., Bonechi L. et al. The MURAVES muon telescope: technology and expected performances // Annales of geophysics. 60.1. 2017. S0103; doi:10.4401/ag-7378, S0103.
6. Yashin I.I., I.I.Astapov, N.S.Barbashina et al. Real-time data of muon hodoscope URAGAN. 2015 // Advances in Space Research. V. 56. I. 12. P. 2693–2705.
7. Барбашина Н.С., Борог В.В., Кокоулин Р.П., Компаниец К.Г., Петрухин А.А., Тимашков Д.А., Шутенко В.В., Яшин И.И. Способ и устройство для получения мюнографий. Патент на изобретение. Федеральная служба по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам. Заявка 2008140853/06, опубликована 12.2010. Бюлл. № 35.
8. Barbashina N.S., Kokoulin R.P., Kompaniets K.G. et al. The URAGAN wide-aperture large-area muon hodoscope // Instruments and Experimental Techniques. 2008. V. 51. No.2. P. 180–186.
9. Alexandrov A.V., Vladymyrov M.S., Goncharova L.A. et al. Muon radiography method for fundamental and applied research // Physics-Uspekhi. 2017. V. 60. No. 12. P. 1277–1293.
10. Alexandrov A.V., Bagulia A.V., Vladimirov M.S. et al. Test experiments on muonic radiography in Russia on the basis of emulsion track detectors. The latters to the journal “Physics of Elementary Particles and Atomic Nuclei” (Letters to PEPAN). 2015. Vol.12, N.5 (196), P.1100–1111.
11. Tioukov V., De Lellis G., Strolin P. et al. Muography with nuclear emulsions – Stromboli and other projects // Annales of geophysics. 60. 1. 2017. S0111; doi:10.4401/ag-7386, S0111.
12. Morishima K., Nishio A., Moto M. et al. Development of nuclear emulsion for muonography // Annales of geophysics. 60. 1. 2017. S0112; doi:10.4401/ag-7387. S0112.
13. Borozdin K.N., C.L. Morris, G.E. Hogan et al. Surveillance: Radiographic imaging with cosmic ray muons // Nature. 2003. 422(6929): P. 277.
14. Бондаренко В.М., Викторов Г.Г., Демин Н.В. и др. Новые методы инженерной геофизики. М.: Недра. 1983. 224 с.
15. Кострицын В.И., Хмелевский В.К. Геофизика. Пермь.: Пермский гос. университет. 2018. 470 с.
16. Bellini G., Strolin P., Tanaka H. Alliance to penetrate mysteries of the Earth // Annals of geophysics. 60. 1. 2017. S0102. doi:10.4401/ag-7377.

17. *Bryman D., Bueno J., Jansen J.* Blind Test of Muon Geotomography for Mineral Exploration. 24th International Geophysical Conference and Exhibition. ASEG PESA (2015). P. 1–3.
18. *Schouten D.* Muon geotomography: selected case studies. Trans. Royal Society. A 377: 2018.0061.
19. *Cimmino L., Ambrosino F., Anastasio A. et al.* A new cylindrical borehole detector for radiographic imaging with muons // Scientific Reports, (2021) 11:17425. doi: 10.1038/s41598-021-96e247-1.
20. *Tanaka H.K.M., Taro Kusagaya, Hiroshi Shinohara.* Radiographie visualization of magma dynamics in an erupting volcano. Nature Communication 5. Article number: 3381 (2014). doi: 10.1038/ncomms 4381.
21. *Tanaka H.K.M., Nakano T., Takahashi S., Yoshida J., Niwa K.* (2007). Development of an emulsion imaging system for cosmic-ray muon radiography to explore the internal structure of volcano. Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. Section A 575. 3. 489–497. doi: 10.1016/j.nima. 2007.02.104.
22. *Bozza C., Consiglio L., D'Ambrosio N. et al.* Nuclear emulsion techniques for muography // Annales of geophysics 60. 1. 2017. S0109; doi:10.4401/ag-7384. S0109.
23. *Trichtchenko L., G.Kalugin G., Armitage J., Boudjemline K., Waller D.* Feasibility study of Using Muon Observations for Extreme Space Weather Early Warning (final report). Geological survey of Canada, Open File 7451. 2013. doi:10.4095/292841.
24. *Михайленко А.С., Дмитриева А.Н., Петрухин А.А. и др.* Исследование отклика потока мюонов космических лучей на гестационарные процессы в атмосфере Земли // Краткие сообщения по физике. ФИАН. 2010. № 6. С. 6–8.
25. *Барбашина Н.С., Борог В.В., Кокоулин Р.П. и др.* Исследование атмосферных процессов методами мюонной диагностики. М.: ИКИ РАН, 13–17.11.2006 г. www.iki.rssi.ru
26. *Tanaka H.K.M.* Evaluation of positioning and density profiling accuracy of muon radiography by utilizing a 15-ton steel block. Goescientific Instrumentation Methods and Data Systems. 2 / 79-83. 2013/ doi: 10.5104/gi-2-79-2013.
27. *Guardincerri E., Bacon J.D., Borozdin K. et al.* Detecting Special Nuclear Material Using Muon-Induced Neutron Emission. Nucl. Instrum. Meth. Phys. Res. Section A 789. April 2015. doi: 10.1016/j.nima.2015.03.070.
28. *D'Alessandro R., Ambrosino F., Bonechi L. et al.* Muography applied to nuclear waste storage sites // Annales of geophysics, 60, 1, 2017, S0106; doi:10.4401/ag-7381. S0106.
29. *Morishima K., Kuno M., Nishio A. et al.* Discovery of a big void in Khufu Pyramid by observation of cosmic ray muons. Nature. Accelerated Article Preview, Letters Research. doi:10.1038/nature 24647, 2017.
30. *Alvarez L.W., Anderson J.A., Bedwel F.E. et al.* Search for hidden chambers in the pyramids // Science. 167. 1970, 832.
31. *Abiev A., Bagulya A., Polukhina N. et al.* Muon Radiography Method for Non-Invasive Probing an Archaeological Site in the Naryn-Kala Citadel // Appl. Sci. 2019. 9(10). 2040. <https://doi.org/10.3390/app9102040>.
32. *Афонин Д.Н.* Перспективы применения мюонной томографии при таможенном контроле. Бюллетень инновационных технологий. 2018. Т. 2. № 2(6). С. 18–20.
33. *Antonuccio V., Bandieramonte M., Becciani U. et al.* A large area cosmic ray detector for the inspection of hidden high-Z materials inside containers // Journal of Physics: Conference Series 409. 2013. 012046 doi:10.1088/1742-6596/409/1/012046.

34. *Morris C.L., Alexander C.C., Bacon J.D. et al.* Tomographic Imaging with Cosmic Ray Muons // *Science and Global Security*. 2008. Vol. 16. P.37–53.
35. *Минкель Дж.Р.* Мюонные детекторы ядерных материалов // *Scientific American*. 2005. Volume 292. № 5. P.36.
36. Дистанционное обследование. <http://www.atominfo.ru/newsz04/>.
37. *Yashin I.I., Davidenko N.N., Dovgopoly A.O. et al.* Muon Tomography of Large-Scale Objects // *Physics of Atomic Nuclei*. 2021. Vol. 84. No. 6. P. 1171–1181.
38. *Hirofumi Fujii, Kazuhiko Hara, Kohei Hayashi et al.* Investigation of the Unit-1 nuclear reactor of Fukushima Daiichi by cosmic muon radiography // “Progress of Theoretical and Experimental Physics”. V. 2020. Is. 4, April 2020/ <https://doi.org/10.1093/ptep/ptaa027>.
39. *Getmanov V., Gvishiani M. Dobrovolsky et al.* Methods and algorithms for digital processing of the URAGAN muon hodoscope matrix data time series. 13-th International Conference “Problems of Geocosmos”, 24–26.03.2021. Book of Abstracts. STP007. http://geo.phys.spbu.ru/materials_of_a_conference_2020/Geocosmos-2020book_of_abstracts.pdf.
40. *Мурзин В.С.* Астрофизика космических лучей. М.: Университетская книга, 2007. 488 с.
41. *Гальпер А.М.* Космические лучи. 2-е изд. М.: МИФИ. 2002. 172 с.
42. *Астапов И.И., Барбашина Н. С., Борог В.В. и др.* Мюонная диагностика магнитосферы и атмосферы Земли. М.: Изд-во МИФИ, 2014. 132 с.
43. *Dorman L.I.* Cosmic Rays: Variations and Space Explorations // North-Holland, Amsterdam, 1974.
44. *Dorman, L.I.* Cosmic Rays in the Earth’s Atmosphere and Underground. Kluwer Academic Publishers. Dordrecht, 2004.
45. *Grieder P.K.F.* Cosmic Rays at Earth. Gulf Professional Publishing. 2001. 1093 p.
46. Review of Particle Physics. P.A.Zyla et al. Particle Data Group. Prog. Theor. Exp. Phys. 2020. 083C01 (2020). doi:10.1093/ptep/ptaa10.
47. *Borog V.V.* Osnovy myuonnoy diagnostiki (Fundamentals of muon diagnostics) Moscow.: Moscow Engineering Physics Institute (State University). 2008. 160 p. [in Russian].
48. *Gruppen C., Shwartz B.* Particle Detectors. Cambridge University Press. 2-nd ed. 2008. 676 p.
49. Handbook of Cosmic Hazards and Planetary Defense. Edited by J.N. Pelton and F. Allahdadi, Springer International Publishing. 2015. 1127 p.
50. Solar Eruptions and Energetic Particles. Edited by N. Gopalswamy, R. Mewaldt, and J. Torsti. Geophysical Monograph Series, V. 165. American Geophysical Union. 2006. 385 p.
51. *Мирошниченко Л.И.* Физика Солнца и солнечно- земных связей. М.: Университетская книга. 2011. 174 с.
52. *Barbashina N.S., Dmitrieva A.N., Kompaniets K.G. et al.* Specific features of studying Forbush decreases in the muon flux. Bulletin of the Russian Academy of Sciences // *Physics*. 2009. V. 73. No. 3. P. 343–346.
53. *Ковыляева А.А., И.И.Астапов, Н.С.Барбашина и др.* Исследование характеристик Форбуш-эффектов, зарегистрированных мюонным годоскопом УРАГАН. Изв. РАН. Серия физическая. 2019. Т. 83. № 5. С.622–624.
54. NEVOD COMPLEX. National Research Nuclear University MEPhI. <http://www.nevod.mephi.ru>.

55. Худсон Д. Статистика для физиков. М.: Изд-во МИР. 1967. 243 с.
56. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика. 12-е изд. М.: ЮРАЙТ, 2022. 479 с.
57. Вентцель Е.С. Теория вероятностей. Учеб. для вузов. 6-е изд. М.: Высшая школа, 2001. 576 с.
58. Dmitrieva A.N., Astapov I.I., Getmanov V.G. et al. Specific features of corrections for meteorological effects in matrix data of muon hodoscope URAGAN. CODATA2017 Conference “Global Challenges and Data- Driven Science”. (Saint Petersburg, 08–13 October, 2017). Russia. Book of Abstracts of the International Conference «Global challenges and data-driven science». Geoinformatics Research Papers. Vol. 5. BS1002, 2017. doi: 10.2205/ CODATA2017.
59. Dmitrieva A.N., N.S.Barbashina, A.A.Kovylyayeva et al. Correcting Data from the URAGAN Muon Hodoscope for the Temperature Profile of the Atmosphere, Using Data from the CAO, GDAS and ALISASK Receiving Station for 2007–2014 // Bulletin of the Russian Academy of Sciences. Physics. 2015. V. 79. № 3. P. 383–385.
60. Dmitrieva A.N., Kokoulin R.P., Petrukhin A.A. et al. Corrections for temperature effects for ground-based muon hodoscopes // Astroparticle Physics. 34 (2011). P. 401–411.
61. Glagolev Yu.A. Reference Book on Physical Parameters of the Atmosphere. Leningrad.: Gidrometeoizdat. 1970. 211 p.
62. Central Aerological Observatory (Russia, Dolgoprudny): <http://www.aerology.org>
63. Rodell M., Houser P.R., Jambor U. The Global Land Data Assimilation System. American Meteorological Society. March. 2004. P.381–394.
64. Taylor F.J. Digital Filters: Principles and Applications // J. Wiley & Sons. 2011. 312 p.
65. Filter Design Matlab Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
66. Getmanov V.G., A.D. Gvishiani, R.V. Sidorov et al. Filtration of Observations of Angular Distributions of Muon Fluxes from the URAGAN Hodoscope // Physics of Atomic Nuclei. 2018. V.81. P. 1288–1293. Doi 10.1134/S1063778818090119.
67. Сидоров Р.В., А.Д. Гвишиани, В.Г. Гетманов и др. Метод устранения суточных вариаций потоков мюонов для матричных наблюдений годоскопа УРАГАН // Изв. РАН. Серия физическая. 2019. Т. 83. № 5. С. 709–711.
68. Гетманов В.Г., Сидоров Р.В., Гвишиани А.Д. и др. Устранение суточных, годовых и 11-летних солнечных вариаций в наблюдениях мюонного годоскопа УРАГАН // Physics of Atomic Nuclei. 2019. V. 82. Is. 6. P. 864–868.
69. Витинский Ю.И., Копецкий М., Куклин Г.В. Статистика пятнообразовательной деятельности Солнца. М.: Наука. 1986. 296 с.
70. Гвишиани А.Д., Старостенко В.И., Сумарук Ю.П. и др. Уменьшение солнечной и геомагнитной активности с 19-го по 24-й цикл // Геомагнетизм и аэрономия. 2015. Т 55. № 3. С. 314–322.
71. Наговицын Ю.А. Глобальная активность Солнца на длительных временах // Астрофизический бюллетень. 2008. № 1. С. 45–58.
72. Федоров В.М. Теоретический расчет межгодовой изменчивости солнечной постоянной // Астрономический вестник. 2012. Т. 46. № 2. С.184–189.
73. Хржан А.Х. Физика атмосферы. М.: МГУ. 1986. 328 с.
74. Cox Arthur N., ed. Allen’s Astrophysical Quantities, 4th Ed, Springer, 1999.
75. Javaraiah J. Long-Term Variations in the Solar Differential Rotation // Solar Phys., 2003.212 (1): 23–49.

76. Сергиенко А.Б. Цифровая обработка сигналов. СПб.: БХВ-Петербург, 2011. 768 с.
77. Гетманов В.Г. Цифровая обработка сигналов. М.: Изд-во НИЯУ МИФИ. 2010. 232 с.
78. Гетманов В.Г. Локальные и сплайновые аппроксимации в цифровой обработке геомагнитных наблюдений // Чебышевский сборник. 2018. Т. 19. Вып. 4. С. 26–42.
79. Сидоров Р.В., Гвишиани А.Д., Гетманов В.Г. и др. Метод устранения суточных вариаций потоков мюонов для матричных наблюдений годоскопа УРАГАН // Изв. РАН. Серия физическая. 2019. Т. 83. № 5. С. 709–711.
80. Сидоров Р.В., Гвишиани А.Д., Гетманов В.Г. и др. Устранение суточных, годовых и 11-летних солнечных вариаций в наблюдениях мюонного годоскопа УРАГАН // Physics of Atomic Nuclei. 2019. V. 82. Is. 6. P. 864–868.
81. Гетманов В.Г., Сидоров Р.В., Дабагян Р.А. Метод фильтрации сигналов с использованием локальных моделей и функций взвешенного усреднения // Измерительная техника. 2015. № 9. С. 52–57.
82. Гетманов В.Г., Крянев А.В., Борог В.В. и др. Фильтрация трендовых составляющих Форбуш-эффектами для временных рядов наблюдений детекторов космических лучей // Письма в ЭЧАЯ (Элементарные частицы и атомное ядро). 2018. Т. 15. № 2 (2/4). С. 163–170.
83. Katkovnik V., K. Egiazarian, J. Astola. Local Approximation in Signal and Image Processing // SPIE Publications. 576 p. 2006.
84. Гетманов В.Г. Цифровая обработка нестационарных колебательных сигналов на основе локальных и сплайновых моделей. М.: Изд-во НИЯУ МИФИ, 2011. 298 с.
85. Katkovnik V.Ya. Non-parametrical identification and data smoothing. The local approximation method. М.: Nauka. 336 p. 1985. [in Russian].
86. Katkovnik V., K. Egiazarian, J. Astola. Lectures notes for short course. Electronic Imaging Conference (EU-2006). San Jose, US. №17. P.41–53. 2006.
87. Danielyan A., Katkovnik V., Egiazarian K. BM3D Frames and Variational Image Deblurring. IEEE Transactions on Image Processing. 2012. V. 21. Iss. 4. P. 1715–1728.
88. Марчук В.И., Румянцев К.Е., Шерстобитов А.И. Фильтрация низкочастотных процессов при ограниченном объеме результатов измерений // Радиотехника. 2006. № 8. С.3–7
89. Voronin V.V., Marchuk V.I. Methods and algorithms of image recovery in the conditions of incomplete apriori information. Shakhty: SEI HPE «YURGUES», 2010. 89 p.
90. Первушина Н.А., Доновский Д.Е. Методика скользящей кусочно-линейной аппроксимации с адаптацией ширины окна фильтрации // Материалы XII Всероссийского совещания по проблемам управления (ВСПУ–2014). (Москва, 16–19 июня 2014). С. 8444–8455.
91. Васильев В.П., Муро Э.А., Смольский С.М. Основы теории и расчета цифровых фильтров. М.: Издательский центр «Академия», 2007. 2772 с.
92. Айфичер Э., Джервис Б. Цифровая обработка сигналов. Практический подход. 2-е изд. М.: Вильямс. 2004. 902 с.
93. Vassiliadis D., Klimas A.D. On the uniqueness of linear moving-average filters for the solar wind-auroral geomagnetic activity coupling // Journal of Geophysical Research. Vol. 100. No A4. P. 5637–5641. Apr. 1. 1995.

94. Кузичкин О.Р. Применение регрессионного анализа при обработке сигналов в системе мониторинга импульсных геомагнитных источников // Методы и средства передачи и обработки информации. Вып. 9. 2007. С. 39–43.
95. Nowozynski K., Ernst T., Jankowski J. Adaptive smoothing method for derivation of K-indices // Geophysical Journal International. 1991. V. 104. P. 85–93.
96. Гвишиани А.Д., Агаян С.М., Богоутдинов Ш.Р. et al. Гравитационное сглаживание временных рядов // Труды Института математики и механики УрО РАН. 2011. Т. 17. № 2. С.62–70.
97. Мандрикова О.В., Соловьев И.С. Вейвлет-технология обработки и анализа вариаций магнитного поля Земли // Информационные технологии. 2011. № 1. С. 34–38.
98. Kovacs P., Carbone V., Voros Z. Wavelet based filtering of intermittent events from geomagnetic time-series // Planetary and Space Science. 2001. Vol. 49. Iss. 12. P. 1219–1231.
99. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции. Т. 1. М.: Сов. Радио, 1972. 744 с.
100. Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы: Учебник для вузов. М.: Высшая школа. 2000. 462 с.
101. Гетманов В.Г. Цифровая обработка нестационарных колебательных сигналов на основе локальных и сплайновых моделей. М.: Изд-во НИЯУ МИФИ. 2011. 298 с.
102. Two-dimensional Signal Analysis. Edited by R. Garello. J. Wiley-ISTE. 2013. 352 p.
103. Winser E.A., Cranias M.W. Digital Signal Processing: Principles, Algorithms and System Design. Academic Press. 2016. 634 p. .
104. Даджион Д., Мерсеро Р. Цифровая обработка многомерных сигналов. М.: Мир. 1988. 488 с.
105. Lim J.S. Two-Dimensional Signal and Image Processing. Prentice Hall. 1990. 715 p.
106. Woods J.W. Multidimensional Signal, Image and Video Processing. Academic Press. 2012. 625 p.
107. Бард Й. Нелинейное оценивание параметров. М.: Статистика. 1979. 342с.
108. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера. 2012. 1104 с.
109. Huang T.S. Two-Dimensional Digital Signal Processing. Transforms and Median Filters. Springer. 1981. 228 p.
110. Sukharev A.G., Timokhov A.V., Fedorov V.V. Kurs metodov optimizatsii (A course on methods of optimization). М.: FIZMATLIT. 2005. 386 p. [in Russian].
111. Image Processing Matlab Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
112. Getmanov V.G., Gvishiani A.D., Butyrskii E.Yu. et al. A Method for Local Anisotropy Recognition in Muon Fluxes Based on Matrix Observations of the URAGAN Hodoscope Using Calculations of Systems of Confidence Intervals and Spatiotemporal Filtering // Pattern Recognition and Image Analysis. 2021. Vol. 31. № 4. P.799–809.
113. Гетманов В.Г., Чинкин В.Е., Яшин И.И. Синтез цифрового низкочастотного квазигауссовского фильтра для снижения шумов в пуассоновских наблюдениях // Автометрия. 2021. Т.57. № 4. С.118–125.
114. Manolacis D., Bosowski N., Ingle V.K. Count Time-Series Analysis. IEEE Signal Processing Magazine. May 2019. P. 64–81.

115. *Cameron A.C., Trivedi P.K.* Regression Analysis of Count Data. Cambridge U.K.: Cambridge Univ. Press. 2013. 556 p.
116. *Химмельблау Д.* Прикладное нелинейное программирование. М.: Мир, 1975. 535 с.
117. *Пантелеев А.В., Скавинская Д.В.* Метаэвристические алгоритмы глобальной оптимизации. М.: Вузовская книга, 2019. 332 с.
118. *Ingber L., Oliveira E.H., Petraglia Jr.A.L. et al.* Stochastic global optimization and its applications with fuzzy adaptive simulated annealing. Springer. 2012. 207 p.
119. *Aarts E. H. L., van Laarhoven P. J. M.* Simulated annealing: theory and applications. Springer. 1987. 186 p.
120. Global Optimization Matlab Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
121. Statistic Matlab Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
122. *Михайлов Г.А., Войтишек А.В.* Численное статистическое моделирование. Метод Монте-Карло. М.: Юрайт. 2018. 371 с.
123. *Лебедева В.В.* Экспериментальная оптика. 4-е изд. М.: Изд-во физического факультета МГУ им. М.В. Ломоносова, 2005. 282 с.
124. *Ключко В.К.* Математические методы восстановления и обработки изображений в радиотеплоэлектронных системах. Рязань.: РГРТУ. 2009. 228 с.
125. *Гетманов В.Г., Шутенко В.В., Яшин И.И.* Метод оценивания модели аппаратной функции мюонного годоскопа УРАГАН на основе статистических испытаний // Измерительная техника. 2019. № 2. С. 45–49.
126. *Гетманов В.Г., Чинкин В.Е., Добровольский М.Н. и др.* Метод оценивания нормированной аппаратной функции мюонного годоскопа УРАГАН // Письма в ЭЧАЯ. 2021. № 1.
127. *Астапов И.И., Гвишиани А.Д., Гетманов В.Г. и др.* Метод идентификации гелиосферных аномалий на основе нормированных матриц наблюдений мюонного годоскопа // Physics of Atomic Nuclei. 2019. V. 82. Iss. 6. P. 929–933.
128. *Dobrovolsky M.N., Gvishiani A.D., Getmanov V.G. et al.* A way of detecting local muon-flux anisotropies with the matrix-form data of the URAGAN hodoscope // Bulletin of the Russian Academy of Sciences: Physics. 2019. V. 83. No. 5. P. 647–649.
129. Центр прогнозов космической погоды ИЗМИРАН. <http://spaceweather.izmiran.ru/>.
130. *Джонсон Н.Л., Кемп Э.У., Коц С.* (2005). Распределение Пуассона. Одномерные дискретные распределения. Нью-Йорк.: John Wiley & Sons, Inc. P. 156–207. doi:10.1002/ 0471715816.
131. *Гольданский В.И., Куценко А.В., Подгорецкий М.И.* Статистика отсчетов при регистрации ядерных частиц. М.: Физматгиз. 1959. 411 с.
132. *Ллойд Е., Ледерман У. (ред.).* Справочник по прикладной статистике. Т. 1. М.: Финансы и статистика. 1989. 510 с.
133. *Бутырский Е.Ю.* Методы моделирования и оценивания случайных величин и процессов. СПб.: Стратегия будущего, 2020. 642 с. doi: 10.37468/mon1850.
134. Statistic Matlab Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
135. *Sheehan W.* Schwabe, Samuel Heinrich // Biographical Encyclopedia of Astronomers. 2014. С. 1959–1960. doi: 10.1007/978-1-4419-9917-7_1246.
136. *Chapman S., Ferraro V.C.A.* A New Theory of Magnetic Storms // Nature. 1930. T. 126. № 3169. С. 129–130. doi: 10.1038/126129a0.
137. *Stern D.P.* A brief history of magnetospheric physics before the spaceflight era // Rev. Geophys. 1989. V. 27. № 1. P. 103. doi:10.1029/RG027i001p00103.

138. *Charbonneau P.* Wolf Johann Rudolf // Biographical Encyclopedia of Astronomers. 2014. P. 2366–2368. doi: 10.1007/978-1-4419-9917-7_1495.
139. *Mumford G.S.* Sabine, Edward // Biographical Encyclopedia of Astronomers. 2014. P. 1895–1896. doi: 10.1007/978-1-4419-9917-7_1204.
140. *Hoffleit D.* Loomis, Elias // Biographical Encyclopedia of Astronomers. 2014. P. 1345–1348. doi: 10.1007/978-1-4419-9917-7_9089.
141. *Обдирко В.Н.* Солнечные пятна и комплексы активности. М.: Наука. 1985. 256 с.
142. *Заболотная Н.А.* Индексы геомагнитной активности: Справочное пособие. Изд. 2-е // М.: Изд-во ЛКИ. 2007. 88 с.
143. *Дубов Э.Е.* Индексы солнечной и геомагнитной активности. Материалы Мирового центра данных Б. М.: Межведомственный геофизический комитет при Президиуме АН СССР, 1982. 35 с.
144. *Menvielle M.* Geomagnetic Indices. Chapter 8 // in: Geomagnetic Observations and Models, IAGA Special Sopron Book Series, v. 5, M.Mandea, M.Korte (Eds.), Springer Dordrecht Heidelberg. London; New York. 2011. 343 p. C.183-228. DOI 10.1007/978-90-481-9858-0
145. *Suigiura M.* Hourly Values of Equatorial Dst for the IGY // Ann. Int. Geophys. Year. 1964. V. 35. P. 9–45.
146. *Suigiura M., Kamei T.* Equatorial Dst-index 1957–1986 // IAGA Bulletin. 1991. № 40. P. 14–21.
147. *Liemohn M.W.* Model Evaluation Guidelines for Geomagnetic Index Predictions // Space Weather. 2018. T. 16. № 12. C. 2079–2102. Doi: 10.1029/2018SW002067.
148. *Bartels J., Heck N.H., Johnston H.F.* The three-hour-range index measuring geomagnetic activity // J. Geophys. Res. 1939. T. 44. № 4. C. 411. doi: 10.1029/TE044i004p00411.
149. *Wing S., Johnson J.R., Jen J. et al.* Kp forecast models // Journal of Geophysical Research. 110 A04203. 2005. doi:10.1029/2004JA010500.
150. *Viljanen A., Pulkkinen A., Pirjola R.* Prediction of the geomagnetic K index based on its previous value // Geophysica (2008), 44(1-2). P. 3–13.
151. *Riddick J.C., Stuart W.F.* The generation of K-indices from digitally recorded magnetic data // Geophysical Surveys. 6 (3–4). 1984. P. 439–456.
152. *Wilson L.R.* An evaluation of digitally derived K-indices // Journal of Geomagnetism and Geoelectricity. 39, 1987. P. 97–109.
153. *Menvielle M., Papitashvili N., Hakkinen L. et al.* Computer production of K indices: review and comparison of methods // Geophysical Journal International. 123 (3). 1995. P. 866–886.
154. *Della-Rose D. J., Sojka J. J., Zhu L.* Resolving geomagnetic disturbances using «K-like» geomagnetic indices with variable time intervals // J. Atmos. Solar-Terr. Phys. 61. 1999. P. 1179–1194.
155. *Andonov B., Muhtarov P., Kutiev I.* Analogue model relating Kp index to solar wind parameters // Journal of Atmospheric and Solar-Terrestrial Physics. 66 (11). 2004. P. 927–932.
156. *Nowozynski K., Ernst T., Jankowski J.A.* Adaptive smoothing method for computer derivation of K-indices // Geophysical Journal International. 104 1991 P. 85–93.
157. *Takahashi K., Toth B.A., Olson J.V.* An automated procedure for near-real-time Kp estimates // Journal of Geophysical Research. 106 2001. P. 21017–21032.

158. Jankowski J.A., Ernst T., Sucksdorff C. *et al.* Experiences of a filter method and a standard curve method for determining K-indices // *Annales Geophysicae*. 6 (6). 1988. P. 589–594.
159. Мандрикова О.В., Смирнов С.Э., Соловьев И.С. Метод определения индекса геомагнитной активности на основе вейвлет-пакетов // *Геомагнетизм и аэрономия*. 2012. Т. 52. № 1. С. 117–127.
160. Мандрикова О.В., Соловьев И.С. Вейвлет-технология обработки и анализа геомагнитных данных // *Цифровая обработка сигналов*. 2012. № 2. С. 24–29.
161. Taktakishvili A. Validation of the coronal mass ejection predictions at the Earth orbit estimated by ENLIL heliosphere cone model // *Space Weather*. 2009. Т. 7. № 3. S03004. doi: 10.1029/2008SW000448
162. Marsh T.R., Horne K. Images of accretion discs – II. Doppler tomography // *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*. 1988. Т. 235. № 1. С. 269–286. doi: 10.1093/mnras/235.1.269
163. Schatten K.H., Wilcox J.M., Ness N.F. A model of interplanetary and coronal magnetic fields // *Sol Phys*. 1969. Т. 6. № 3. С. 442–455. doi: 10.1007/BF00146478.
164. Wintoft P., Lundstedt H. Prediction of daily average solar wind velocity from solar magnetic field observations using hybrid intelligent systems // *Physics and Chemistry of the Earth*. 1997. V. 22. № 7–8. PC. 617–622. doi: 10.1016/S0079-1946(97)00186-9.
165. Arge C.N., Pizzo V.J. Improvement in the prediction of solar wind conditions using near-real time solar magnetic field updates // *J. Geophys. Res.* 2000. V. 105. № A5. P. 10465–10479. doi: 10.1029/1999 JA000262.
166. Odstrčil D., Dryer M., Smith Z. Propagation of an interplanetary shock along the heliospheric plasma sheet // *J. Geophys. Res.* 1996. V. 101. № A9. P. 19973–19986. doi: 10.1029/96JA00479.
167. Feng X. *Magnetohydrodynamic Modeling of the Solar Corona and Heliosphere*. Springer Singapore, 2020. doi: 10.1007/978-981-13-9081-4
168. Parsons A. Wang-Sheeley-Arge-Enlil Cone Model Transitions to Operations // *Space Weather*. 2011. Т. 9. № 3. S03004. doi: 10.1029/2011SW000663
169. Wold A.M. Verification of real-time WSA-ENLIL+Cone simulations of CME arrival-time at the CCMC from 2010 to 2016 // *J. Space Weather Space Clim.* 2018. Т. 8. C. A17. doi: 10.1051/swsc/2018005
170. Пудовкин М.И., Семенов В.С. Теория пересоединения и взаимодействия солнечного ветра с магнитосферой Земли. М.: Наука. 1985. 126 с.
171. Паркер Е.Н. Динамические процессы в межпланетном пространстве. М.: Мир. 1965. 362 с.
172. Parker E.N. Dynamical theory of the solar wind // *Space Sciences Reviews*. 1965. Vol. 4. № 5–6. P. 666–708.
173. Дорман Л.И., Кац М.Е. Исследование распространения космических лучей в межпланетном магнитном поле на основе кинетического уравнения // *Изв. АН СССР. Серия физическая*. 1972. 36. Т. I. С. 2271–2277.
174. Плазменная гелиогеофизика. Т. II / Под ред. акад. РАН Л.М.Зеленого и д.ф.-м.н. И.С. Веселовского. М.: Физматлит, 2008. 560 с.
175. Крюгер А. Солнечная радиоастрономия и радиофизика. М.: Мир. 1984. 472 с.
176. Дудник А.В. Спорадические радиовсплески как проявление солнечной активности в околоземном космическом пространстве // А.В. Дудник, В.М. Карташев, А.В. Лазарев, и др. / *Изв. АН СССР. Серия физическая*. 1987. Т. 51. № 10. С. 1839–1841.

177. Фомичев В.В., Обдирко В.Н., Филиппов Б.П. Исследования по физике Солнца и солнечно-земных связей // Труды Всероссийской конференции «Солнечно и солнечно-земная физика-2011». СПб., 2011. С. 203–257.
178. Радиоизлучение Солнца. Солнечно-земная физика. Справочник. http://www.kosmofizika.ru/spravka/radio_sun.htm
179. Solar Radio Laboratory. <http://www.izmiran.ru/stp.lars>
180. Радиосигналы от Солнца предупреждают о геомагнитных бурях. <http://livescience.ru/content/view/634/170/>.
181. *Gopalswamy N.* Solar connections of geoeffective magnetic structures. *Journal of Atmospheric and Solar–Terrestrial Physics*. (2008). doi: 10.1016/j.jasp.2008.06.010.
182. Гульельми А.В., Троицкая В.А. Геомагнитные пульсации и диагностика магнитосферы. М.: Наука. 1973. 208с.
183. Нушида А. Геомагнитный диагноз магнитосферы. М.: Мир, 1980. 299 с.
184. *Hafez Ali G., Essam G.* Automatic detection of geomagnetic sudden commencement via time–frequency clusters // *Advances in Space Research*. Vol. 48. Iss. 9. Nov. 2011. P. 1537–1544.
185. *Hafez A.G., Ghamry E.* Wavelet Spectral Analysis Technique for Automatic Detection of Geomagnetic Sudden Commencements // *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 11/2012. 50(11):4503–4512. doi: 10.1109/TGRS.2012.2192279.
186. *Segarra A., Curto J.J.* Automatic detection of Sudden Commencements using neural networks // *Earth Planets Space*. 65. 791–797. 2013.
187. Иванов Г.И., Гетманов В.Г. Предвестники геомагнитных бурь на основе оценок обобщенных производных для сигналов Sudden commencement // XIX Международная конференция молодых ученых и студентов «Молодежь и наука». 2015. 268 с. Т. 3. С. 45.
188. Иванов Г.И., Гетманов В.Г. Matlab- программный комплекс для анализа сигналов Sudden Commencement и геомагнитных бурь // XIX Международная конференция молодых ученых и студентов «Молодежь и наука». 2015. 268 с. Т. 3. С. 46.
189. Международная система INTERMAGNET. <http://www.intermagnet.org>
190. Observatory EBR (Spain). <http://www.obserbre.es/en/rapid>
191. Сайт ИЗМИРАН. <http://www.izmiran.ru/ionosphere/weather/storm>
192. *Handbook of Cosmic Hazards and Planetary Defense*, Edited by J.N. Pelton and F. Allahdadi, Springer International Publishing. 2015. 1127 p.
193. *Solar Eruptions and Energetic Particles*. Edited by N. Gopalswamy, R. Mewaldt, and J. Torsti. Geophysical Monograph Series, V. 165. American Geophysical Union. 2006. 385p.
194. *Delaboudiniere J.P. et al.* EIT: Extreme-Ultraviolet Imaging Telescope for the SOHO Mission // *Solar Physics*. 1995. V. 162. Iss. 1–2. P. 291–312.
195. *Brueckner G.E.* The large angle spectroscopic coronagraph (LASCO) // *Solar Physics*. 1995. V. 162. Iss. 1–2. P. 357–402.
196. *Howard R.A.* Sun Earth Connection Coronal and Heliospheric Investigation // *Space Sci. Rev.* 2008. V. 136. P. 67–115.
197. Ерошенко Е., Белов А., Янке В. и др. База данных нейтронных мониторов в реальном времени // 31-я ВККЛ, Москва. МГУ. 2010. <https://istina.msu.ru>.
198. Нейтронный монитор – станция космических лучей «Москва». <https://cro.izmiran.ru/mosk.main/htm>.
199. *Belov A.V.* Forbush effects and their connection with solar, interplanetary and geomagnetic phenomena. International Astronomical Union. 2009. doi: 10.107/S1743921309029676.

200. Гетманов В.Г., Крянев А.В., Борог В.В. и др. Фильтрация трендовых составляющих с Форбуш-эффектами для временных рядов наблюдений детекторов космических лучей // Письма в ЭЧАЯ (Элементарные частицы и атомное ядро). 2018. Т. 15. № 2 (2/4). С. 163–170.
201. Гайдаш С.П., Белов А.В., Абунин А.А. и др. Центр прогнозов космической погоды (ИЗМИРАН): Практические аспекты гелиофизики. Серия «Прикладные аспекты космической погоды». 2016. С. 22–32.
202. Gaidash S.P., Belov A.V., Abunina M.A. et al. Space Weather Forecasting at IZMIRAN // Geomagnetism and Aeronomy. 2017. V. 57. Iss.7. P. 869–877.
203. Space Weather. <https://doi.org/10.1029/2018SW001898>.
204. Петрукович А.А., Ермолаев Ю.И., Эйсмонт М.А. и др. Мониторинг солнечного ветра с целью оперативного прогноза гелиогеофизической обстановки. Практические аспекты гелиофизики. Серия «Прикладные аспекты космической погоды». 2016. С. 11–21.
205. Laboratory of X-ray Astronomy, LPI. <http://www.tesis.lebedev.ru>.
206. National Oceanic and Atmosphere Administration. <http://www.swpc.noaa.gov>.
207. Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы. М.: Лаборатория знаний, 2016. 221 с.
208. Хайкин С. Нейронные сети. М.: Вильямс, 2016. 1104 с.
209. Вакуленко С.А., Жихарева А.А. Практический курс по нейронным сетям. СПб.: Университет ИТМО. 2018. 71 с.
210. Бархатов Н.А. Искусственные нейронные сети в задачах солнечно-земной физики. Нижний Новгород: Поволжье, 2010. 407 с.
211. Бархатов Н.А., Ревунов С.Е. Гелиогеофизические приложения современных методов обработки цифровых данных: Монография. Нижний Новгород: Мининский университет : М.: ФЛИНТА, 2017. 316 с.
212. Белов А.В., Ерошенко Е.А., Янке В.Г. и др. Метод глобальной съемки для мировой сети нейтронных мониторов // Геомагнетизм и аэрномия. 2018. Т. 58. № 3. С. 374–389. doi: 10.7868/S0016794018030082.
213. World Data Center of Geomagnetism. Kyoto. <http://wdc.kugi.kyoto-u.ac.jp>.
214. Белов А.В., Гвишиани А.Д., Гетманов В.Г. и др. Распознавание геомагнитных бурь на основе нейросетевых модельных оценок Dst-индексов // Изв. РАН. Теория и системы управления. 2022. № 1. С. 56–66.
215. Matlab Deep Learning Toolbox. <http://matlab.exponenta.ru>.
216. An Introduction to Convolutional Neural Networks. <http://white.stanford.edu/teach/index.php>.
217. Гетманов В.Г., Чинкин В.Е., Гвишиани А.Д. и др. Прогнозирование геомагнитных бурь на основе нейросетевой цифровой обработки совместных наблюдений мюонного годоскопа УРАГАН и станций нейтронных мониторов // Геомагнетизм и Аэрномия. 2022 Т. 62. № 4. С. 470–481.
218. Goodfellow I., Bengia Y., Courville A. Deep Learning. London; Cambridge: MIT Press, 2016. 800 p.

Гетманов В.Г., Гвишиани А.Д., Соловьев А.А.

**МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ
МАТРИЧНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НАБЛЮДЕНИЙ ПОТОКОВ МЮОНОВ
ДЛЯ ГЕОФИЗИЧЕСКИХ ИССЛЕДОВАНИЙ**

Подписано в печать 01.12.23. Формат 70 × 100/16

Гарнитура Таймс. Печ. л. 11,5. Усл. печ. л. 14,83

Тираж 300 экз.

Издатель – Российская академия наук

Издается по решению Научно-издательского совета

Российской академии наук (НИСО РАН)

от 31.03.2023 г. и распространяется бесплатно

Публикуется в авторской редакции

Корректura и верстка – ООО «ВИН»

www.winfirm.ru

Отпечатано в экспериментальной цифровой типографии РАН