



Греков Александр Николаевич

кандидат технических наук
зам. руководителя центра экологического
приборостроения и экоэнергетики
Институт природно-технических систем

Селезнев Игорь Александрович

доктор технических наук
зам. генерального директора – руководитель
приоритетного технологического направления
АО «Концерн «Океанприбор»

Ивакин Ян Альбертович

доктор технических наук, профессор
зам. генерального директора по инновациям
и проектам гражданского назначения
АО «Концерн «Океанприбор»

Греков Николай Александрович

доктор технических наук, профессор
главный научный сотрудник
Институт природно-технических систем

Вышкваркова Елена Васильевна

кандидат географических наук
ведущий научный сотрудник
Институт природно-технических систем

Трусевич Валерий Владимирович

кандидат биологических наук
ведущий инженер-исследователь
Институт природно-технических систем

ISBN 978-5-6048608-5-4

БИОЛОГИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ ДЛЯ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА ВОДНОЙ СРЕДЫ

**Греков А.Н., Селезнев И.А., Ивакин Я.А.,
Греков Н.А., Вышкваркова Е.В., Трусевич В.В.**

Ministry of Science and Higher Education of the Russian Federation
Federal State Budget Scientific Institution
“INSTITUTE OF NATURAL AND TECHNICAL SYSTEMS”
(INTS)

**BIOLOGICAL EARLY
WARNING SYSTEMS
FOR AQUATIC
ENVIRONMENTAL
MONITORING**

Sevastopol
2023

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное научное учреждение
«ИНСТИТУТ ПРИРОДНО-ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ»
(ИПТС)

Севастополь
2023

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное научное учреждение
«ИНСТИТУТ ПРИРОДНО-ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ»
(ИПТС)

**БИОЛОГИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ
РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ
ДЛЯ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО
МОНИТОРИНГА
ВОДНОЙ СРЕДЫ**

Севастополь
2023

Биологические системы раннего обнаружения для экологического мониторинга водной среды / А.Н. Греков, И.А. Селезнев, Я.А. Ивакин, Н.А. Греков, Е.В. Вышкваркова, В.В. Трусевич. Севастополь: ИПТС, 2023. 131 с., ил. 54, табл. 19, библиогр. 155.
ISBN 978-5-6048608-5-4

В монографии рассмотрены вопросы исследования, разработки, изготовления и испытания автоматизированных биосенсорных систем для экологического мониторинга водной среды на основе двустворчатых моллюсков. Дано описание созданного макета комплекса для автоматизированного биомониторинга, представлены результаты его лабораторных и натурных испытаний на морских и пресноводных объектах. Рассмотрены особенности поведенческих реакций морских и пресноводных моллюсков (величина раскрытия створок) в естественных условиях обитания, реакции на изменения физических факторов среды. Представлены экспериментальные исследования в лабораторных условиях поведенческих реакций моллюсков при воздействии загрязняющих веществ, акустических и вибрационных сигналов. Подтверждена применимость реакций моллюсков для построения автоматизированных биосенсорных систем.

Представлены результаты по созданию автоматизированной системы раннего обнаружения водной среды на основе поведенческих реакций двустворчатых моллюсков. Особое внимание уделено выбору и обоснованию технических характеристик измерительных каналов, находящихся в подводном модуле, включая акселерометры.

Предложена единая система автоматизированного мониторинга водной среды с единым центром наблюдения, основанной на принципах Интернета вещей.

Представлены результаты с полным циклом лабораторных и натурных испытаний опытного образца автоматизированной системы экологического мониторинга. Предложена усовершенствованная структурно-функциональная схема и работа автоматизированного биосенсорного комплекса экологического мониторинга с диагностическим блоком состояния. Исследованы алгоритмы машинного обучения для обнаружения аномалий (природных и технических) в наборах данных активности двустворчатых моллюсков.

Работа выполнена в рамках госзадания ИПТС (№ ГР 121122300070-9). Опытный образец биологической системы раннего оповещения разработан и изготовлен в рамках ОКР АО «Концерн «Океанприбор» «Разработка и испытания опытного образца автоматизированного биосенсорного комплекса раннего оповещения для экологического мониторинга водной среды» (шифр «Экобиоконтроль-Севастополь»). Исследование по обнаружению аномалий в рядах активности двустворчатых моллюсков алгоритмами машинного обучения (Глава 3) выполнено за счет гранта Российского научного фонда № 23-29-00558, <https://rscf.ru/project/23-29-00558/>.

Ключевые слова: экологический мониторинг, биологическая система раннего обнаружения, моллюски, алгоритмы машинного обучения, обнаружение аномалий

Печатается по рекомендации
Ученого совета ФГБНУ «Институт природно-технических систем»

Рецензенты:

д-р техн. наук, профессор В.А. Крамарь
д-р биол. наук, профессор Э.З. Самышев

ВВЕДЕНИЕ

В водной среде мы имеем дело с одновременным воздействием на экосистемы сложной смеси многих тысяч загрязняющих веществ (Zhang et al., 2022). Рассмотрение только количественных показателей содержания тех или иных веществ или групп веществ в водной среде не отражает степени их влияния на живые организмы. Существующие системы контроля водной среды, основанные преимущественно на физико-химических методах, трудоемки, дороги, предоставляют фрагментарную информацию, способны охватить лишь традиционный узкий круг загрязняющих веществ, не обеспечивают своевременное обнаружение внезапного выброса загрязняющих веществ и не могут быстро определить степень опасности возбудителя для экосистем и человека в том числе (Feio et al., 2021; Zolkefli et al., 2020; Kokkali and van Delft, 2014). Кроме того, количество химических соединений, загрязняющих водную среду, настолько велико, что его трудно контролировать (Крайнюкова, 1991; Rodriguez-Mozaz et al., 2004).

Показатели пороговых уровней, используемые в современной экологической практике, характеризуют лишь количественные характеристики содержания веществ, установлены для сравнительно небольшого числа химических веществ и ориентированы на обеспечение безопасности отдельных категорий водопользователей. Они не направлены на защиту водных экосистем и не определяют уровень опасности для «здоровья» биоты в целом (Depledge and Galloway, 2005). Оценка фактического воздействия загрязнения на водную среду возможна с использованием методов биологического контроля. Живые организмы быстро и четко реагируют на загрязнение и дают комплексную оценку состояния водной среды в режиме реального времени независимо от состава и происхождения ксенобиотиков.

В монографии рассмотрены вопросы исследования, разработки, изготовления и испытания автоматизированных биосенсорных систем для экологического мониторинга водной среды на основе двустворчатых моллюсков. Дано описание созданного макета комплекса для автоматизированного биомониторинга, представлены результаты его лабораторных и натурных испытаний на морских и пресноводных объектах. Рассмотрены особенности поведенческих реакций морских и пресноводных моллюсков (величина раскрытия створок) в естественных условиях обитания, реакции на изменения физических факторов среды. Представлены экспериментальные исследования в лабораторных условиях пове-

денческих реакций моллюсков при воздействии загрязняющих веществ, акустических и вибрационных сигналов. Подтверждена применимость реакций моллюсков для построения автоматизированных биосенсорных систем.

Создан и испытан опытный образец автоматизированной системы раннего предупреждения водной среды на основе поведенческих реакций двустворчатых моллюсков. Особое внимание уделено выбору и обоснованию технических характеристик измерительных каналов, находящихся в подводном модуле, включая акселерометры.

Предложена единая система автоматизированного мониторинга водной среды с единым центром наблюдения, основанной на принципах Интернета вещей. Представлены результаты с полным циклом лабораторных и натурных испытаний опытного образца автоматизированной системы экологического мониторинга. Предложена усовершенствованная структурно-функциональная схема и работа автоматизированного биосенсорного комплекса экологического мониторинга (АБКЭМ) с диагностическим блоком состояния.

Исследованы алгоритмы машинного обучения для обнаружения аномалий (природных и технических) в наборах данных активности двустворчатых моллюсков.

Монографию можно рекомендовать специалистам различного профиля в области океанологии, гидрофизики, экологии и разработки морских приборов. Она может быть полезна студентам, аспирантам, научным сотрудникам и электронщикам-экспериментаторам.

Авторы выражают благодарность младшему научному сотруднику Кузьмину К.А. и Журавскому В.Ю., главному специалисту Рязанову В.А., ведущим инженерам Мишурову В.Ж., Пасынкову М.А., Шмыревой И.Г., инженеру Пелюшенко С.С., магистру Маврину А.С., которые принимали активное участие в лабораторных и экспедиционных работах по испытанию и внедрению автоматизированной системы раннего предупреждения водной среды на основе поведенческих реакций двустворчатых моллюсков в практику контроля загрязнений пресных и морских вод.

Глава 1

ДВУСТВОРЧАТЫЕ МОЛЛЮСКИ КАК ИНФОРМАТИВНЫЕ ЭЛЕМЕНТЫ ЭЛЕКТРОННОЙ СИСТЕМЫ РЕГИСТРАЦИИ ЗАГРЯЗНЕНИЙ

Учитывая особую опасность резко участвовавших техногенных аварий, а также необходимость предотвращения возможных террористических актов на водах, в связи с неожиданностью их возникновения, массивностью выбросов загрязняющих веществ и высокой скоростью развития негативных последствий для крупных регионов, современные системы мониторинга должны:

- функционировать в непрерывном автоматическом режиме;
- в режиме реального времени обнаруживать ксенобиотики и определять степень их экологической опасности;
- формировать сигналы тревог и, используя возможности современных телекоммуникаций, передавать их в соответствующие центры слежения.

Объективная оценка состояния водных экосистем невозможна без использования тех или иных биологических методов экологического мониторинга, способных в интегрированном виде, с учетом синергизма действующих факторов, выявлять любые негативные изменения качества воды опасные для гидробионтов.

В решении проблемы организации непрерывного автоматизированного биомониторинга поверхностных вод в экологической практике мира все большую роль играют биологические системы раннего оповещения (BEWS – Biological Early Warning Systems), в которых живые организмы используются в качестве сенсоров, встроенных в электронную схему и регистрирующие различные физиологические, биохимические и поведенческие показатели (Bae and Park, 2014). Эти системы, в отличие от физических и химических методов мониторинга, позволяют в режиме реального времени получать интегральную токсикологическую характеристику окружающей среды, оценивать качество воды как среды обитания гидробионтов (Dvoretzky and Dvoretzky, 2023). Такие системы, не предоставляя сведения о содержании конкретных объектов-загрязнителей, позволяют получать информацию о неблагоприятной водной среде в режиме реального времени. Более того, учитывая их высокую надежность, простоту обслуживания, высокий уровень автоматизации и низкую стоимость, они являются наиболее приемлемым средством осуществления эффективного экологического контроля на боль-

ших акваториях. Одна из проблем – правильная интерпретация входящих сигналов с высокой отказоустойчивостью (Subhas and Sangam, 2017). В качестве биосенсоров в системах раннего оповещения используются живые организмы различных трофических уровней (Bae and Park, 2014), включая бактерии (D'souza, 2001, RODTOX 2000 (Kelma, <http://www.kelma.com/product/71/rodtox-2000>), водоросли (Yang et al., 2006), дафнии (bbe Moldaenke, <http://www.bbemoldaenke>), моллюски (Kramer et al., 1989, Kramer, 2009, <http://www.mosselmonitor.nl>; <http://www.mermayde.nl>; Borcharding, 2006), ракообразные (Gerhardt et al., 2006) и рыбы (Hendriks and Stouten, 1994, Fish Toximeter (bbe Moldaenke, <http://www.bbemoldaenke.de>).

Яркими примерами систем биомониторинга водной среды с использованием моллюсков являются приборы Musselmonitor (Kramer and Foekema, 2001) и Dreissena Monitor (Borcharding, 1992; Borcharding, 2006). В этих системах оцениваются поведенческие реакции моллюсков – величина раскрытия створок, характер их движения, количество движений створок и процент открытых моллюсков. *Musselmonitor* (Нидерланды) и *Dreissena Monitor* (Германия) широко и успешно используются для контроля вод в зонах вывода очистных сооружений городов и промышленных предприятий, на водозаборах, в зонах интенсивной рекреации.

Системы Aqua-Tox-Control и bbe Fish Toximeter используют рыб для оценки экологического состояния водной среды, анализируя их поведенческие реакции (скорость плавания, высота плавания в толще воды, скорость поворота и круговое движение (Mons, 2008; Kuklina et al, 2013). Характеристики кардиоактивности узкопалых раков *Astacus leptodactylus* использованы в качестве биомаркеров в биоэлектронной системе непрерывного мониторинга качества очищенных вод на предприятии ГУП «Водоканал» Санкт-Петербурга (Холодкевич и др., 2006; Холодкевич, 2007; Холодкевич и др., 2009).

Для разработки систем автоматизированного биомониторинга на основе поведенческих реакций двустворчатых моллюсков, сведения о природе, особенностях поведенческих реакций и фоновых характеристиках ритмики активности моллюсков в естественной среде обитания являются определяющими. При этом принципиально важно использовать аборигенные виды. Долговременные наблюдения за поведенческими реакциями многих двустворчатых моллюсков в естественных условиях обитания отсутствуют. Дополнительно должны быть исследованы адаптивные поведенческие реакции в условиях колебаний ряда определяющих физических факторов среды.

Результаты исследований поведенческих реакций морских и пресноводных моллюсков в естественных условиях обитания представлены в следующих разделах.

1.1 СОЗДАНИЕ МАКЕТА КОМПЛЕКСА АВТОМАТИЗИРОВАННОГО БИОМОНИТОРИНГА И ЕГО ЛАБОРАТОРНЫЕ И НАТУРНЫЕ ИСПЫТАНИЯ

Разработанный нами совместно с Карадагским природным заповедником и функционирующий с 2008 г. на морских и пресноводных объектах комплекс автоматизированного биомониторинга водной среды, на основе поведенческих реакций двустворчатых моллюсков является аналогом системы *Musselmonitor*. Он предназначен для проведения исследований в натуральных условиях водоемов, с глубиной погружения до 30 м в телеметрическом и автономном режимах (Трусевич и др., 2008; Трусевич и др., 2010).

Созданная аппаратура комплекса и пакет управляющих компьютерных программ позволяют в режиме реального времени автоматически регистрировать одновременно динамику движений створок 16 мидий, температуру и уровень освещенности в водной среде, а также проводить первичную статистическую обработку данных, автоматически формировать сигнал тревоги, сохранять и передавать информацию в online-режиме. Дискретность записи может устанавливаться в масштабе времени от 0,1 с до 1 мин. Относительная погрешность измерений – $\leq 1\%$.

С помощью разработанного комплекса впервые были зарегистрированы фоновые характеристики поведенческих реакций 16 черноморских мидий в естественных условиях обитания за трехлетний период (2012–2014 гг.) во все сезоны года. Непрерывные наблюдения в каждом сезоне велись 1–2 мес. Наблюдения проводили в окрестностях г. Севастополя с наиболее чистой по гидрохимическим показателям водой (Рябушко, 2002) (рис. 1.1). Полученные ряды данных анализировали с помощью кластерного и спектрального анализов. Перед проведением расчетов в рядах исходных данных (величина раскрытия створок мидий) был выделен и удален тренд с использованием метода наименьших квадратов.

Для работы использовали мидии длиной 55–60 мм, собранные в акватории бухты со стен волнолома на глубине 1,5–2,0 м. Перед экспериментом мидий выдерживали в аквариуме с проточной морской водой из района сбора моллюсков в течение двух суток. Моллюсков, которые за

это время не прикрепилась биссусом к стенкам аквариума, отбраковывали как животных с неудовлетворительным физиологическим состоянием.

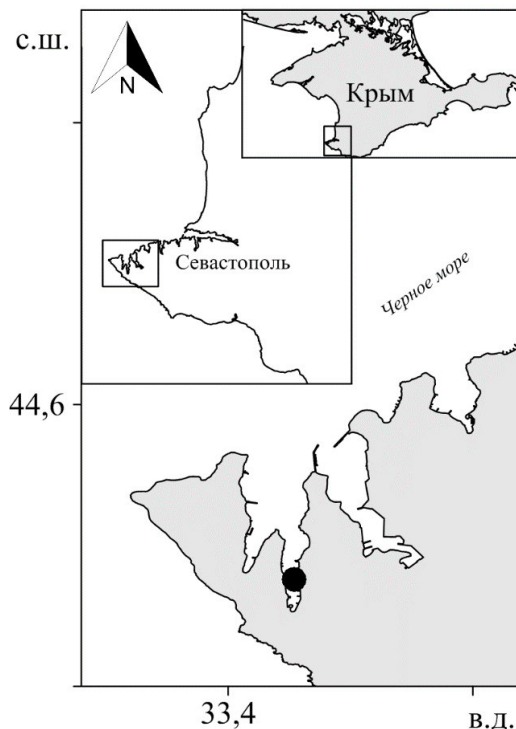


Рис. 1.1. Расположение приборного комплекса

В условиях *in situ* погружная часть модуля с прикрепленными мидиями опускалась на глубину 2,0–2,5 м с борта неработающей баржи, ошвартованной к молу у входа в бухту.

Помимо этого, проводили лабораторные исследования в аквариуме объемом 100 л с непрерывным протоком воды, закачиваемой из зоны моря на удалении 50 м от берега с глубины 2 м, со скоростью 6 л/мин. В лабораторных условиях исследовали реакции моллюсков на изменение интенсивности освещения (затенение, быстро упавшая тень на экспериментальный аквариум, включение и выключения света), а также на механические воздействия (вибрации от работы насосов в экспериментальных аквариумах и непосредственной близости к ним, резкие звуки, легкие постукивания по аквариуму, использование электроинструментов, удары молотками по корпусу при проведении ремонтных работ на судне).

1.2 ДОМИНИРУЮЩИЕ ФАКТОРЫ, ВЛИЯЮЩИЕ НА АМПЛИТУДУ РАСКРЫТИЯ СТВОРОК МОЛЛЮСКОВ

Исследования показали, что на протяжении всего периода наблюдений движения створок мидий подчинены ярко выраженному четкому солнечному суточному ритму – с максимальным раскрытием створок в ночное время и минимальным – в дневное (рис. 1.2, *a*).

Анализ периодограммы показал наличие статистически значимого ($p < 0,001$) пика с периодом 24 ч (рис. 1.2, *b*). Переход от ночной части суточного ритма к дневной и обратно происходит в точном соответствии с восходом и заходом солнца в данный период года и осуществляется в течение 20–30 мин по мере развития и угасания гражданских сумерек (рис. 1.3).

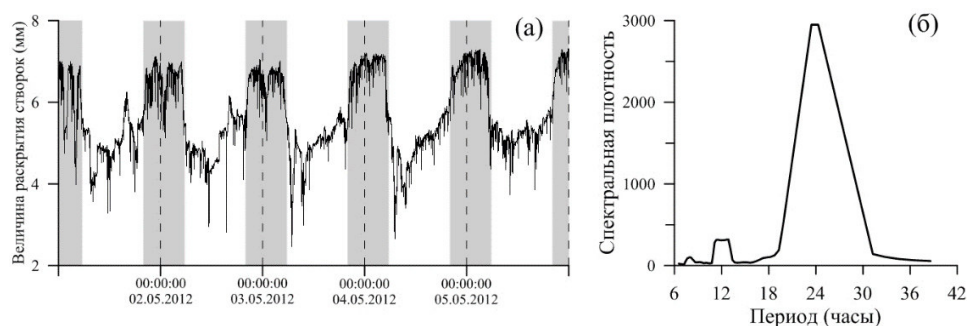


Рис. 1.2. Движения створок 16 мидий, подчиненное солнечному суточному ритму: (*a*) – средняя величина раскрытия створок (серые участки соответствуют ночному времени для периода 01.05.2015–05.05.2015); (*b*) – периодограмма ритма моллюсков

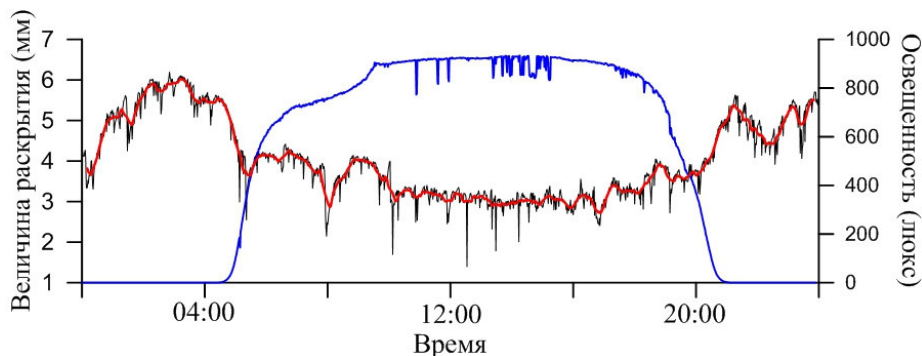


Рис. 1.3. Величина раскрытия створок мидий (черная линия) при переходе от ночной части суточного ритма к дневной и обратно. Жирная красная линия – скользящее среднее; синяя линия – освещенность 02.07.2012

Один из важнейших показателей перехода от ночного режима к дневному – амплитуда раскрытия створок. По результатам наших наблюдений, средняя величина раскрытия створок у группы мидий для ночного периода суточного цикла колеблется в пределах 6–8 мм ($6,38 \pm 0,61$), для дневного – 4–6 мм ($4,67 \pm 0,54$), у некоторых моллюсков максимальная величина раскрытия может достигать 10–12 мм. Амплитуда раскрытия створок у мидий – величина индивидуальная и колеблется в значительных пределах, что может быть обусловлено как физиологическим состоянием моллюсков, так и колебаниями определяющих факторов среды (Newell et al., 2001; Robson and de Leaniz, 2010). Наиболее часто встречающаяся амплитуда раскрытия створок (осредненная для 16 мидий) варьируется на уровне близком к максимально возможному для дневного и ночного времени суток: днем в пределах 60–70% и ночью – 90–100% от максимального раскрытия створок (рис. 1.4).

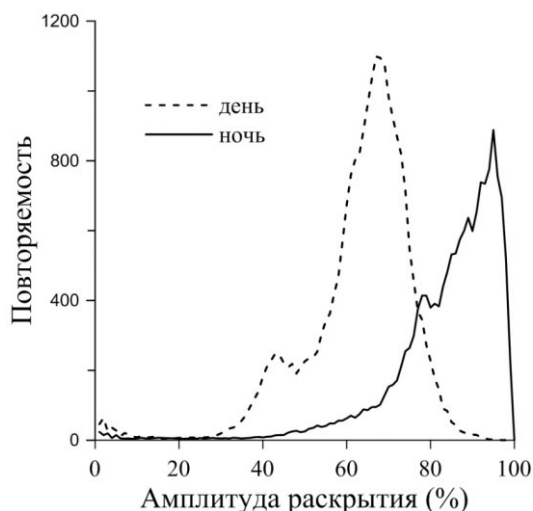


Рис. 1.4. Амплитуда раскрытия створок моллюсков в дневное и ночное время

В суточном ритме черноморских мидий можно выделить две группы движений (рис. 1.5). Первая группа – длинные аддукции (амплитудой 4–8 мм), представляющие собой кратковременные быстрые схлопывания створок, обеспечивающие, в основном, процессы выведения из организма продуктов метаболизма и псевдофекалий, и короткие аддукции (амплитудой 1–2 мм), которые, очевидно, принимают участие в выведении жидких продуктов метаболизма и фекалий. Вторая группа – медленные, очень короткие, неглубокие колебания, занимающие основную часть дневного периода, участвующие в процессах фильтрации и

дыхания (Barnes, 1955). Медленные колебания присутствуют и в ночном периоде в виде коротких временных отрезков между схлопываниями.

В ночное время мидии несинхронно в индивидуальном режиме совершают длинные аддукции (схлопывания) гораздо чаще (от 1 раза в 2–3 ч до нескольких раз в течение часа), чем в дневное (1–2 раза за весь дневной период) (см. рис. 1.5), что свидетельствует о большей активности питания мидий, как и большинства других морских моллюсков, в ночной период (Comeau et al., 2018; Riisgard et al., 2011; Robson and de Leaniz, 2010). Промежутки времени между схлопываниями у мидий, по нашим данным, могут существенно варьировать от нескольких часов до нескольких минут, что обусловлено, в первую очередь, вариациями концентрации и структуры пищевых и минеральных компонентов в составе взвеси в водной среде, а также колебаниями лимитирующих факторов окружающей среды (Newell et al., 2001; Saurel et al., 2007; Robson and de Leaniz, 2010; Riisgard et al., 2011; Tran et al., 2011; Comeau et al., 2018).

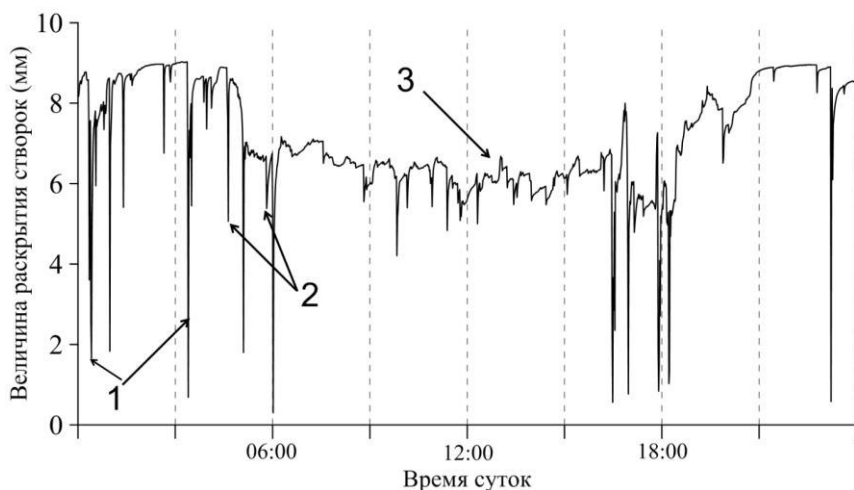


Рис. 1.5. Основные типы движений створок моллюсков на протяжении суточного цикла 15.05.2013: 1 – длинные аддукции, 2 – короткие аддукции, 3 – медленный ритм

В нормальных условиях обитания у всех мидий продолжительность схлопываний составляет от 4–5 до >10 мин (рис. 1.6). Расстояние, которое проходит створка у отдельных моллюсков существенно различается и колеблется от 1–3 мм (короткие аддукции) до 5–8 мм (длинные аддукции). В длинных аддукциях начальная фаза (сведение створок), осуществляемая мускулами-аддукторами, достигает 40–60 с, в то время как фаза расслабления, осуществляемая за счет действия силы упругости

лигамента, длится 4–7 мин. При этом, начальная быстрая фаза расслабления, составляющая ~80% всего пути движения створок, длится 1–1,5 мин, в то время как окончательная фаза возвращения створки в исходное состояние может продолжаться 3–5 мин. При ухудшении условий обитания мидий продолжительность этой фазы расслабления может существенно увеличиваться. Продолжительность коротких аддукций не превышает 2–3 мин (см. рис. 1.6). Литературные данные об их функциональной роли не встречаются.

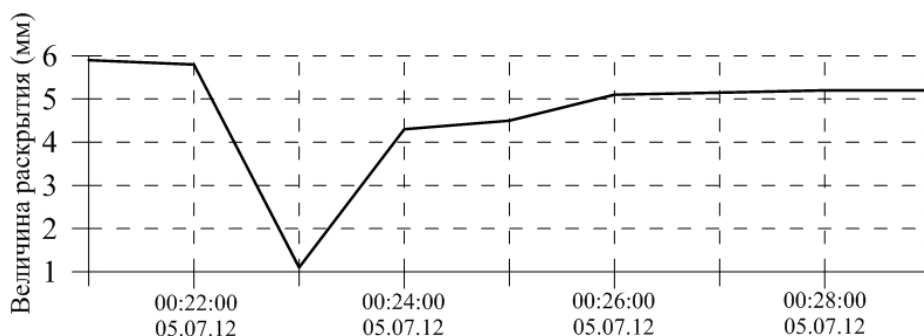


Рис. 1.6. Одиночное схлопывание створок мидии

Суточная ритмика в активности систем и органов – одна из важнейших характеристик функционального состояния организма. Ее наличие свидетельствует об удовлетворительном функциональном состоянии животного, а нарушение или отсутствие – о возможном развитии патологических процессов (Connor and Robles, 2015; Curtis et al., 2000; Mat et al., 2014). Большинство исследователей отмечают у моллюсков наличие циркадианной (околосуточной) ритмики в движении створок. В ряде исследований показана генетически обусловленная циркадианная ритмика активности двустворчатых моллюсков (Kim et al., 2003; Anestis et al., 2007; Naylor, 2010; Mat et al., 2014; Gracey and Connor, 2016). Взаимосвязь момента активации ритмической деятельности створок полярных мидий с периодом развития гражданских сумерек отмечена в их поведенческих реакциях в условиях смены полярного дня и ночи Траном (Tran et al., 2016).

По нашим наблюдениям, для черноморских мидий, не подверженных воздействию приливов и отливов, наиболее значимым остается суточный (солнечный) ритм, а вариации поведения связаны с колебаниями характеристик воды в море. Как показали наши исследования, в нормальных условиях естественной среды обитания створки мидий находятся в открытом состоянии в среднем до 92–95% времени суток, что согласуется с величинами, приведенными для мидий и устриц в ра-

ботах других исследователей (Kramer and Foekema, 2001; Saurel et al., 2007; Tran et al., 2016; Comeau et al., 2018).

В исследованиях, посвященных изучению питания моллюсков, выявлена некоторая корреляция между скоростью фильтрации, концентрацией фитопланктона и уровнем раскрытия створок моллюсков. Содержание двустворчатых моллюсков на диете низких водорослевых концентраций приводит к быстрому уменьшению амплитуды раскрытия створок и в дальнейшем к их полному смыканию. И, напротив, максимальный уровень открытия створок мидий наблюдается в условиях высокого уровня содержания фитопланктона (Newell et al., 2001; Riisgard et al., 2011; Robson and de Leaniz, 2010). В естественных условиях обитания *Mytilus edulis* L., 1758 установлены вариации интенсивности питания и поведенческих реакций в соответствии с сезонными колебаниями продукции фитопланктона и температуры воды (Connor and Robles, 2015; Kramer and Foekema, 2001; Lesser et al., 2010). Таким образом, наблюдаемые амплитуды раскрытия и частота аддукций створок в месте проведения наших наблюдений свидетельствуют о наличии оптимальных условий питания для мидий, что позволяет им поддерживать четкую суточную ритмику движений створок на протяжении всего года, что свидетельствует об их хорошем функциональном состоянии (Трусевич и др., 2021).

Вместе с тем, в числе факторов, обуславливающих характер ритмики моллюсков, все большую роль отводят физиологической составляющей, т.е. изменению суточного ритма моллюсков в соответствии с изменениями условий питания, дыхания и характеристиками метаболических процессов, связанных с колебаниями параметров среды обитания. К определяющим факторам относят в первую очередь наличие кислорода и пищи (Mat et al., 2014; Newell et al., 2001; Robson and de Leaniz, 2010). Так, при длительном лабораторном содержании моллюсков с искусственно задаваемыми ритмами подачи пищи и освещения, отличающимися от природных, суточный ритм постепенно разрушается и угасает (Newell et al., 2001; Riisgard et al., 2011; Robson and de Leaniz, 2010). По возвращении таких моллюсков в естественную среду обитания утраченный ритм движения створок быстро восстанавливается (Robson and de Leaniz, 2010; Saurel et al., 2007).

Для существования моллюсков литорали и даже сублиторали в районах океанических побережий чередование приливов и отливов, сопровождающихся резкими ритмичными колебаниями гидрофизических и гидрохимических параметров воды, а также фитопланктона, оказывается более важным фактором, чем смена дня и ночи (Mat et al., 2014; Tran et al., 2011).

1.3 РЕАКЦИЯ МОЛЛЮСКОВ НА ИЗМЕНЕНИЯ ФИЗИЧЕСКИХ ФАКТОРОВ

Исследования показали, что моллюски остро реагируют на многие резкие изменения физических факторов окружающей среды. Например, резкие изменения светового потока (резко упавшая тень на аквариум, момент выключения света) и механические воздействия (легкие постукивания по аквариуму, резкие звуки и т.п.) вызывают у моллюсков мгновенное (через 2–3 с) синхронное закрывание створок на непродолжительное время (от 30–40 с до 2–3 мин), в зависимости от интенсивности воздействия (рис. 1.7), что, очевидно, является проявлением защитных рефлексов (Barnes, 1955; Curtis et al., 2000; Гнубкин, 2015).

При частом повторении таких неповреждающих монотонных воздействий величина реакции мидий быстро снижается и уже через 4–5 повторений она исчезает (рис. 1.7, а, б). Это четко проявляется при помещении в аквариум или размещении рядом с ним вибрирующего насоса. Через 15–20 мин у мидий полностью восстанавливается нормальный ритм движения створок. Такие кратковременные синхронные реакции моллюсков почти не отражаются на общей суточной ритмике и при настройке автоматизированных систем мониторинга водной среды должны исключаться управляющими компьютерными программами как ложные сигналы.

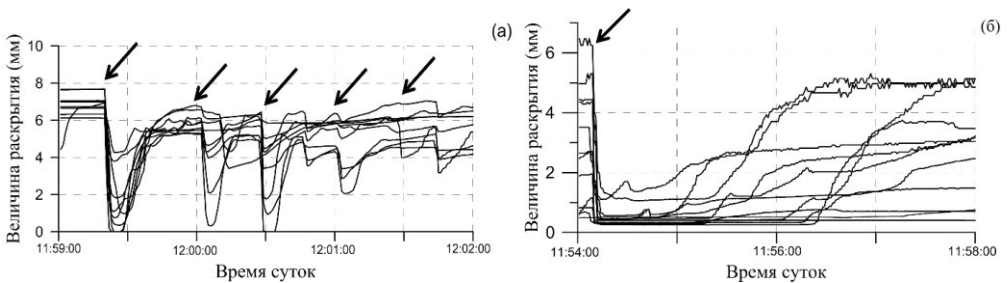


Рис. 1.7. Реакция мидий на постукивания по аквариуму (а) и кратковременное выключение света (б). Стрелками отмечены моменты постукиваний (~ через 30 с) и момент выключения свет

Температура воды – один из важнейших факторов среды, определяющих особенности метаболизма у экзотермных и тем самым обуславливающих границы их распространения (Anestis et al., 2007; Somero, 2002; de Zwaan and Wijsman, 1976). В Черном море в условиях марихозийств в зимний период при низкой температуре воды и наиболее низком уровне фитопланктона в море, отмечают низкий уровень активности моллюсков (Холодов и др., 2010). В то же время, многолетние

наблюдения за поведением мидий не обнаружили выраженных сезонных проявлений изменения суточного ритма движения створок даже в зимнее время. Напротив, на протяжении зимнего периода, несмотря на низкую температуру воды ($7-9^{\circ}\text{C}$), в феврале в отдельные дни снижающуюся до $4-5^{\circ}\text{C}$, у мидий сохраняется четкая суточная ритмика движений створок, что указывает на активное питание моллюсков (рис. 1.8).

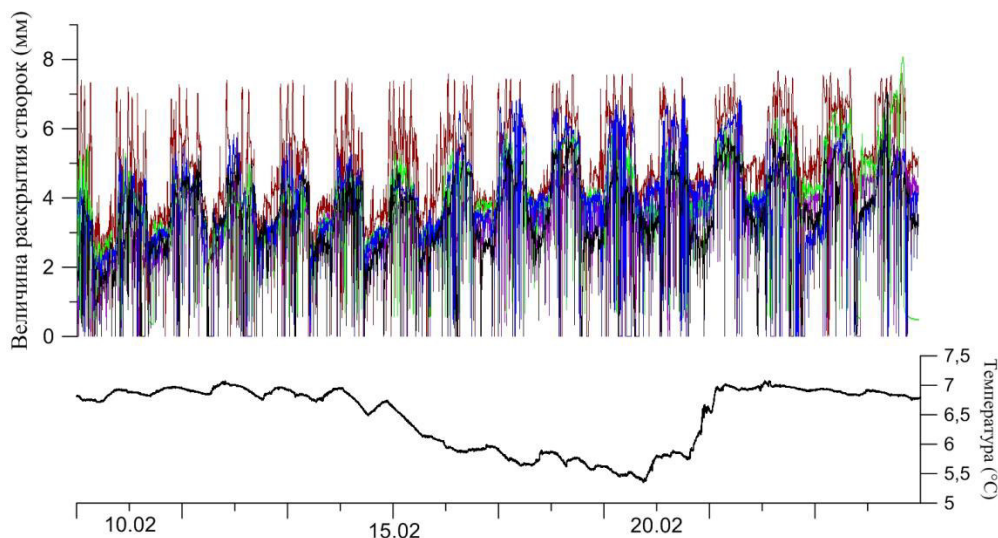


Рис. 1.8. Суммарный график движения створок 16 мидий в феврале 2013 г. и соответствующая температура воды в море

В летний период в Черном море в отдельные годы наблюдается anomalно высокое повышение температуры воды, достигающее $27,5^{\circ}\text{C}$. Такая высокая температура ($>26^{\circ}\text{C}$) сохраняется продолжительное время, ~ 2 мес. (в июле–августе). С началом этого периода мидии периодически, несинхронно, с увеличивающейся частотой и продолжительностью находятся в закрытом состоянии. Продолжительность нахождения моллюсков в закрытом состоянии быстро нарастает по мере увеличения периода anomalной температуры воды, и это сопровождается постепенным разрушением суточного ритма (рис. 1.9). При этом происходит быстрое уменьшение амплитуды раскрытия створок. В укорачивающиеся моменты активности мидии, вместо правильно чередующихся аддукций, совершают беспорядочные кратковременные открывания створок (рис. 1.9, б), которые скорее напоминают «обратную аддукцию» (*flapping activity*) по определению Кертиса и др. (Curtis et al., 2000). Это является явным признаком развития стрессовой ситуации и свидетельствует о нарушении процессов фильтрации, дыхания и питания.

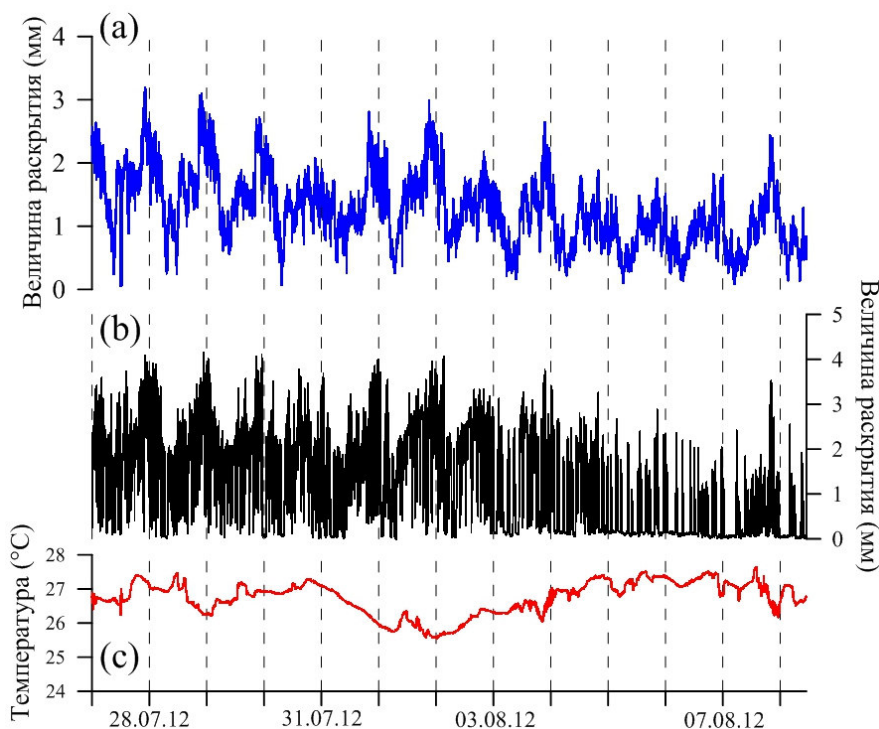


Рис. 1.9. График движения створок мидий в условиях anomalously высокой температуры воды в летний период (26.07.2012–31.07.2012): (a) – среднее для 16 мидий; (b) – для одиночной мидии; (c) – температура воды в море

С возвращением температуры воды к 22–23°C, при изменениях направления течений в бухте в этот период, суточная ритмика движения створок на протяжении полусуток восстанавливается.

Нами установлено, что резкое понижение температуры воды в летний период на 7, 10 и даже 14°C в течение 4–6 ч (краткосрочные локальные апвеллинги, часто возникающее при ветровых сгонно-нагонных течениях у берегов Крыма), также вызывало изменение характера ритмики движений створок у большинства участвующих в эксперименте мидий (рис. 1.10). Мидии реагировали несинхронно чередованием частого резкого закрывания створок на 20–30 мин с последующим кратковременными раскрытиями и схлопываниями, быстрым уменьшением амплитуды раскрытия створок. Такой характер поведения моллюсков свидетельствует о стрессовой реакции и обычно отмечается многими исследователями при ухудшении условий среды обитания (Connor and Robles, 2015; Curtis et al., 2000; Lesser et al., 2010; Riisgard et al., 2011). С повышением температуры до 20°C мидии возвращались к нормальной ритмике движений уже через 3–5 ч. Следует отметить, что в

случаях, когда такие резкие понижения температуры и последующие повышения температуры в течение суток, наблюдаемые в бухте при ветровых сгонных течениях, повторялись в небольших временных интервалах (через сутки–двое или даже нескольких суток) мидии на эти новые понижения температуры почти не реагировали. Очевидно, запускающим моментом закрывания створок служат не столько сами изменения температуры, сколько скорость изменений параметров среды (Hopkins et al., 1931). В наших лабораторных экспериментах быстрое изменение температуры воды в аквариумах на 3–5°C в сторону повышения или понижения вызывало резкое (за 3–5 мин) синхронное захлопывание створок всех 16 моллюсков, сохранявшееся на протяжении 20–30 мин, что, по-видимому, является проявлением признаков защитной реакции (Трусевич и др., 2015).

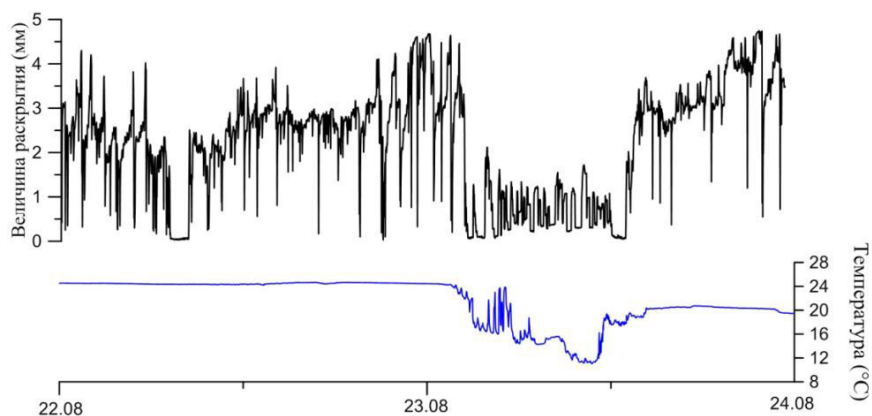


Рис. 1.10. Изменение ритмики движений створок мидий при резком понижении температуры воды в летний период (22.08.2012–23.08.2012)

Такие резкие изменения температуры воды в море, хотя и связаны с определенным сезоном года, скорее следует отнести к разряду температурных аномалий. Кратковременные реакции мидий на такие аномальные всплески параметров окружающей среды – форма защитных рефлексов и должны учитываться при разработке управляющих компьютерных программ в системах автоматизированного мониторинга водной среды как ложные сигналы, не связанные с изменением химизма воды.

Очевидно, «истинный» ритм может маскироваться эффектами колебаний факторов среды, что является прямым ответом организмов на флуктуации экологической обстановки в среде обитания (Mat et al., 2014; Ortmann and Grieshaber, 2003; Riisgard et al., 2011; Robson and de Leaniz, 2010; Saurel et al., 2007). Животные приспособливают свою генетически обусловленную схему поведения, связанную со временем суток

и условиями освещения. Восход – заход солнца служит запускающим моментом для цепи физиологических приспособительных механизмов (Naylor, 2010; Saurel et al., 2007; Tran et al., 2011).

Влияние температуры воды и ее изменений на моллюсков в естественной среде обитания описано многими авторами. Исследуемые нами моллюски при низкой температуре воды в Черном море своей ритмики не меняли. Очевидно, что не сама низкая температура, а уровень наличия фитопланктона определяет интенсивность питания моллюсков, что проявляется в величинах раскрытия створок и поддержании суточной ритмики (Saurel et al., 2007; Tran et al., 2016). Этот вывод поддерживается еще и тем фактом, что в период февраль–март в Черном море наблюдается зимне-весенний максимум развития фитопланктона, и у моллюсков отмечается начало интенсивного формирования половых продуктов и связанная с этим необходимость усиленного питания (Холодов и др., 2010).

Снижение активности и даже массовой гибели мидий регулярно отмечают в летний период в Средиземном море при повышении температуры воды до 27–28°C (Anestis et al., 2007). Известно, что мидии по своему происхождению относятся к бореальным формам и температуры >24°C для них – экстремальны. При повышении температуры поверхностного слоя моря до 28–29°C 30–55% мидий в течение 10 сут умирают. Подобно *M. galloprovincialis*, для *M. edulis* верхний температурный максимум толерантности находится между 26 и 28°C (Anestis et al., 2007; Kramer and Foekema, 2001; Lesser et al., 2010).

В этом температурном диапазоне в тканях мидий наблюдается весь спектр биохимических изменений метаболизма, характерных для температурного стресса: в тканях отмечается накопление белков теплового шока – Hs70, Hs90 (Gracey and Connor, 2016; Li et al., 2007); активация пируваткиназы, а также других ферментов гликолиза (гексакиназы и альдолазы) (Anestis et al., 2007); блокируются процессы окислительного фосфорилирования и соответственно дыхания (Anestis et al., 2007; Gracey and Connor, 2016; Kramer and Foekema, 2001; Lesser et al., 2010; Somero, 2002); наблюдается нарушение функционирования ресничного эпителия, фильтрующего и пищеварительного аппарата моллюсков, сопровождающееся частичной или полной его деградацией (Anestis et al., 2007; Gonzalez and Yevich, 1976); прекращается производство биссуса (Холодов и др., 2010; Martella, 1974).

Снижение интенсивности питания и дыхания на фоне развития возрастающих энергозатрат на процессы адаптации к высоким температурам резко снижает энергетический баланс тканей моллюсков, уже сильно истощенных предшествующим нерестом (Lesser et al., 2010). Ограни-

ченные возможности компенсации возросших энерготрат на метаболические процессы адаптации усугубляет особенно низкий уровень фитопланктона в море, характерный для этого периода (Холодов и др., 2010; Anestis et al., 2007; Kramer and Foekema, 2001). Весь комплекс перечисленных причин, приводящих к истощению энергетических ресурсов тканей моллюсков, вызывает массовую так называемую «летнюю» смертность моллюсков, часто наблюдаемую в марихозайствах по культивированию моллюсков (Anestis et al., 2007; Gonzalez and Yevich, 1976; Kramer and Foekema, 2001). Вместе с тем за весь трехлетний период проведенных исследований не было отмечено «летней» смертности экспериментальных моллюсков. Это, по-видимому, объясняется тем, что температурная аномалия не превышала критических уровней слагающих факторов.

Способность к восстановлению функционирования после изменения качества среды обеспечивает моллюскам сохранение относительно стабильного уровня функциональной активности всего организма и является проявлением их адаптивных возможностей. По мнению ряда авторов (Newell et al., 2001; Riisgard et al., 2011; Saurel et al., 2007; Somero, 2002), переходы мидий даже на продолжительное время в состояние «покоя» – часть нормального поведения моллюсков, и длительные периоды закрытия створок проходят без ущерба для организма моллюсков. Это явление объясняется особенностями организации метаболизма моллюсков, проявляющееся в способности снижать уровень обмена до 10% от нормы, используя анаэробные пути производства энергии, что позволяет им экономить энергию и сравнительно легко переносить неблагоприятный период, находясь длительное время с закрытыми створками (Newell et al., 2001; Somero, 2002).

1.4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ПОВЕДЕНЧЕСКИХ РЕАКЦИЙ МИДИЙ ПРИ ВОЗДЕЙСТВИИ КОМПОНЕНТОВ БУРОВЫХ РАСТВОРОВ И ШЛАМОВ, НЕФТИ И НЕФТЕПРОДУКТОВ

Необходимым условием организации правильного функционирования такой системы является исследование особенностей поведенческих реакций в норме, а также оценка чувствительности аборигенных моллюсков к воздействию компонентов буровых растворов и шламов, нефти и нефтепродуктов. Проведены испытания работоспособности системы и чувствительности моллюсков при краткосрочных (2 часа) ежедневных воздействиях возрастающих невысоких концентраций экстрактов буровых шламов и дизельного топлива, т.е. ситуации, которая по-

стоянно присутствует при разведке и добыче нефтеуглеводородов (Труевич и др., 2020).

Работа проведена в лабораторных условиях с использованием черноморской мидии (*Mytilus galloprovincialis* Lam. 1819), размером 55–60 мм, добытых из зоны моря, из которой осуществлялась закачка воды для проточного аквариума. Отобранных моллюсков, которые в течение суток содержания не прикрепились биссусом к стенкам аквариума, отбраковывали как животных с неудовлетворительным физиологическим состоянием. Прибор с закрепленными моллюсками помещали в аквариум, объемом 100 л с непрерывным протоком воды, закачиваемой из зоны моря на удалении 50 м от берега, с глубины 2 м, со скоростью 6 л/мин. Перемешивание раствора в аквариуме осуществлялось аквариумным микронасосом, при активной продувке воздуха. Перед экспериментами, для адаптации к аквариумному содержанию, прибор с закрепленными моллюсками выдерживали в аквариуме в течение недели. На время проведения эксперимента проток выключали. Исследовали чувствительность моллюсков к воздействию экстрактов бурового шлама, полученного с буровой платформы (скважина № 26 Черноморнефтегаза). Для исключения влияния минеральной взвеси, составляющей до 90% объема бурового шлама, оказывающей дополнительное сильное негативное воздействие на поведенческие реакции моллюсков (Саксонов и др., 2005), в экспериментах использовали водный экстракт рассчитанной навески шлама в 100 мл морской воды, т. е. только химическое воздействие водорастворимых компонентов бурового шлама. Навеску бурового шлама экстрагировали в течение суток при активном перемешивании раствора. Полученный раствор фильтровали на бумажном фильтре. Химический состав шлама не исследовали.

Ежедневно, в течение двух часов, на протяжении трех дней, оценивалась реакция моллюсков на воздействия одной из последовательно возрастающих концентраций экстрактов бурового шлама, соответствующих навескам шлама 25, 50 и 500 мг/л воды в аквариуме. По истечении времени воздействия открывали проток воды и регистрировали скорость восстановления параметров поведенческих реакций.

В качестве модельного объекта нефтяного загрязнения использовали водную эмульсию дизельного топлива в соотношении 1:1. Согласно (Бахмет и др., 2012; Бахмет, 2013; Скидченко и др., 2012; Marigómez et al., 2013) дизельное топливо является наиболее агрессивным компонентом нефтяного загрязнения и наиболее часто используется в лабораторных исследованиях по выявлению влияния нефтяного загрязнения на гидробионты. В каждый из последующих двух дней после экспериментов с экстрактами исследовали воздействия в течение двух часов одного из объемов водной эмульсии дизельного топлива – 0,0125 и 0,025 мл/л.

Эти величины эквивалентны содержанию 0,01 и 0,021 мг/л дизтоплива и соответствует концентрациям 0,25 и 0,5 ПДК, установленных Гигиеническими нормативами РФ для морских вод по нефтяному загрязнению для гидробионтов. Результаты экспериментов оценивали с использованием общепринятых методов статистической обработки данных.

Как показали наши исследования, моллюски остро реагируют на присутствие в водной среде экстрактов бурового шлама (рис. 1.11). Уже в первые 2-3 мин появления экстрактов в экспериментальном аквариуме моллюски резко, практически синхронно, снижают амплитуду раскрытия створок на 30% при концентрации 25 мг/л и на 40 и 50% при возрастающих концентрациях соответственно. После резкого снижения амплитуды в первые минуты эксперимента средняя величина раскрытия створок на протяжении двухчасового эксперимента продолжает снижаться с меньшей скоростью до уровня 20–25% при концентрации 25 мг/л и до 10% при концентрации 50 мг/л к концу эксперимента. При воздействии концентрации 500 мг/л амплитуда раскрытия створок снижается сразу до 10% и колеблется на этом уровне до конца эксперимента. На протяжении всего периода присутствия токсикантов, после резкого синхронного снижения амплитуды раскрытия створок в первые минуты эксперимента, в дальнейшем, поведение моллюсков, при сниженной амплитуде раскрытия створок, представляет собой несинхронное бессистемное хлопанье створок, чередующееся с частыми периодами закрывания створок до уровня 2-3% на непродолжительное время (3–5 мин). При этом, с увеличением концентрации и длительности воздействия токсикантов продолжительность периодов пребывания моллюсков с полностью закрытыми створками увеличивается (табл. 1.1, рис. 1.11). После снятия воздействия токсикантов у моллюсков еще до момента полной смены воды в аквариуме отмечается быстрое восстановление амплитуды раскрытия створок. Полное восстановление амплитуды раскрытия створок отмечается через 2–4 ч после снятия воздействия в зависимости от концентрации использованного в эксперименте экстракта бурового шлама. Скорость восстановления снижается при воздействиях более высоких концентраций экстрактов (рис. 1.11, в).

На рис. 1.12 представлены результаты экспериментов по воздействию дизельного топлива на моллюсков. Как видно из представленных графиков, моллюски более остро реагируют на воздействие дизельного топлива в исследованных концентрациях, составляющих 0,0125 и 0,025 мг/л, чем на экстракты бурового шлама. Амплитуда раскрытия створок в течение нескольких минут после внесения топлива снижается до 28 и 17% соответственно и варьирует на этих уровнях на всем протяжении эксперимента (рис. 1.12, табл. 1.1).

Таблица 1.1

Характеристики поведенческих реакций мидий до и в конце экспериментов

Токсикант / концентрация	Величина раскрытия створок (% от величины максимального раскрытия)		Продолжительность нахождения мидий в закрытом состоянии (% от общей продолжительности эксперимента)	
	до эксперимента	в конце эксперимента	до эксперимента	в конце эксперимента
Экстракты буровых шламов				
25 мг/л	58,58±8,93	34,82±8,71	3,67±3,77	31,43±7,24
50 мг/л	57,99±12,52	22,35±8,14	23,83±4,07	64,31±9,61
500 мг/л	55,9±10,61	13,41±8,83	28,52±4,65	67,79±11,87
Дизельное топливо				
0,0125 мл/л	50,58±12,91	26,5±10,24	25,63±3,22	64,54±12,01
0,025мл/л	34,38±10,56	13,5±6,46	37,73±6,86	52,55±9,97

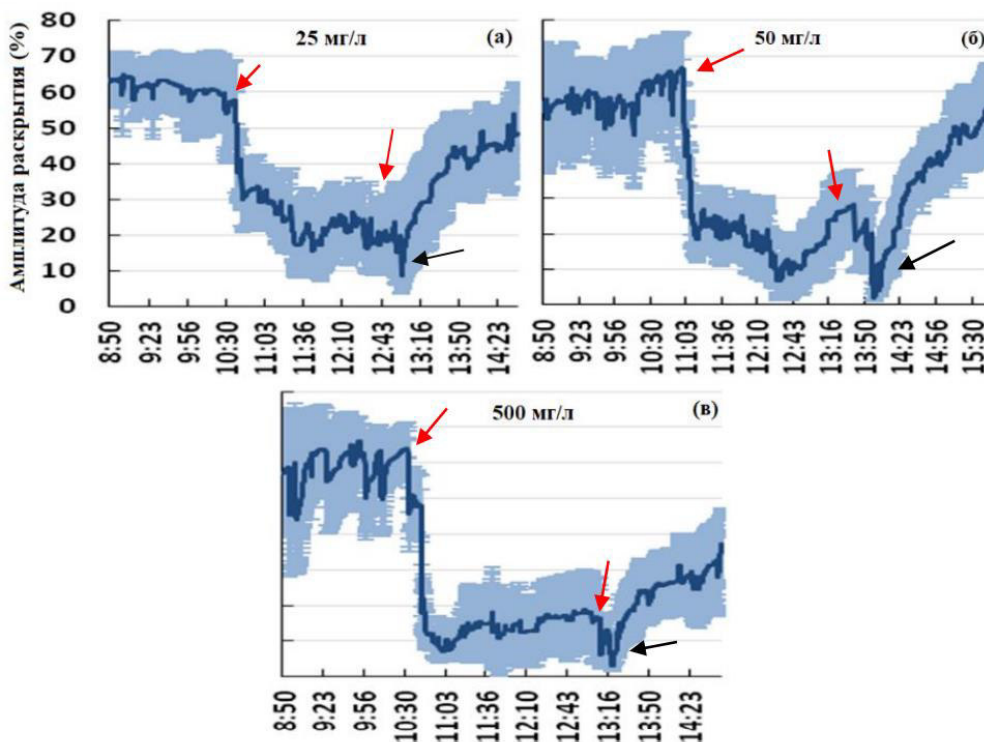


Рис. 1.11. Амплитуда раскрытия створок осредненная для 16 мидий (% от максимального раскрытия) при воздействии растворов бурового шлама разной концентрации (синяя линия). Голубой фон – среднее квадратическое отклонение. Красными стрелками показаны моменты начала и конца воздействия, черными – моменты выключения света

Как и при воздействиях экстрактов бурового шлама поведение моллюсков на протяжении эксперимента, при сниженной амплитуде раскрытия, представляет собой череду бессистемных несинхронных схлопываний с четким проявлением дозозависимого эффекта. Повторяющиеся воздействия на моллюсков экстрактов бурового шлама и дизельного топлива в наших экспериментах вызвали общее снижение амплитуды раскрытия створок, примерно на 20%. Полное восстановление амплитуды раскрытия створок для части моллюсков наблюдается только через сутки.

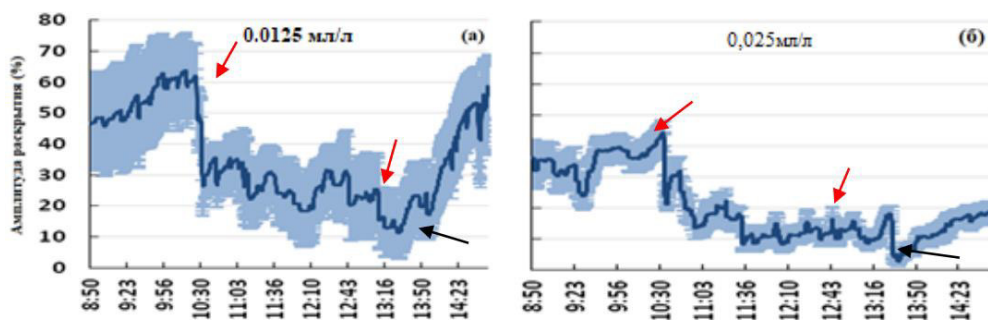


Рис. 1.12. То же, что и на рис. 1.11, только при воздействии дизельного топлива

После удаления токсикантов из аквариума отмечается резкий пик кратковременного снижения амплитуды раскрытия створок до нуля, что является проявлением защитной реакции моллюсков на выключение света (см. рис. 1.11, 1.12). Такие кратковременные синхронные реакции на неинвазивные воздействия практически не изменяют общей направленности адаптивных реакций и при настройке автоматизированных систем мониторинга водной среды должны учитываться управляющими компьютерными программами как ложные сигналы (Трусевич и др., 2015).

Полученные в наших экспериментах результаты свидетельствуют о наличии высокотоксичных компонентов в буровых шламах, которые легко переходят в водную среду. Многочисленные исследования влияния бурового шлама на жизнедеятельность моллюсков, полученные, в основном, в условиях долговременных лабораторных экспериментов с использованием методов биоиндикации, характеризуют преимущественно особенности физиолого-биохимических механизмов адаптивных реакций гидробионтов. В работах (Бахмет, 2013; Бахмет и др., 2012) установлены изменения сердечной активности мидии, в Скидченко и др. (2012) – лизосомальной активности тканей, в (Frantzen et al., 2016; Mil-

inkovitch et al., 2015) – ферментных групп и компонентов антиоксидантного комплекса тканей в зависимости от концентрации и продолжительности воздействия буровых растворов и нефтепродуктов. При этом, сведения характеризующие особенности поведенческих реакций двустворчатых моллюсков при воздействиях нефти и нефтепродуктов в литературе немногочисленны (Redmond et al., 2017). Учитывая необходимость создания и развития систем автоматизированного биосенсорного контроля вод на основе поведенческих реакций моллюсков в районах морских шельфов, получение таких сведений является настоящей необходимостью.

Повторяющиеся воздействия на моллюсков буровых растворов и солярового масла в наших экспериментах в течение нескольких дней, вызвали общее снижение величины раскрытия створок, примерно на 20% (см. рис. 1.12), что вероятно является «эффектом накопления воздействия» (Бахмет и др., 2012; Скидченко и др., 2012). Это может быть свидетельством начала адаптивных физиолого-биохимических перестроек метаболизма как при хронических воздействиях невысокой интенсивности, так и начала глубоких адаптивных физиолого-биохимических изменений метаболизма в результате длительного воздействия токсиканта (Бахмет и др., 2012; Скидченко и др., 2012). Наиболее значительные повреждающие изменения метаболизма моллюсков происходят при повторяющихся частых разливах нефти невысокой концентрации (Скидченко и др., 2012; Sandrini-Neto et al., 2016; Sukharenko et al., 2017; Geraudie et al., 2016). Очевидно, что именно эти изменения метаболизма находят свое отражение в глубоких изменениях поведенческих реакций у моллюсков, сопровождающихся разрушением суточного ритма, нарушением процессов фильтрации и питания, гаметогенеза (Redmond et al., 2017; Sandrini-Neto et al., 2016). Таким образом, продолжительное хроническое воздействие токсикантов приводит к быстрой деградации популяций моллюсков. Такие исследования требуют продолжения.

Полученные данные об особенностях поведенческих реакций черноморской мидии и результаты испытаний разработанных приборов являются достаточно полной базой для разработки и внедрения в нашей стране систем автоматизированного биомониторинга водной среды непрерывного действия, на основе поведенческих реакций моллюсков, в районах разведки и добычи углеводородов на шельфах морей.

1.5 БИОМОНИТОРИНГ ВОДНОЙ СРЕДЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ПРЕСНОВОДНЫХ ДВУСТВОРЧАТЫХ МОЛЛЮСКОВ

Исследования, представленные в предыдущих разделах, посвящены изучению поведенческих реакций черноморской мидии для использования их в качестве сенсорной составляющей при создании комплекса автоматизированного мониторинга морской водной среды. Для использования такой системы в пресноводных средах необходимо применение пресноводных двустворчатых моллюсков.

Для этого необходимо:

1. Исследовать особенности поведенческих реакций – суточной и сезонной динамики движения створок – типичных представителей двустворчатых моллюсков пресноводных водоемов Крыма – перловицы (*Unio pictorum*) в естественных условиях обитания – русло р. Черная в районе 14 и 11 гидроузлов водоканала г. Севастополя.

2. Оценить чувствительность моллюсков к воздействию некоторых основных загрязняющих агентов.

1.5.1 Результаты исследований поведенческих реакций моллюсков перловицы в естественной среде обитания

Исследование проведено на пресноводных моллюсках – перловицах *Unio pictorum* размером 40–45 мм, выловленных в районе проведения работ. Для долговременных круглогодичных исследований фоновых характеристик поведения моллюсков прибор опускали в основное русло р. Черная на гидроузле водозабора питьевой воды водоканала г. Севастополя с переходных мостков на глубину 1 м (рис. 1.13).

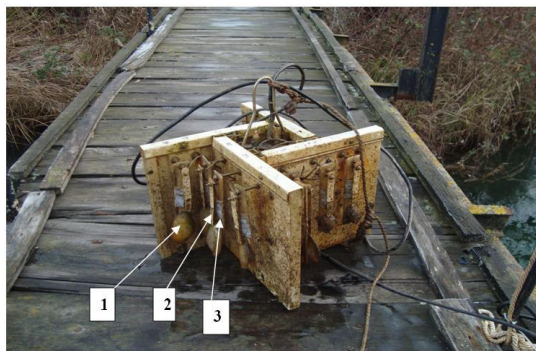


Рис. 1.13. Блок регистрации поведения моллюсков комплекса автоматизированного мониторинга водной среды на переходных мостках гидроузла № 14. 1 – моллюск; 2 – магнит; 3 – датчик Холла

Особенности поведенческих реакций моллюсков перловицы в естественной среде обитания. Продолжительные, непрерывные наблюдения (с августа 2015 по ноябрь 2016 гг.) поведения моллюсков показали, что движения створок подчинены строгому суточному ритму, проявляющемуся в том, что с моментом захода солнца резко увеличивается частота аддукций (быстрое сведение и последующее раскрытие створок в течение 0,5–1 мин) (рис. 1.14, 1.15). Более подробное рассмотрение этого момента показывает, что появление серий частых аддукций начинается с момента наступления сумерек и продолжается, с постепенно затухающей частотой, в течение 3–5 ч ночного периода суток. В некоторых случаях небольшое увеличение частоты аддукций наблюдается и в момент развития утренних сумерек (см. рис. 1.15). На протяжении суток в норме величина (амплитуда) раскрытия створок практически постоянна и колеблется у отдельных моллюсков от 2 до 4 мм, за исключением момента перехода от дневной к ночной части суточного цикла (рис. 1.14, 1.16). Амплитуда раскрытия створок – величина совершенно индивидуальная и варьирует в широких пределах в зависимости от физиологического состояния моллюсков и колебаний факторов среды.

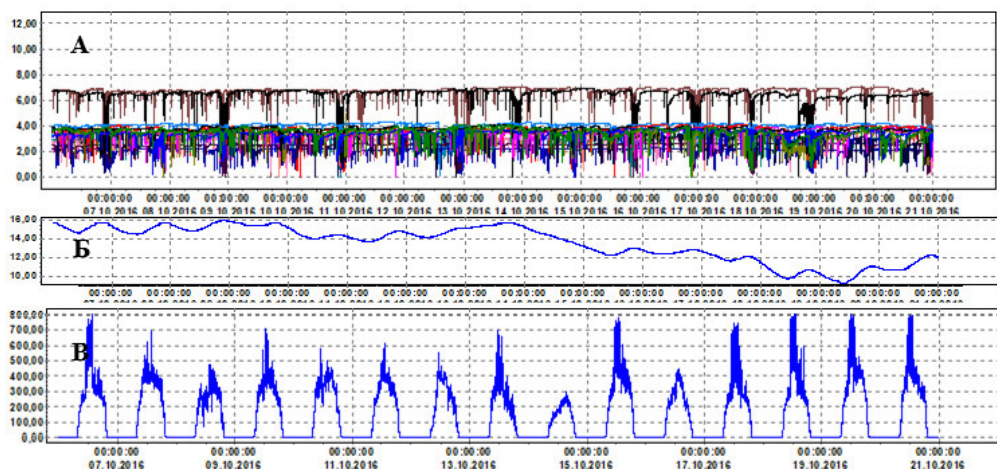


Рис. 1.14. Суммарный график (16 моллюсков) величины раскрытия створок в мм (А), температура воды в реке (Б) и график освещенности в лк (В)

В суточном ритме перловиц можно различить, в основном, две группы движений:

- аддукции (схлопывания) – быстрые, кратковременные движения сведения и раскрытия створок, длящиеся от 0,5 до 1,5–2 мин,

обеспечивающие, в основном, процессы выведения из организма продуктов метаболизма и псевдофекалий;

- медленные, занимающие большую часть суток, неглубокие колебания, обеспечивающие осуществление процессов фильтрации и дыхания.

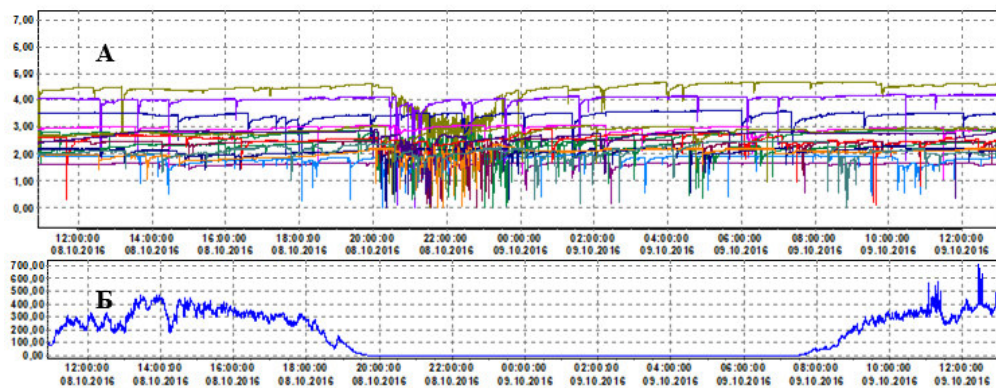


Рис. 1.15. Величина раскрытия створок (в мм) при переходе от дневной к ночной части суточного цикла (А) и освещенность в лк (Б)

Частота схлопываний колеблется от 1 раза в 2–3 ч до 2–3 в час в дневное время. На закате, в моменты перехода к ночной части суточного цикла, частота схлопываний резко увеличивается до 10–15 и более раз в час и продолжается, с постепенно уменьшающейся частотой, после полуночи в течение 2–4 ч (см. рис. 1.15). Это является прямым доказательством большей активности питания перловиц, как и большинства моллюсков, в ночной период. Сведения литературы по вопросу о наличии, природе и характеристиках суточной ритмики движения створок моллюсков многочисленны и достаточно противоречивы. Большинство исследователей отмечают наличие как у морских, так и пресноводных моллюсков четкой суточной ритмики в движении створок (Ашофф, 1984). Рядом исследователей высказывается предположение о наличии в суточных ритмах эндогенно закрепленных компонентов (Galtsoff, 1964; Ameyaw-Akumfi and Naylor, 1987).

Вместе с тем, многие исследователи, особенно последних лет, отмечают у двустворчатых моллюсков преимущественно нестабильную циркадианную (околосуточную) ритмику, связывая ее вариации с условиями питания, дыхания и другими изменениями параметров среды обитания (Ameyaw-Akumfi and Naylor, 1987; Newell et al., 2001; Robson et al., 2010). Противоречивость мнений обусловлена, очевидно, тем, что большинство исследований проведено в лабораторных условиях с ис-

кусственно заданными характеристиками среды, не соответствующими природной среде обитания, несовершенством используемой приборной техники, а также некорректностью постановки экспериментов (Robson et al., 2010; Salanki, 1977).

В отдельные дни, у некоторых моллюсков отмечаются периоды пребывания в течение нескольких часов с закрытыми створками (рис. 1.16). Переходу моллюсков к закрытию створок предшествует период учащающихся схлопываний у большинства моллюсков и уменьшению амплитуды их раскрытия, обычно у нескольких моллюсков, заканчивающихся закрыванием створок на продолжительное время, что может быть показателем некоторого стрессового состояния, вызванного, скорее всего, появлением каких-либо негативных изменений водной среды. На это указывает также то, что в большинстве случаев у многих моллюсков такие реакции возникают синхронно. Выход из этого состояния сопровождается обратным порядком реакций моллюсков. Моллюски остро реагируют на многие резкие изменения окружающей среды. Постукивания по аквариуму, резкие звуки, вибрации, резко упавшая тень на аквариум, выключение света (*shadow reflex*) и т.п. вызывают у моллюсков мгновенное (за 2–3 с) закрывание створок на непродолжительное время (1–2 мин), что, очевидно, является проявлением защитных рефлексов (Ameyaw-Akumfi and Naylor, 1987). Но, при частом повторении этих воздействий величина реакции мидий постепенно снижается и даже постепенно исчезает. Такие кратковременные синхронные реакции моллюсков практически не отражаются на общей ритмике движения створок и при создании автоматизированных систем мониторинга водной среды должны исключаться управляющими компьютерными программами как ложные сигналы.

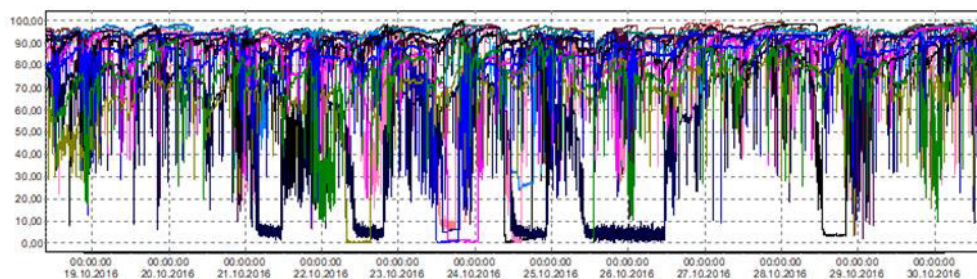


Рис. 1.16. Величина раскрытия створок (в % к величине максимального раскрытия) с несинхронно закрытыми створками

1.5.2 Реакция пресноводных моллюсков на химические загрязняющие вещества

Эксперименты по оценке чувствительности к воздействию токсикантов проводили в двух аквариумах, объемом 120 л каждый, установленных на берегу реки, в которых размещались приборы с закрепленными моллюсками, при постоянном протоке воды из основного русла со скоростью 4 л/мин (рис. 1.17).



Рис. 1.17. Аквариумы с приборами для проведения экспериментов по оценке чувствительности моллюсков к воздействию токсикантов на гидроузле № 11

Эксперименты проводили в проточном и непроточном вариантах. В непроточном варианте, с целью минимизации фактора беспокойства моллюсков, рассчитанная концентрация загрязнителя вводилась в аквариум при выключенном на время эксперимента протоке воды, по трубке с расстояния трех метров. Равномерное перемешивание раствора достигалось использованием аквариумного микронасоса.

В проточном варианте рассчитанная концентрация раствора токсиканта подавалась с помощью перистальтического насоса непосредственно в струе подаваемой проточной воды в аквариум и таким образом поддерживалась необходимая концентрация токсиканта на протяжении всего эксперимента.

Исследовали чувствительность моллюсков к воздействию растворов в концентрациях: аммиака – 1; 2; 10 ПДК; медного купороса – 0,062; 0,125; 0,25; 0,5; 1; 2 ПДК; уксуснокислого свинца – 0,5; 2; 10

ПДК; сернокислого кадмия – 5; 20; 100 ПДК (в пересчете на ионы металлов) и лаурилсульфата натрия – 5 и 0,5 мг/л. Использовались величины ПДК, установленные Гигиеническими нормативами ГН 2.1.5.1315-03 «Предельно допустимые концентрации (ПДК) химических веществ в воде водных объектов хозяйственно-питьевого и культурно-бытового водопользования» РФ с 15 июня 2003 г., а также «Перечнем предельно допустимых концентраций и ориентировочно безопасных уровней воздействия вредных веществ для воды рыбохозяйственных водоемов», принятым согласно приказу Федерального агентства по рыболовству от 20 января 2010 г. № 25. Продолжительность воздействия всех ксенобиотиков составляла, в зависимости от концентрации, 1,5–2 ч.

Результаты наших исследований по оценке чувствительности к воздействию некоторых загрязняющих химических агентов, возможность появления которых в водах р. Черная наиболее вероятна, приведены в табл. 1.2. Как видно из таблицы реакция моллюсков на появление в воде экспериментальных аквариумов загрязняющих химических агентов, в зависимости от природы и концентрации, проявляется в повышении частоты, амплитуды и продолжительности схлопываний (аддукций), уменьшении амплитуды раскрытия створок и полному их закрыванию на время негативного влияния агентов.

Т а б л и ц а 1.2

Чувствительность моллюсков к воздействию токсикантов различной природы и концентрации

Концентрация вещества в ПДК (по гигиеническим нормативам РФ)	Концентрация вещества в аквариуме	Реакция моллюсков при разных вариантах эксперимента	
		проточный	непроточный
SDS – Додецилсульфат натрия (детергент) 1 ПДК = 1 г/л			
1 ПДК	1 мг/л	нет	нет
2 ПДК	2 мг/л	нет	-
3 ПДК	3 мг/л	-	B; C(b); D
5 ПДК	5 мг/л		B; C(c); D
Дизельное топливо 1 ПДК = 0,35 мл/л			
0,014 ПДК	0,005 мл/л	-	нет
0,071 ПДК	0,025 мл/л	-	B; C (a);D

Продолжение табл. 1.2

0,14 ПДК	0,05 мг/л	-	В; С (а); D
1,4 ПДК	0,5 мг/л	-	В; С(с); D
Медный купорос раствор 1ПДК = 1 мг/л			
2 ПДК	2 мг/л	В; С(с); D	В; С(с); D
1 ПДК	1 мг/л	В; С(б); D	В; С(б); D
0,25 ПДК	0,25 мг/л	С (б); D	В; С (б); D
0,062 ПДК	0,062 мг/л	А; С(а);	В; С(а) D
0,5 ПДК рыбхоз	0,002 мг/л	нет	А;В
Свинец раствор $Pb(CH_3COO)_2 \cdot 3H_2O$ 1 ПДК = 0,006 мг/л			
10 ПДК	0,06 мг/л	нет	нет
20 ПДК	0,12 мг/л	-	нет
30 ПДК	0,18 мг/л	нет	нет
50 ПДК	0,3 мг/л	нет	А; слабо
Кадмий раствор $3CdSO_4 \cdot 8H_2O$ 1 ПДК = 0,001 мг/л			
100 ПДК	0,1 мг/л	нет	С(с); D
20 ПДК	0,02 мг/л	-	А; В
30 ПДК	0,03 мг/л	нет	А; В
Хром раствор $K_2Cr_2O_7$ 1 ПДК = 0,05 мг/л			
10 ПДК	0,5 мг/л	нет	А; В; С(а)
20 ПДК	1,0 мг/л	нет	А; В; С (б)
Никель раствор $NiSO_4 \cdot 7H_2O$ 1 ПДК = 0,02 мг/л			
20 ПДК	0,4 мг/л	нет	нет
100 ПДК	2,0 мг/л	А; В слабо	С(с); D

Условные обозначения типов реакции моллюсков на воздействия загрязняющих токсичных веществ: А – увеличение частоты схлопываний; В – гиперактивность + уменьшение амплитуды раскрытия створок у не менее 60% моллюсков; С – синхронное закрытие створок на продолжительное время: а) у 20%; б) у 70%; с) у 100% моллюсков; D – продолжительная реакция (от нескольких часов до суток) после окончания воздействия.

В большей части проведенных экспериментов результаты негативного воздействия обнаруживаются в поведенческих реакциях моллюсков еще на протяжении нескольких часов после удаления загрязняющих компонентов из воды аквариумов. Для наглядности, в качестве примеров поведенческих реакций приведены суммарные графики реакции моллюсков на жесткие воздействия высоких (рис. 1.18) и низких (рис. 1.19) концентраций раствора аммиака.

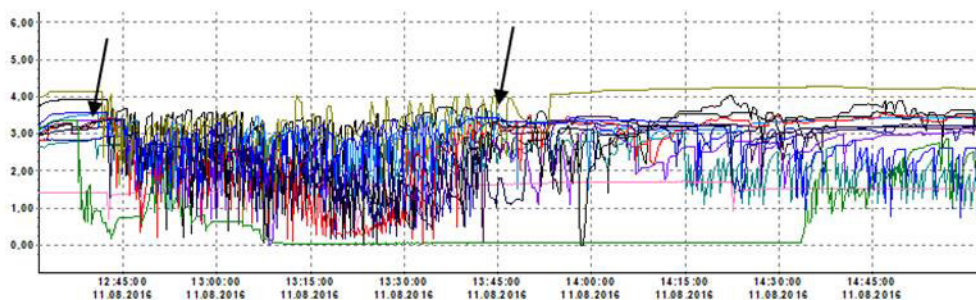


Рис. 1.18. Величина раскрытия створок (в мм) при воздействии раствора аммиака в концентрации 10 мг/л. Стрелками отмечены моменты начала и конца воздействия токсиканта

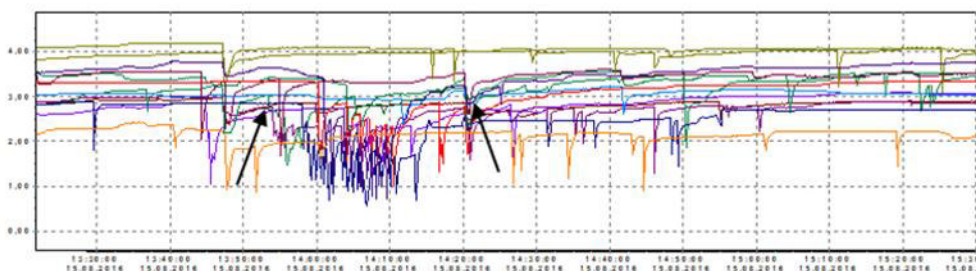


Рис. 1.19. Величина раскрытия створок (в мм) при воздействии раствора аммиака в концентрации 2 мг/л. Стрелками отмечены моменты начала и конца воздействия токсиканта

Одним из важнейших показателей изменения физиологического состояния моллюсков является величина и частота раскрытия створок. Как видно на рис. 1.18 воздействие высоких концентраций ксенобиотика вызывают практически мгновенное синхронное резкое увеличение числа аддукций до 1–2 в минуту, превращающееся в хаотическое бессистемное хлопанье створок.

В моменты повышения активности, чаще всего вызванной негативными воздействиями, моллюски вместо правильно чередующихся аддукций совершают беспорядочные, кратковременные открывания створок, которые скорее напоминают «обратную аддукцию» (flapping activity) (Curtis et al., 2000). Это является явным признаком развития стрессовой ситуации, когда моллюски усилением вентиляции жабр пытаются освободиться от опасных для жизни компонентов и свидетельствует о нарушении процессов фильтрации, дыхания и питания (рис. 1.20). Учащение схлопываний сопровождается быстрым уменьшением амплитуды раскрытия створок, чаще всего заканчивающимся полным закрыванием их.

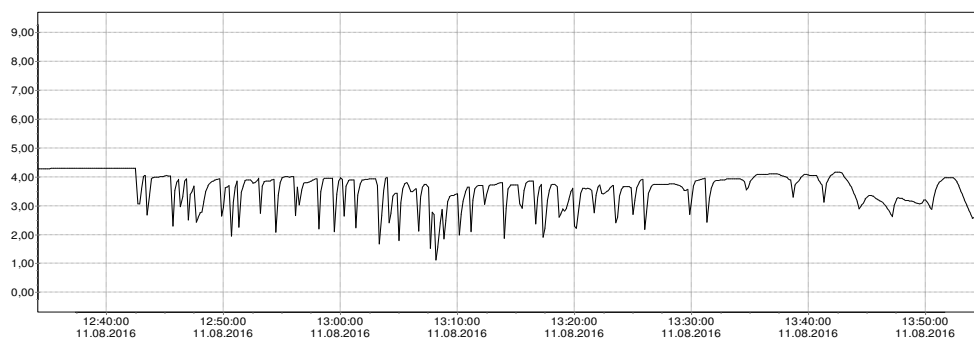


Рис. 1.20. Аддукции одного моллюска в период воздействия аммиака в концентрации 10 мг/л

Результаты наших экспериментов показывают, что наличие ионов меди в воде является для моллюсков наиболее высоким стрессорным фактором. Даже концентрации, составляющие 1/16 ПДК по Гигиеническим нормативам РФ, вызывают у моллюсков перловицы ярко выраженную продолжительную негативную реакцию, сопровождающуюся резким увеличением интенсивности схлопываний в начальной фазе и полным закрыванием створок не только до момента снятия нагрузки, но еще и на протяжении 2–3 ч после нее. Постепенное восстановление ритма и нормального уровня раскрытия створок происходит только к утру следующих суток. В то же время концентрации ионов меди на уровне 1 ПДК для рыбохозяйственных организаций и питьевой воды, что составляет 0,006 мг/л, не оказывает заметного негативного воздействия

При рассмотрении полученных материалов обращает внимание тот факт, что воздействие таких опасных для живых организмов химических веществ как аммиак, свинец и кадмий в условиях нашего эксперимента вызвали реакцию моллюсков только в случаях применения высоких и очень высоких концентраций: 10 ПДК – аммиак, 50 ПДК – кадмий, 100 ПДК – свинец. Объяснения этому факту, очевидно, следует искать в химическом составе воды русла р. Черная в период проведения экспериментов. Основной период проведения экспериментов приходился на октябрь и ноябрь – период интенсивного листопада. В этот период все русло реки было буквально завалено падающими листьями, которые интенсивно разлагались, с образованием высокой концентрации гуминовых кислот и их производных. Наибольшую опасность для живых организмов представляют свободные ионы химически активных элемен-

тов. Как было показано многочисленными исследованиями, соли тяжелых металлов и других химически активных веществ, попадая в водную среду с высоким содержанием гуминовых кислот, практически мгновенно образуют комплексные соединения различного уровня стабильности и большей частью переводятся в осадок в донные илы (<http://www.mermayde.nl>; Lorenzo et al., 2002; Lorenzo et al., 2005; Лебедева и Чернышова, 2008). При этом следует учитывать, что по интенсивности связывания ионов металлов гуминовыми кислотами они располагаются в следующем ряду: свинец; кадмий; хром; железо; медь (Лебедева и Чернышова, 2008).

Вместе с тем при оценке степени загрязненности вод по уровню ПДК чаще всего оперируют величинами общего (тотального) содержания металлов в воде и илах и поэтому следует учитывать причины возможного расхождения показателей в оценке токсичности, определяемой разными методами. Кроме этого, существенные расхождения в оценке токсичности могут возникать при определении токсичности того или иного вещества в условиях текущих и стоячих вод. В условиях стоячих вод, как показывают наши исследования, глубина воздействия существенно возрастает (см. табл. 1.2). Этот вывод заслуживает внимания в первую очередь потому, что основная часть исследований влияния токсических веществ на гидробионтов и установления нормативов ПДК проведена в условиях лабораторных экспериментов, в аквариумах, часто с редкой периодичностью смены воды и, конечно, результаты, характеризующие влияние токсичных веществ на гидробионтов, полученных в лабораторных экспериментах, могут существенно отличаться от полученных в условиях естественных водоемов.

Таким образом, можно заключить, что полученные данные об особенностях поведенческих реакций моллюсков и результаты испытаний разработанных приборов являются достаточно полной базой для внедрения в нашей стране систем автоматизированного биомониторинга водной среды, на основе поведенческих реакций моллюсков, во всех сферах современного водопользования.

1.5.3 Лабораторные исследования по определению чувствительности пресноводных моллюсков на воздействие нефтяного загрязнения вод

Нефтяное загрязнение является одним из ведущих факторов негативного антропогенного воздействия на водные экосистемы. Основными источниками загрязнения пресноводных водоемов, не связанных с нефтедобычей и водным транспортом, являются сточные воды коммунально-бытовой деятельности. Также углеводороды поступают в водоемы и в ходе дождевых смылов с полей и дорог, ветровой эрозии почв, выпадения атмосферных осадков (Коршунова и Логинов, 2019). Нефть – это неспецифический групповой токсикант переменного состава, который относится к категории слаботоксичных и/или умеренно токсичных веществ. Наибольшую опасность для живых организмов представляют растворимые моноциклические ароматические углеводороды и устойчивые высокомолекулярные полиароматические углеводороды (ПАУ) (Патин, 2017). Нефть и нефтепродукты являются наиболее опасными загрязнителями водной среды, которые оказывают отрицательное воздействие на трофические связи и круговороты веществ, накапливаются во всех слоях водной толщи и донных илах, загрязняют берега рек и озер, приводят к ухудшению физических и органолептических свойств воды, затрудняющие все виды водопользования.

В качестве этапа биотестирования был осуществлен скрининг воздействия стандартного дизельного топлива. Скрининг-тесты были выполнены для установления самых низких концентраций солярового масла, которые способны вызывать немедленные отклонения в поведении моллюсков, с последующим использованием его результатов в системах биосенсорной индикации качества водной среды. Во избежание расслоения дизтопливо вносили в экспериментальные аквариумы в виде водной эмульсии, приготовленной продолжительным (15 мин) интенсивным взбалтыванием смеси воды и солярового масла в соотношении 1: 1.

Исследовались концентрации соляра: 0,5 мл/л (1,4 ПДК); 0,05 мл/л (0,14 ПДК); 0,025 мл/л (0,071 ПДК) и 0,005 мл/л (0,0014 ПДК). Продолжительность каждого экспериментального воздействия составляла 2 ч. При проведении экспериментов рассчитанная концентрация поллютанта вводилась в аквариум, при выключенном на время эксперимента протоке воды, по трубке с расстояния трех метров. Равномерное перемешивание раствора в аквариуме достигалось использованием аквариумного микронасоса. Результаты экспериментов представлены на рис. 1.21, 1.22.

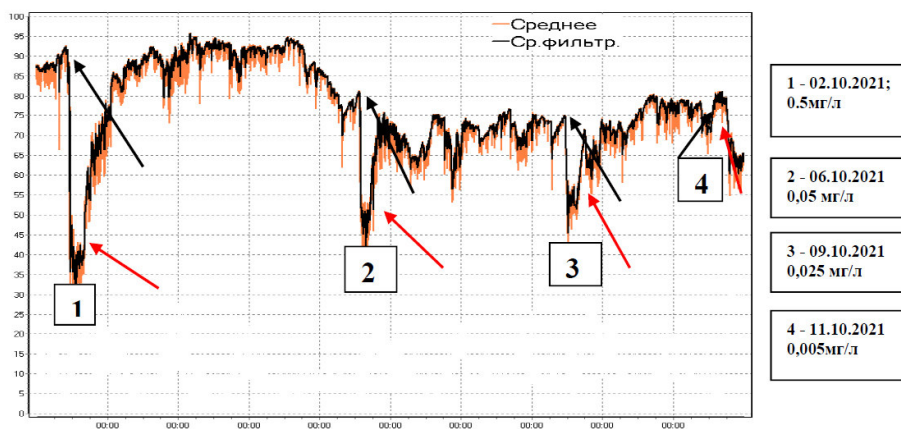


Рис. 1.21. График раскрытия створок моллюсков в течение эксперимента: черная стрелка – момент начала, красная – момент окончания воздействия

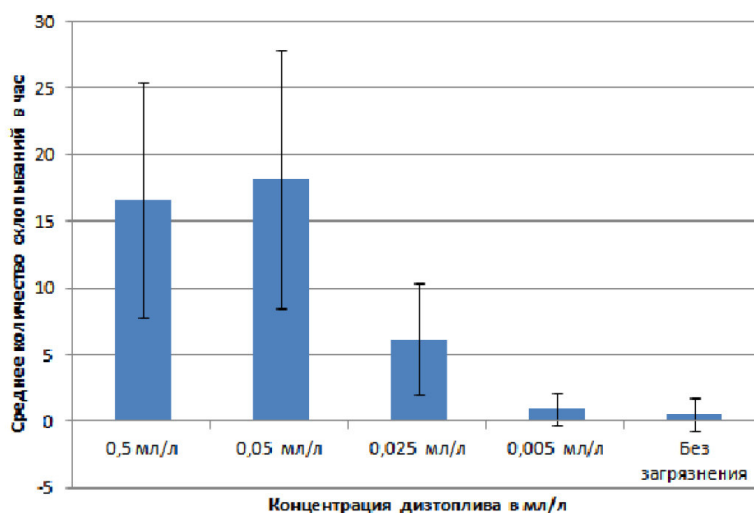


Рис. 1.22. Частота схлопываний створок в час при воздействиях

Как показали наши исследования, моллюски перловицы демонстрируют высокую чувствительность к присутствию дизельного топлива в водной среде (Трусевич и Журавский, 2023). Реакция моллюсков на воздействия дизельного топлива носит ярко выраженный дозозависимый характер. Появление в воде аквариума дизельного топлива в концентрации 0,5 мл/л (1,4 ПДК) уже в первые минуты вызывает практически мгновенную синхронную реакцию моллюсков, проявляющуюся в резком увеличении частоты бессистемных схлопываний створок (10–20 в час) (см. рис. 1.22), сопровождающихся уменьшением амплитуды рас-

крытия створок в среднем на 40% от величины максимального раскрытия, сохраняющееся 8–10 ч после удаления токсиканта, что является характерным признаком стрессовой ситуации.

Реакция моллюсков уменьшается по мере снижения концентрации токсиканта. Скрининг-тесты воздействия дизельного топлива на поведенческие реакции моллюсков-перловиц позволили установить, что нижний порог чувствительности моллюсков составляет 0,005 мл/л, что соответствует уровню ПДК для рыбохозяйственных предприятий.

Мы не обнаружили в литературе сведений о чувствительности моллюсков-перловиц к кратковременным воздействиям нефти и дизельного топлива, что является важнейшим необходимым элементом функционирования комплекса автоматизированного мониторинга вод. Вместе с тем, имеется достаточно большое количество работ, характеризующих влияние долговременных воздействий на выживаемость, изменение физиологических реакций, активности ферментных систем пресноводных моллюсков. Показано, что нефть и нефтепродукты провоцируют нарушения газового и фильтрационного процессов у бентосных беспозвоночных, изменение дыхательного и сердечного ритмов, поведенческих реакций, в том числе и двустворчатых моллюсков. Большинство видов водной фауны особенно уязвимы к действию нефти на ранних стадиях своего развития (икра, личинки, молодь) (Коршунова и Логинов, 2019; Патин, 2017). Двустворчатые моллюски характеризуются наибольшей устойчивостью к воздействию нефтеуглеводородов. Тем не менее, анализ выживаемости моллюсков под влиянием дизельного топлива показывает, что при концентрации дизельного топлива 0,5 мл/л численность моллюсков снижается на 20% в девятые и двенадцатые сутки. При концентрации дизельного топлива 1 мл/л численность моллюсков снижалась 40% и 50% на шестые и девятые сутки хронического влияния (Коршунова и Логинов, 2019). Главными изменениями внутренних органов моллюсков рода *Unio* под влиянием различных концентраций нефти являлись нарушения строения эпителиальной ткани жабр, кишечника, почечного мешка (Клишин и др., 2016). Эти материалы, давая представление об общих реакциях пресноводных двустворчатых моллюсков, к сожалению, не отвечают на вопрос о возможности их использования в системах биосенсорного контроля вод. Наши предшествующие долговременные (на протяжении трех лет) и настоящее исследование показали, что моллюски-перловицы вполне успешно могут быть использованы в системах автоматизированного мониторинга пресных вод, сохраняя работоспособность в комплексах на протяжении не менее двух лет во все сезоны года.

1.6 ВОЗДЕЙСТВИЕ АКУСТИЧЕСКИХ И ВИБРАЦИОННЫХ СИГНАЛОВ НА ЧЕРНОМОРСКИЕ МИДИИ

На практике установлено, что мидии (например, *P. Bernhardus* и *M. Edulis*) реагируют на вибрацию, и их спектральная чувствительность лежит в диапазоне 5–410 Гц. Полная методология изложена в (Roberts et al., 2015; Roberts et al., 2016). В этот спектральный диапазон могут входить шумы проходящих кораблей, забивка свай в морское дно, удары волн о береговые сооружения или о сам буй.

Анализ работ (Roberts et al., 2015; Roberts et al., 2016; Vazzana et al., 2016; Кастелеин, 2008; Hubert et al., 2022a; Hubert et al., 2022b), посвященных воздействию акустических вибраций на мидии и их реакцию, показал, что в них не отражены вопросы, касающиеся инфразвукового диапазона, а также не рассмотрена градуировка величины раскрытия створок мидий на стадии изготовления и настройки биосенсорной системы, не исследованы ложные срабатывания или неполное открытие створок отдельных мидий при воздействии на них точечных раздражителей, включая обрастание и влияние белковых нитей (биссуса). Необходимость разработки методики, учитывающей перечисленные факторы, и улучшение избирательности отклика мидий является целью исследования.

При разработке морской автоматизированной биосенсорной системы раннего оповещения, сигнализирующей о загрязняющих веществах, и оценке возможной опасности этой воды для водных и других организмов были определены подходящие организмы, отвечающие таким критериям: быть типичным для данной местности, иметь высокую численность, обитать в данном месте в течение ряда лет, иметь возможность использоваться в естественных условиях и обладать ответной реакцией на химическое или физическое воздействие. Этим критериям отвечают черноморские мидии.

Однако мидии являются многосенсорными биологическими системами, которые активно реагируют не только на загрязнители, но и на другие факторы. Поэтому недостатками биологической системы оповещения, как и других известных «систем раннего предупреждения», являются пороги срабатывания, вызванные воздействием различных внешних мешающих факторов, таких как изменение температуры, солености (электропроводности), освещенности, волнения, течения и шумов. В результате естественно-природные изменения факторов среды могут приводить к таким же изменениям параметров (вызывая стресс), как и антропогенные (токсические) воздействия, что неизбежно провоцирует генерацию сигналов ложной тревоги; система становится экологически неадекватной. Поэтому актуальной является задача по исследо-

ванию и оценке воздействия акустических и вибрационных сигналов на черноморские мидии.

1.6.1 Проведение исследования в лабораторных условиях с использованием разработанной экспериментальной установки

Известно, что у двусторчатых моллюсков структура слуха представлена органом чувств брюшной полости, который является механо-сенсорным рецептором, высокочувствительным к механическим вибрациям. Определим воздействия акустических и вибрационных сигналов на черноморские мидии, что позволит определить технические характеристики акустических вибродатчиков, необходимых для установки в автоматизированную морскую биосистему раннего оповещения.

Исследования проводились в лабораторных условиях с использованием разработанной экспериментальной установки, состоящей из аквариума, в котором размещена система жизнеобеспечения, создающая циркуляцию воды и обогащающая ее кислородом, формирователя интервалов времени, который выдает сгенерированный электрический сигнал с определенной скважностью, источника виброакустического сигнала, двухканального генератора напряжения и частоты, усилителя мощности низкой частоты, блока колонии мидий, соединенного с многоканальным измерителем активности мидий, имеющим узлы крепления мидий и датчики фиксации с преобразователем раскрытия створок мидий в код, блока телеметрии, имеющего контроллер формирователя измерительного кадра и узлы передачи данных.

Работает разработанная экспериментальная установка следующим образом. Формирователь интервалов времени один раз в 30 мин создает ворота для включения источника виброакустического сигнала длительностью на 2 мин. В источнике виброакустического сигнала генерируется электрический сигнал определенной частоты, который через усилитель мощности подается на электроакустический преобразователь. Консультацию по конструкции электроакустического преобразователя и формировании сигнала оказывали сотрудники АО «Концерн Океанприбор». Сформированный виброакустический сигнал с электроакустического преобразователя через стенку аквариума распространяется в воде, воздействует на колонию мидий и первичный преобразователь виброускорений, в котором оцифровывается.

Структурно-функциональная схема экспериментальной установки представлена на рис. 1.23.

На рис. 1.24 представлена фотография экспериментальной установки. Экспериментальная установка состоит из аквариума с морской водой, в котором расположена колония мидий, закрепленная на измерите-

ле двигательной активности створок мидий и гидроакустического измерительного канала. В состав гидроакустического измерительного канала входит трехосевой акселерометр MPU-9250, установленный на створке мидии и цифровой измерительный преобразователь STM32 Nucleo.

Источник звуковых сигналов включает в себя генератор JD6600, усилитель мощности и электроакустический преобразователь JBL Stadium 122SSI. Генератор управляется согласно выбранному режиму с помощью формирователя интервалов времени. Система жизнеобеспечения обеспечивает циркуляцию воды и обогащение ее кислородом. Параметры движения створок мидий и реальных акустических сигналов, зафиксированных в аквариуме, синхронно поступают на рабочую станцию для обработки и анализа.

Морские моллюски (черноморская мидия) размером от 3 до 5 см собраны в районе г. Севастополя на глубине 3-5 м; черноморская вода в объеме 20 л заливалась в аквариум, где размещалась колония мидий.

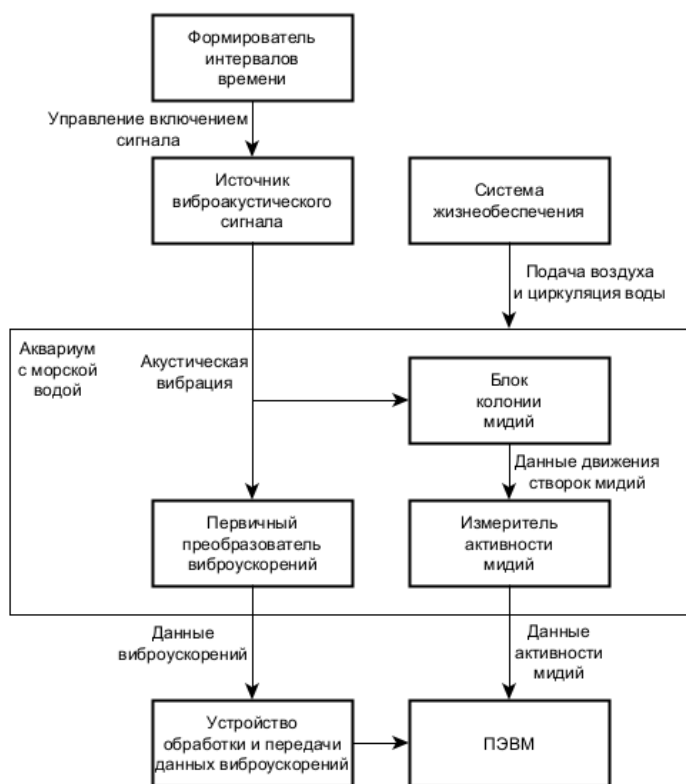


Рис. 1.23. Структурно-функциональная схема экспериментальной установки

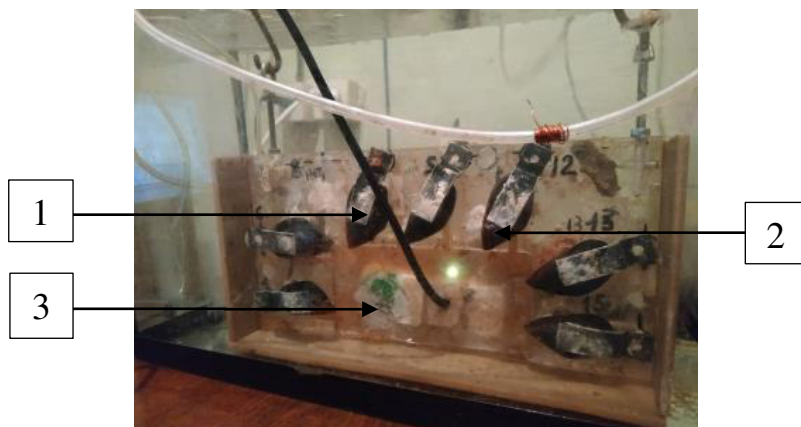


Рис. 1.24. Общий вид экспериментальной установки: 1 – пластина с магнитом, 2 – мидия, 3 – блок электроники

Общие физические параметры окружающей среды во время опытов с мидиями:

- температура воздуха: $24 \div 27^{\circ}\text{C}$;
- температура воды в емкостях: $22,9 \div 24,3^{\circ}\text{C}$;
- освещенность в воздухе (дневное /ночное время): $800 \div 2000/0 \div 8$ лк;
- рН воды: $7,44 \div 7,95$ отн. ед.;
- дата: 01.08.2022–21.08.2022.

Каждый эксперимент с различными воздействующими на мидии частотами длился двое суток. Первый день: забор воды и моллюсков, установка моллюсков в узлы крепления и настройка аппаратуры. Ночная и дневная записи велись непрерывно в течение двух дней.

В ходе проведения испытаний использовались частоты, приведенные в табл. 1.3. Виброакустический сигнал воздействовал на колонию мидий с интервалом 30 мин и длительностью 2 мин. Дополнительно звуковое давление, измеряемое гидрофоном, варьировалось от 95 дБ и ниже.

Т а б л и ц а 1.3

Дата проведения эксперимента и частоты виброакустических сигналов воздействия

Дата	Частота, Гц
03.08.2022	100
05.08.2022	200
09.08.2022	300
12.08.2022	33
16.08.2022	400
19.08.2022	166
21.08.2022	20

1.6.2 Результаты первичной обработки данных измерений

Воздействие сигналов различной частоты и реакция створок мидий представлены на рис. 1.25, *а*, *б*, *в* (*а* – частота 100 Гц, *б* – 20 Гц, *в* – 300 Гц).

На рис. 1.25, *а* представлены реакции мидий при частоте воздействия 100 Гц. Вертикальные линии указывают на включение источника виброакустического сигнала длительностью 2 мин, запуск которого осуществляется каждые 30 мин. После воздействия вибросигнала мидии по-разному реагируют на него, изменяется с различным диапазоном амплитуда и длительность закрытия створок.

Аналогично построен график для реакции мидий при частоте 20 Гц (рис. 1.25, *б*).

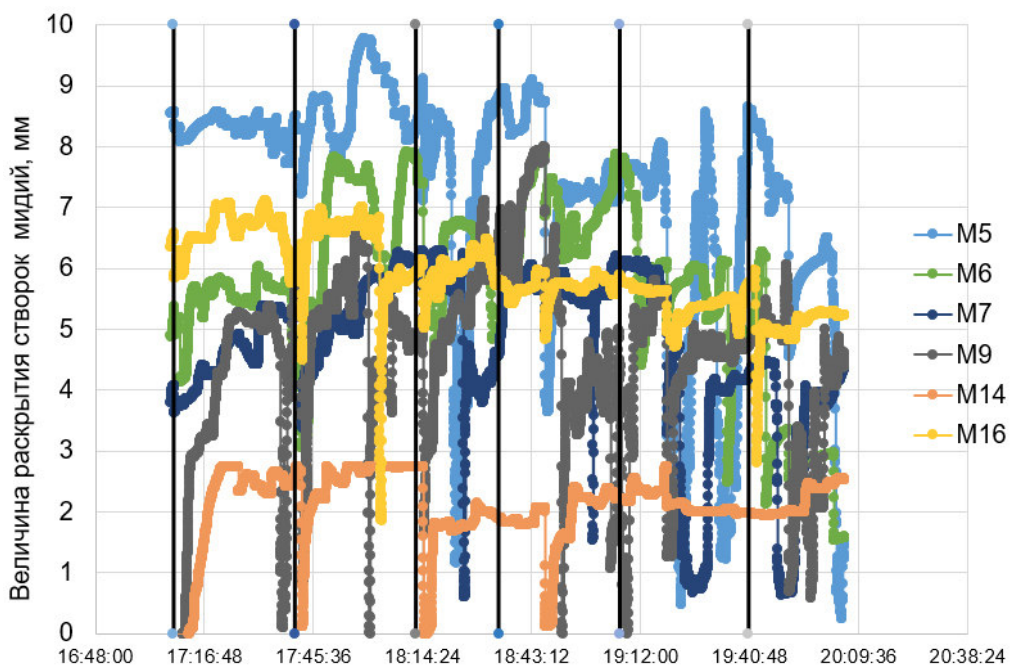


Рис. 1.25, *а*. Величина раскрытия створок мидий (в мм) при воздействии сигналом частотой 100 Гц

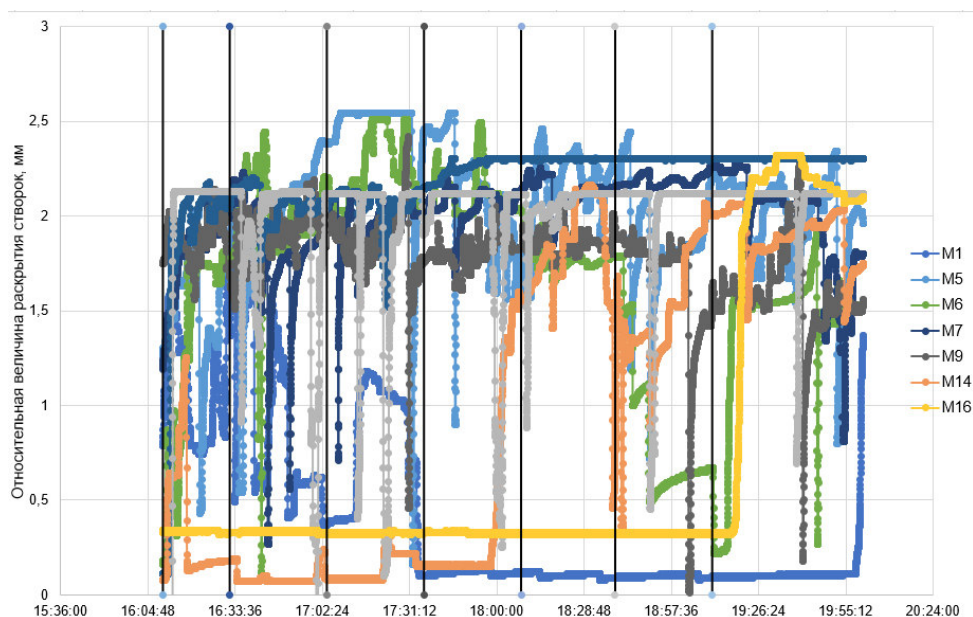


Рис. 1.25, б. Относительная величина раскрытия створок мидий (в мм) при воздействии сигналом частотой 20 Гц

Для наглядности на рис. 1.25, в показан фрагмент с расширенной длительностью реакции мидий при частоте 300 Гц, где видно, что амплитуда и время закрытия створок мидий значительно различаются.

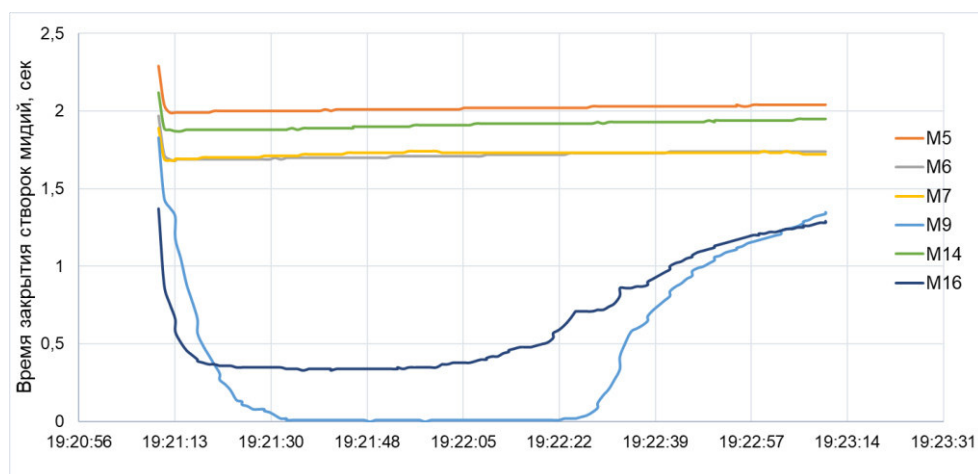


Рис. 1.25, в. Время закрытия створок мидий (в сек) при воздействии сигналом частотой 300 Гц

1.6.3 Новый подход к результатам обработки и анализа

Анализ представленных сигналов на графиках (рис. 1.25, *а, б, в*) в таком виде затруднителен, а порой даже невозможен, так как анализируется амплитуда закрытия створок мидий, которая зависит от начальной градуировки, проводимой перед экспериментальным исследованием. Изменчивость амплитуды раскрытия створок мидий зависит от биологических особенностей самих особей, которые реагируют на кормовую базу, от содержания кислорода в воде, от обрастания и влияния белковых нитей (биссуса). Для исключения вышеперечисленных факторов понадобился новый подход к результатам обработки и анализа. Был разработан метод, позволяющий исключить градуировку величины раскрытия створок мидий на стадии изготовления и настройки биосенсорной системы, а также контролировать и определять ложные срабатывания или неполное открытие створок отдельных мидий при воздействии на них точечных раздражителей. Суть разработанного метода заключается в том, что после воздействия на колонию мидий различных раздражителей анализу подвергается время одновременного закрытия створок всех мидий, зарегистрированное датчиком движения створок в виде монотонно убывающей функции, вернее величина временного интервала, которая определялась как разница между моментами начала движения створок мидий и его остановки или их полного закрытия (Греков и др., 2023).

В результате анализа с использованием методики определения временных интервалов были построены зависимости времени закрытия створок отдельных мидий от частоты воздействия вибросигнала, которые представлены на рис. 1.26. Вначале для анализа и построения графиков (рис. 1.26) были взяты данные без их осреднения, полученные после воздействия первых импульсов вибросигналов на мидии и их отклик. Как следует из графиков, время закрытия всех мидий не превышает 10 с. Исключение составила мидия под номером № 5, хотя в дальнейшем время закрытия восстановилось до 10 с. Не вдаваясь в биологические аспекты, которые не являются целью исследования данной работы, можно только предположить, что мидия подверглась обрастанию или влиянию белковых нитей (биссуса), которые после воздействия нижних виброчастот оборвались.

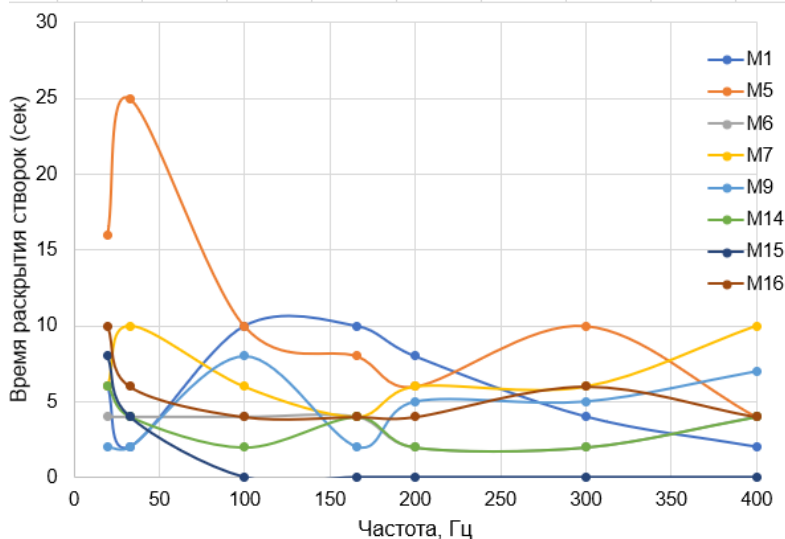


Рис. 1.26. Время закрытия створок (в сек) отдельных мидий в зависимости от частоты воздействия вибросигнала

Используя полученные данные, представленные на рис. 1.26, выполним осреднение времени перехода створок всех мидий в закрытое состояние в каждом диапазоне частот:

$$\bar{z} = \sum_{i=1}^N z_i, \quad (1.1)$$

где \bar{z} – среднее время перехода створок в закрытое состояние; N – количество закрытий створок.

Результаты осреднения представлены на графике (рис. 1.27, а), из которого следует, что в среднем для всех мидий в указанном диапазоне частот существует реакция закрытия створок и максимальное значение средней величины перехода в закрытое состояние не превышает 2,5 с (ср. знач. – 2,03 сек, дисперсия – 0,16, СКО – 0,34). Для оценки степени влияния вибросигнала в области частот ниже 20 Гц выполним аппроксимацию ряда данных, представленного на графике (рис. 1.27, а), в интервале от 20 до 100 Гц полиномом второй степени, и экстраполируем значения для частот ниже 20 Гц. Найденная зависимость времени перехода в закрытое состояние от частоты вибросигнала имеет вид:

$$z = 0,0001 f^2 + 0,0008 f + 1,4801, \quad (1.2)$$

где z – время перехода створок в закрытое состояние; f – частота вибросигнала.

Данная операция выполнялась в связи с тем, что электродинамический преобразователь не воспроизводит сигнал частотой ниже 20 Гц. Частоту ниже 20 Гц возбуждали движением водной поверхности в аквариуме, сигнал успешно фиксировался первичным преобразователем виброускорений.

Полученная реперная точка от возмущения воды не выходила за рамки интерполяционной кривой (рис. 1.27, б). Этот результат подтверждает, что мидии реагируют на инфразвуковые вибрации в диапазоне доли Герца.

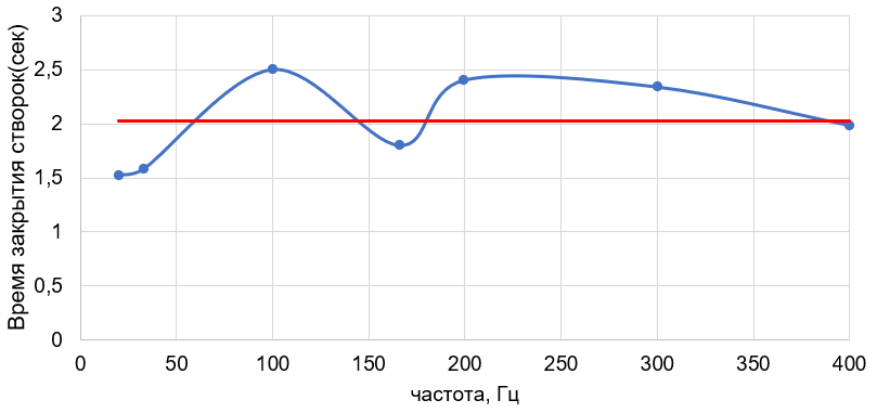


Рис. 1.27, а. Осредненное время закрытия створок всех мидий в зависимости от частоты воздействия вибросигнала.
Красная линия – среднее значение (2,03 с)

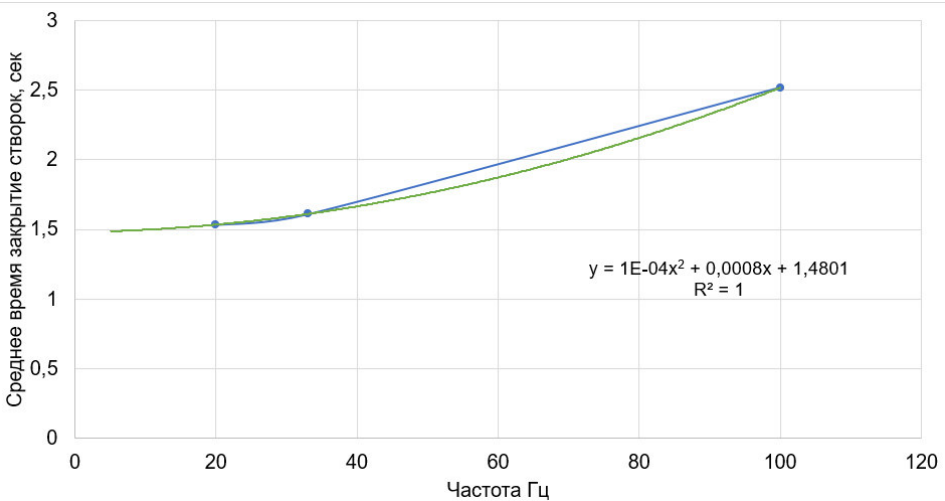


Рис. 1.27, б. Экстраполяционная кривая времени закрытия створок мидий в инфразвуковом диапазоне вибрации

Для дальнейшего анализа результатов измерений были рассчитаны и построены гистограммы для всех мидий, но для каждой частоты в отдельности, и обобщенная гистограмма для всех мидий и частот. Расчетные значения для построения гистограммы были получены после проведения сортировки числовой выборки и получения минимального и максимального значений времени закрытия створок мидий. Определен размах вариации и найдено оптимальное количество интервалов закрытия створок мидий, и длина интервалов:

$$R = \chi_{\max} - \chi_{\min}, \quad (1.3)$$

где χ_{\max} – максимальное значение времени закрытия створки; χ_{\min} – минимальное значение времени закрытия створки; R – размах вариации. Оптимальное количество интервалов:

$$k = 1 + 3,22 \cdot \log (n)_{10} - \text{формула Стерджесса,}$$

где n – длина выборки.

Длина интервала $h = \frac{R}{k}$, где k – количество интервалов.

По расчетным значениям всех перечисленных выше параметров строим гистограмму, которая представлена на рис. 1.28.

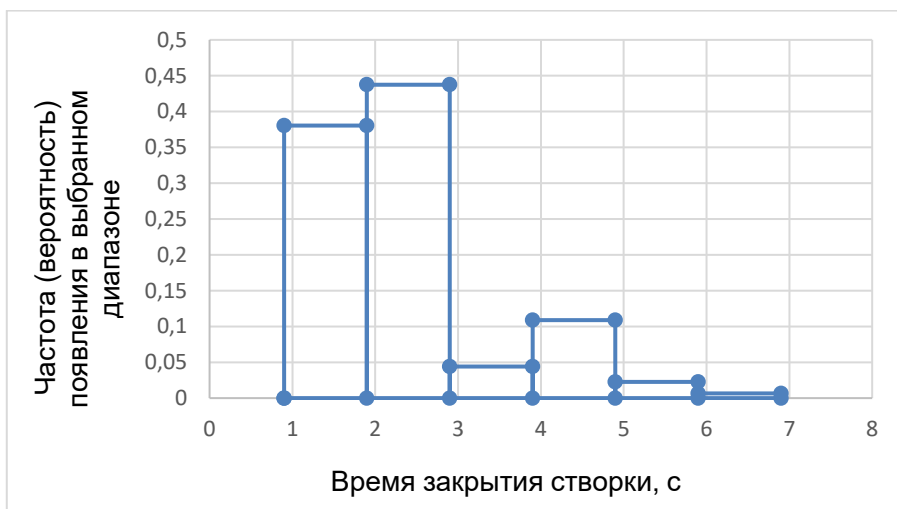


Рис. 1.28. Гистограмма распределения времени закрытия створок

Представленная столбчатая гистограмма выборки (рис. 1.28) является распределением с перекосом вправо и длинным правым хвостом. Правостороннее распределение имеет большую концентрацию значений данных о времени закрытия створок мидий с левой стороны и меньшую концентрацию с правой стороны, при этом, среднее значение выше, чем медиана набора данных. Такая гистограмма подтверждает, что обработаны все данные измерений, а биологическая природа процесса закрытия мидий не может быть меньше 0,8 с.

Полученные результаты исследований частотно-временных распределений времени закрытия створок мидий позволят использовать, для учета воздействия акустических и вибрационных сигналов на черноморские двустворчатые мидии в качестве акустических вибродатчиков, трехосевой акселерометр ADXL335 со следующими техническими характеристиками:

- напряжение питания: 3–5 В;
- потребляемый ток: 350 мкА;
- диапазон измерений: -3,6 г...+3,6 г;
- чувствительность: 300 мВ/г;
- температура эксплуатации: -40 ...+85°C;
- размеры: 20,3 мм x 15,7 мм;
- вес: 5 г;
- диапазон воспринимаемых частот: 0,5...1600 Гц.

Представленные данные акселерометра как по чувствительности, так и по частотным характеристикам вполне удовлетворяют требованиям к измерительным каналам с акустическими вибродатчиками для автоматизированной морской биосистемы раннего оповещения, это позволит учитывать воздействие внешних вибросигналов на колонию мидий, повысит избирательность отклика на загрязнители и исключит генерацию сигналов ложной тревоги.

Глава 2

СОЗДАНИЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ ВОДНОЙ СРЕДЫ НА ОСНОВЕ ПОВЕДЕНЧЕСКИХ РЕАКЦИЙ ДВУСТВОРЧАТЫХ МОЛЛЮСКОВ

Изучив особенности поведенческих реакций морских и пресноводных моллюсков в естественных условиях обитания, чувствительность к загрязнениям, реакции на физические воздействия (например, звуки) был модернизирован комплекс автоматизированного контроля водной среды «Экобиоконтроль», основанный на поведенческих реакциях двустворчатых моллюсков, а также программные пакеты, обеспечивающие идентификацию загрязняющих агентов в режиме реального времени, первичную обработку информации и ее передачу через Интернет (Шатохин и др., 2022; Греков и др., 2021; Grekov et al., 2019). Для непрерывного эффективного экологического мониторинга морских участков морей и океанов понадобилась разработка автоматизированной системы контроля, которая бы предупреждала об изменении параметров водной среды с использованием поведенческих реакций двустворчатых моллюсков. Эта система должна включать в себя сеть комплексов биосенсорного мониторинга, расположенных в море, и имеющая универсальный центр наблюдения. Опытный образец биологической системы раннего оповещения разработан и изготовлен в рамках ОКР АО «Концерн «Океанприбор» «Разработка и испытания опытного образца автоматизированного биосенсорного комплекса раннего оповещения для экологического мониторинга водной среды» (шифр «Экобиоконтроль-Севастополь»).

2.1 УСТРОЙСТВО КОМПЛЕКСА

Разработанный комплекс состоит из надводной и подводной частей, соединенных кабель-тросом (рис. 2.1).

Подводная часть комплекса представлена блоком колоний мидий и аккумуляторной батареей, соединенных с якорем при помощи цепи. Блок колоний мидий представляет собой герметичный контейнер, рассчитанный на глубину погружения до 20 м, внутри которого расположены:

- управляющий контроллер;

• 16 датчиков Холла, герметично вмонтированных в корпус прибора;

- 16 постоянных магнитов на выносных пластинах;
- площадки для закрепления мидий;
- датчик освещённости;
- датчик температуры;
- датчик давления.

Надводная часть комплекса – это герметичный контейнер, установленный в связке с бумом плавучести. Внутри контейнера расположены:

- резервный аккумулятор;
- GSM-модуль;
- управляющий контроллер;
- проблесковый маяк.

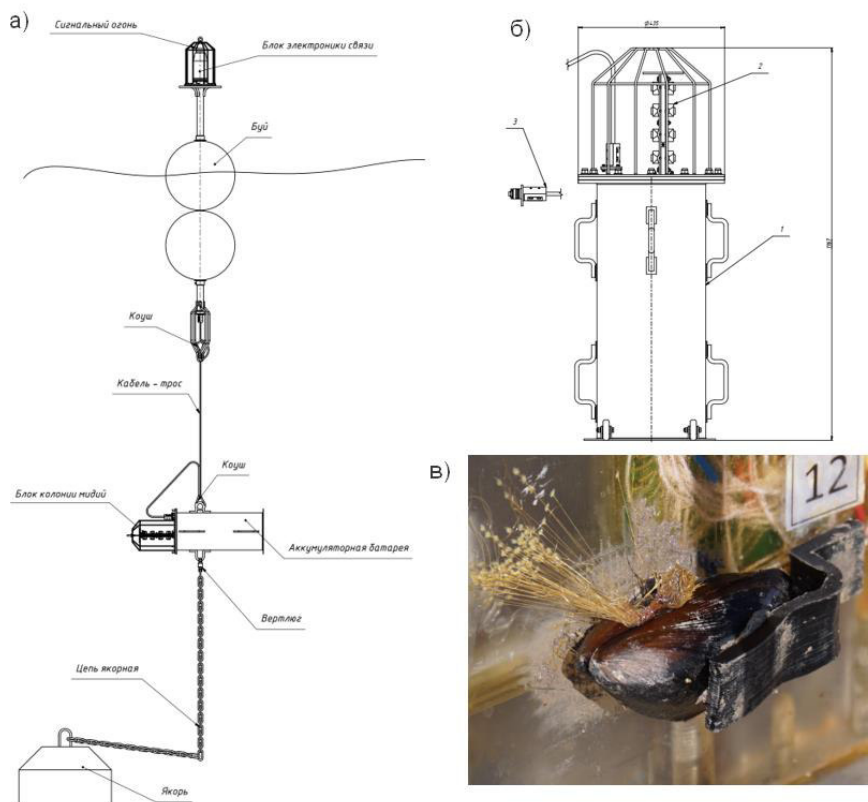


Рис. 2.1. Общая схема комплекса (а), схема подводной части комплекса (б) и крепление мидии к блоку колоний (в). 1 – герметичный контейнер с аккумуляторными батареями; 2 – блок колоний мидий; 3 – герморазъем

На концах кабель-троса (марка КГ 3×1,5-70), соединяющего надводную и подводную части, установлены герметичные разъемы. Это позволяет проводить сервисные работы с комплексом даже с маломерных судов. Кроме того, соединение частей комплекса кабель-тросом произведено через коуши, что позволяет менять глубину установки подводной части, а также обеспечивает дополнительную надежность такого соединения при длительной эксплуатации. Проблесковый маяк интегрирован в корпус контейнера и обеспечивает дальность видимости до 2,5 морских миль.

Мидии крепятся к подводной части комплекса с помощью полимерного клея. Одной створкой мидия закреплена на платформе устройства, другой – на свободно перемещающейся пластине с прикрепленными к ней постоянными магнитами. Пластины изготавливают методом 3D-печати по индивидуальным лекалам, снятым с мидий. Изменения расстояния между створками при их движении и, следовательно, расстояния между датчиком Холла и магнитом приводят к изменению выходного напряжения датчика (рис. 2.2).

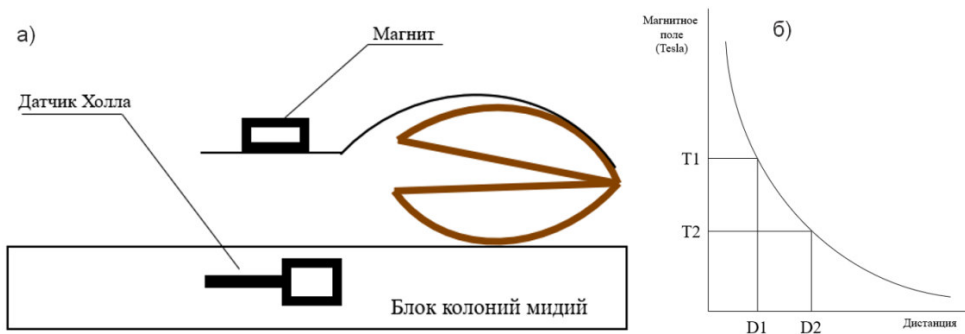


Рис. 2.2. Схема крепления мидии к блоку колоний (а) и характеристика магнитного поля в диапазоне измерения (б)

Программное обеспечение управляющего контроллера подводного модуля поочередно измеряет напряжения на всех датчиках Холла, датчике освещенности и датчике давления, а также считывает значения цифрового датчика температуры (рис. 2.3). Эти данные, представленные цифровыми кодами, будучи объединены с цифровым маркером в определенной последовательности, образуют кадр измерения. Измерительный кадр передается в надводную часть комплекса по интерфейсу RS-232 через кабель-трос.

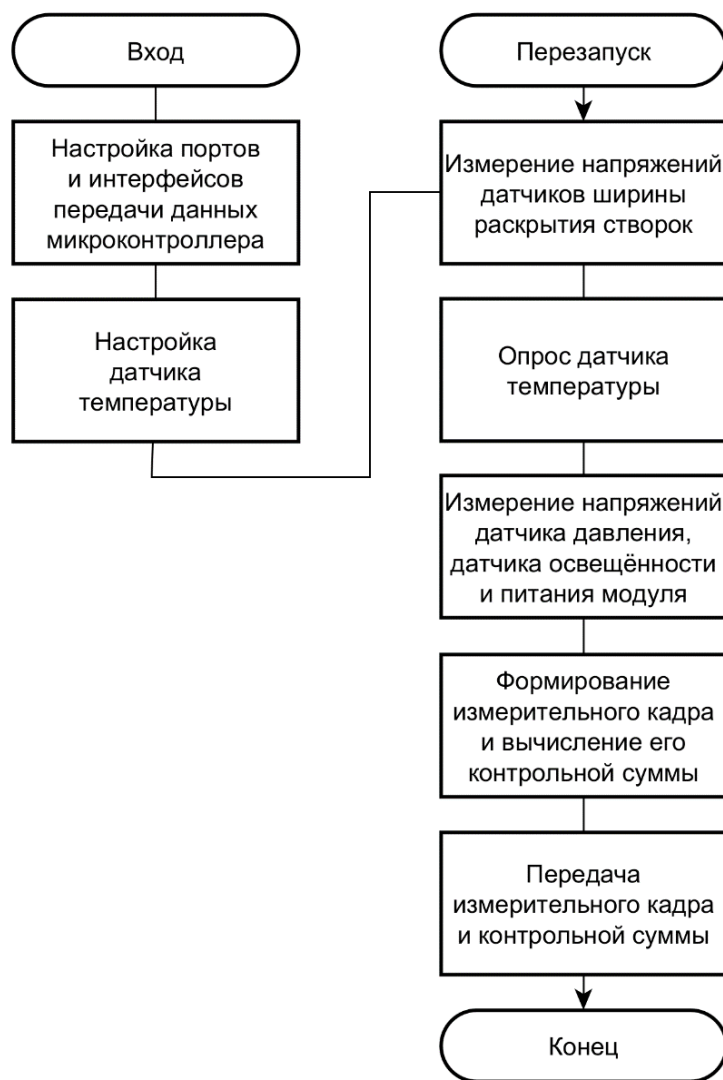


Рис. 2.3. Схема программы подводного модуля

Управляющий контроллер надводного модуля, реализованный на MSP-430FR5994, получает кадр измерений. После получения 20 кадров измерений контроллер формирует пакет данных и передает его с помощью GSM-модуля на интернет сервер системы. Пакет данных содержит данные о физических параметрах (расстояние открытия створок, температуру воды и освещенность), полученные по кодам при калибровке, серийный номер комплекса, а также текущее время и дату. Кроме того, он содержит дополнительную первичную измерительную информацию в виде цифровых кодов и используется для отладки и диагностики ком-

плекса (рис. 2.4). Для определения реальных значений активности мидий необходимо получить индивидуальные градуировочные коэффициенты для всех измерительных каналов комплекса. Эта процедура может проводиться в том числе в полевых условиях непосредственно перед установкой комплекса. Конструкция прибора позволяет градуировать измерительные каналы без разборки прибора, сохраняя герметичность.

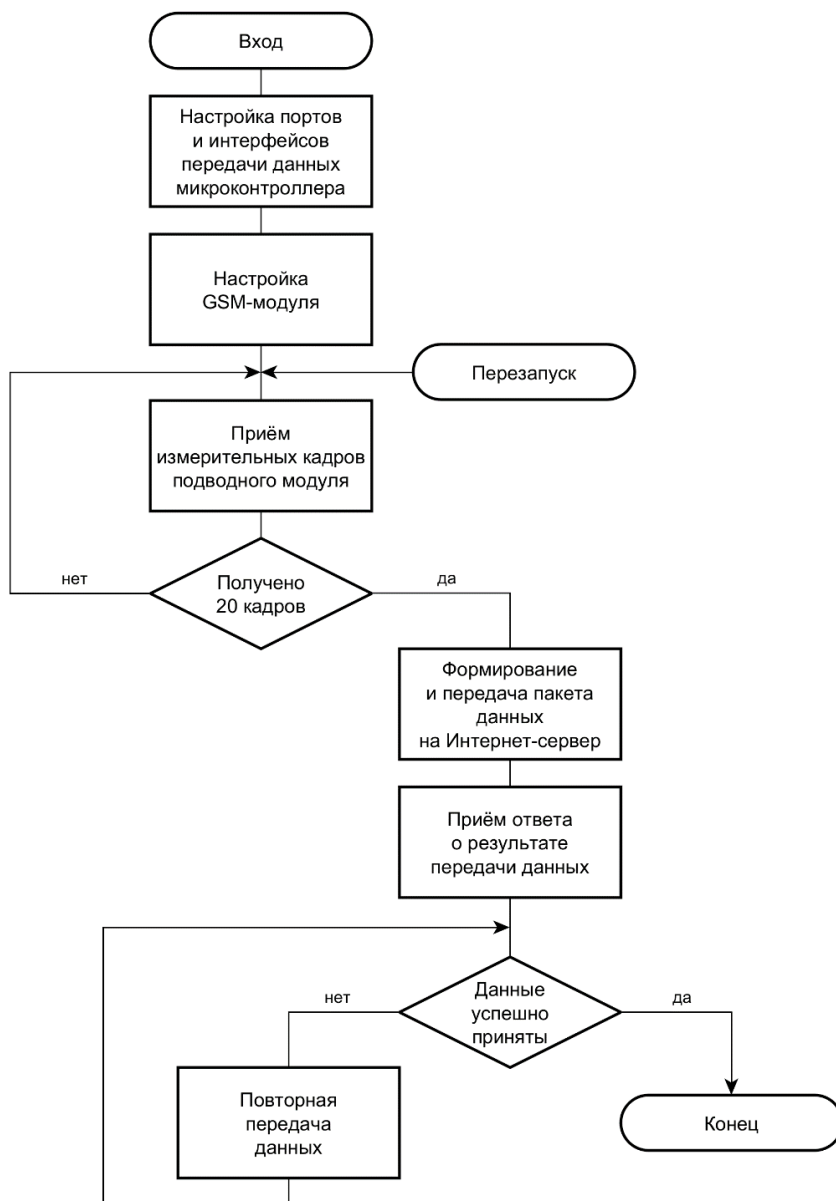


Рис. 2.4. Схема программы надводного модуля

2.2 СОЗДАНИЕ ЕДИНОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА ВОДНОЙ СРЕДЫ

В настоящее время ведутся активные исследования по созданию сенсорных сетей для мониторинга качества воды, в том числе на принципах Интернета вещей (Холодкевич, 2007; Холодкевич и др., 2006; Шатохин и др., 2022). Создание единой системы автоматизированного мониторинга водной среды с единым центром наблюдения является одним из важнейших условий реализации программы оперативного контроля, поскольку позволит обеспечить обнаружение аварийных ситуаций и принятие мер по предотвращению негативного воздействия на водные экосистемы. Предложенная система состоит из трех элементов: сервера с БД, комплексов, описанных в предыдущем разделе, и информационных панелей пользователей или операторов системы (рис. 2.5).

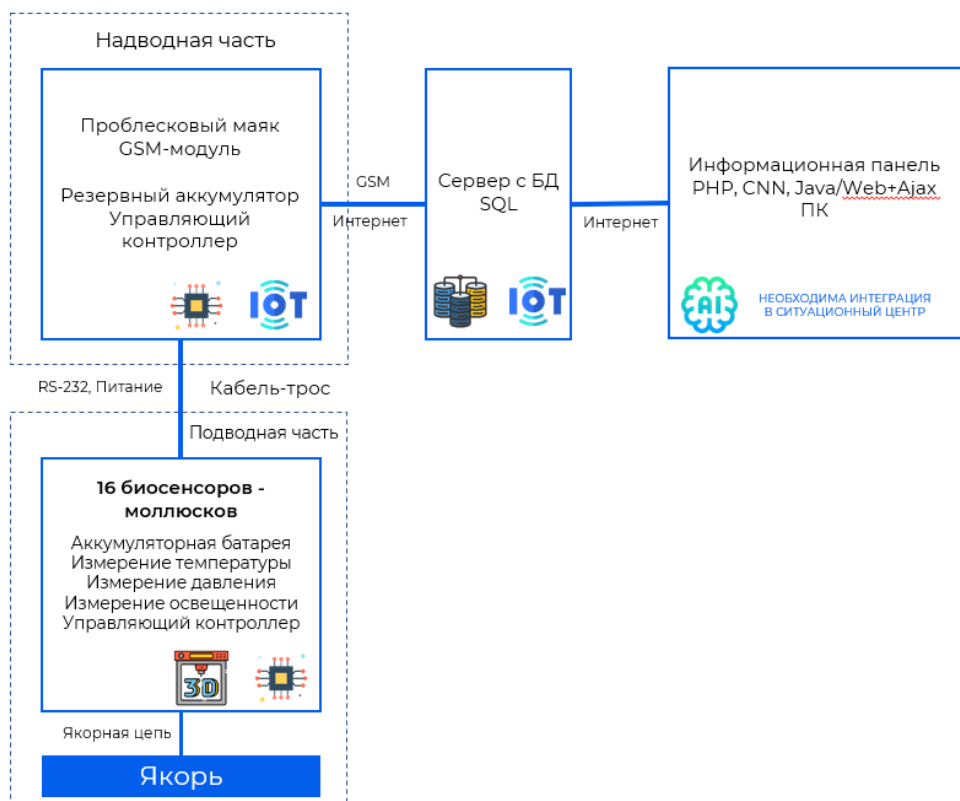


Рис. 2.5. Схема системы мониторинга водной среды

Сервер системы реализован с использованием скриптов, хранящихся на удаленных компьютерах в Дата-центре. Скрипты позволяют реализовать следующие возможности:

- импорт текущих калибровочных коэффициентов каждого комплекса на сервер;
- получение данных от комплекса и хранение этих данных на сервере данных измерений;
- доступ операторов системы к данным измерений, первичным данным, калибровочным коэффициентам, а также к данным, получаемым от комплекса в режиме онлайн.

Серверное программное обеспечение, отвечающее за обработку входящих данных измерений, извлекает данные из POST-запроса, поступающего от комплекса. В соответствии с полученным серийным номером комплекса это программное обеспечение находит соответствующие ему данные на сервере и добавляет новые данные в файлы первичных данных измерений и файлы физических характеристик. Комплексы передают на сервер первичные и предварительно обработанные данные измерений и загружают калибровочные коэффициенты.

С помощью специализированного программного обеспечения информационной консоли (рис. 2.6) оператор может получить доступ к серверу и отслеживать состояние любого работающего комплекса (или выяснить, почему тот или иной из них в данный момент не работает). Программное обеспечение автоматически отслеживает физиологические параметры и поведенческие реакции мидий, например, диапазон открытия створок, частоту закрытия, продолжительность закрытия мидий и т.д.

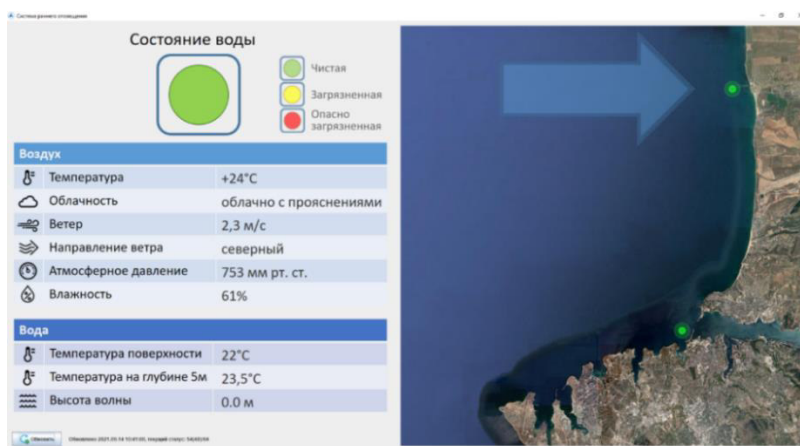


Рис. 2.6. Пользовательский интерфейс информационной консоли

После анализа этих параметров программа может выявить существенные отклонения от нормальных значений и выдать оповещения, которые могут свидетельствовать о загрязнении контролируемой водной акватории. Для управления системой оператор должен периодически (но не чаще одного раза в 24 ч) контролировать и анализировать состояние комплексов с целью:

- выявление нехарактерных моделей поведения;
- обнаружение каналов измерения, которые работают неправильно;
- изучение долгосрочных моделей деградации (возможных реакций на долгосрочные незначительные уровни загрязнения).

2.3 РЕЗУЛЬТАТЫ ИСПЫТАНИЙ ОПЫТНОГО ОБРАЗЦА АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ СИСТЕМЫ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО МОНИТОРИНГА

2.3.1 Расчет надежности комплекса АБКЭМ

Испытания проводились с целью проверки надежности электронных узлов комплекса АБКЭМ, определения соответствия компонентов обеспечения безотказной работы электронных узлов в течение эксплуатационного периода 15000 ч с вероятностью не менее 0,96.

Расчеты были проведены согласно ГОСТ 27301-95.

Расчеты были произведены поэтапно для БЭС надводного модуля и БКМ подводного модуля АБКЭМ.

Результаты расчетов вероятности обеспечения безотказной работы электронных узлов в течение эксплуатационного периода 15000 ч для блока электроники (БЭС) надводного модуля и блока колоний мидий (БКМ) подводного модуля АБКЭМ представлены в табл. 2.1 и 2.2 соответственно.

Т а б л и ц а 2.1

Результаты расчетов надежности для элементов надводного модуля

№ пп	Компонент	Надводный блок	Кол-во	Базовая интенсивность отказа λ_b , $\times 10^{-6}$ 1/ч	Интенсивность отказа за 15000 ч	Надежность группы
Конденсаторы						
1	C1	16 В, 0,1 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,022	0,00033	0,99967
2	C2	16 В, 22 пФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,022	0,00033	0,99967
3	C3	16 В, 10 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715

Продолжение табл. 2.1

4	C4...C7	16 В, 0,1 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	4	0,022	0,00033	0,998681
5	C8	16 В, 22 пФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,022	0,00033	0,99967
6	C9...C11	16 В, 0,1 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	3	0,022	0,00033	0,99901
7	C12	16 В, 10 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
8	C13,C14	16 В, 22 пФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	2	0,022	0,00033	0,99934
9	C15	16 В, 22 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
10	C16,C17	16 В, 0,1 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	2	0,022	0,00033	0,99934
11	C18	16 В, 44 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
12	C19,C21	16 В, 10 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	2	0,019	0,000285	0,99943
13	C20	16 В, 0,01 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,022	0,00033	0,99967
14	C22	16 В, 0,1 мкФ ±10%, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,022	0,00033	0,99967
Резисторы						
15	R1	0 Ом SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
16	R2,R3	5,1k SMD080520X125MM	2	0,034	0,00051	0,99898
17	R4	75k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
18	R5,R7	20k SMD080520X125MM	2	0,034	0,00051	0,99898
19	R6	200k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
20	R8	7,8k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
21	R9	30k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
22	R10,R11	10k SMD080520X125MM	2	0,034	0,00051	0,99898
23	R12,R13	10k SMD080520X125MM	2	0,034	0,00051	0,99898
Микросхемы						
24	D1	MSP430F5418AIPN	1	0,023	0,000345	0,999655
25	D2	MP2315GJ-Z	1	0,023	0,000345	0,999655
26	D3	TLV70033DSF	1	0,023	0,000345	0,999655
27	D4	SIM800L COREBOARD	1	0,023	0,000345	0,999655
28	D5	ADM3202ARNZ	1	0,023	0,000345	0,999655
Кварцевые резонаторы						
29	Z1	32.768KHz OSC-TH_BD2.0-P0.70-D0.3	1	0,026	0,00039	0,99961
30	Z1	16MHz HC-49US_L11.5-W4.5-P4.88	1	0,026	0,00039	0,99961
Транзисторы						
31	VT1	2n3904 SOT-23-3_L2.9-W1.3-P1.90-LS2.4-TR	1	0,065	0,000975	0,999025
32	VT2	2n3904 SOT-23-3_L2.9-W1.3-P1.90-LS2.4-TR	1	0,065	0,000975	0,999025
33	VT3	IRLML6402 SOT-23_L2.9-W1.3-P1.90-LS2.4-BR	1	0,065	0,000975	0,999025

Продолжение табл. 2.1

Соединительные контакты						
34	X1	DS1110-01-4, разъем миниатюрный 4PIN	1	0,0041	6,15E-05	0,999939
Батареи						
35	G1	аккумулятор, 900МАЧ 3.7 В	1	0,04	0,0006	0,9994
Индуктивности						
36	L1	4.7UH L0603	1	0,033	0,000495	0,999505
Соединители						
37	X1	вилка СНП	1	0,0104	0,000156	0,999844

Итого: вероятность безотказной работы электронных узлов блока электроники надводного модуля АБКЭМ в течение 15000 ч, $p = 0,98$.

Таблица 2.2

Результаты расчетов надежности для элементов блока колоний мидий подводного модуля АБКЭМ

№ п/п	Компонент	Блок колоний мидий	Кол-во	Базовая интенсивность отказа λ_b , $\times 10^{-6}$ 1/ч	Интенсивность отказа за 15000 ч	Надежность группы
Конденсаторы						
1	C1, C25	16 В, 0,05 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	2	0,022	0,00033	0,99934
2	C2...C24	16 В, 0,1 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	9	0,022	0,00033	0,997034
3	C3	16 В, 10 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	2	0,019	0,000285	0,99943
4	C13, C16	16 В, 5 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	2	0,019	0,000285	0,99943
5	C14, C15	16 В, 15 пФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
6	C18	16 В, 5 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
7	C20	16 В, 1 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
8	C23	16 В, 100 мкФ $\pm 10\%$, X7R, SMD 0805, -55...125 °С	1	0,019	0,000285	0,999715
Микросхемы						
9	D1	PIC16F877A-I/PT	1	0,023	0,000345	0,999655
10	D2	MCP3301-CI/MS	1	0,023	0,000345	0,999655
11	D3	TECHENZ DC-DC BUCK 613	1	0,023	0,000345	0,999655
12	D4	ADM3202ARNZ	1	0,023	0,000345	0,999655

Продолжение табл. 2.2

Резисторы						
13	R2	2,5k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
14	R3	4,7k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
15	R4	15k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
16	R8, R9	2k SMD080520X125MM	2	0,034	0,00051	0,99898
17	R11	4,7k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
18	R12	12k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
19	R13	1,1k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
20	R14	3k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
21	R15	1k SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
22	R16	240Ом SMD080520X125MM	1	0,034	0,00051	0,99949
23	R17	ФР1-3 (68 кОм), Фоторезистор	1	0,007	0,000105	0,999895
Диоды						
24	VD1	SS14, Диод Шоттки 1А 40В [DO-214AC]	1	0,091	0,001365	0,998635
25	VD2...VD16	1N4002, 1А 100В [DO-41]	16	0,0041	$6,15 \cdot 10^{-5}$	0,999016
26	VD17	ТО-3216BC-MYF, Светодиод желтый SMD	1	0,034	0,00051	0,99949
Транзисторы						
27	VT1	SOT-23-3_L2.9-W1.3- P1.90-LS2.4-TR	1	0,065	0,000975	0,999025
Соединительные контакты						
28	X1	(DS1021-1x4), Вилка штыревая 2.54мм	1	0,0041	$6,15 \cdot 10^{-5}$	0,999939
29	X2	DS1110-01-4, Разъем миниатюрный 4pin	1	0,0041	$6,15 \cdot 10^{-5}$	0,999939
Кварцевые резонаторы						
30	Z1	HC49S 16 MHz	1	0,026	0,00039	0,99961
Датчики						
31	B1	Температура DS18B20	1	0,007	0,000105	0,999895
32	B2	Давление MPX4250AP	1	0,026	0,00039	0,99961
33	B3...B18	Датчик холла SS495A	16	0,007	0,000105	0,998321
34	B19	Фоторезистор ФР1-3 (68 кОм)	1	0,007	0,000105	0,999895
Соединители						
35	X1	Вилка СНП	1	0,0104	0,000156	0,999844

Итого: вероятность безотказной работы электронных узлов блока колоний мидий подводного модуля АБКЭМ в течение 15000 ч, с вероятностью $p = 0,98$.

При расчете надежности блока электроники надводного модуля и блока колоний мидий подводного модуля АБКЭМ была определена ве-

роятность безотказной работы $p = 0,9606$ в течение эксплуатационного периода 15000 ч.

2.3.2 Испытания БКМ на механическое воздействие

Испытания проводились с целью проверки стойкости аппаратуры к воздействию механических факторов, качества сборки и электрического монтажа изделия.

Оборудование и материалы:

- стенд с лебедкой (грузоподъемность 1 т, высота подъема 2 м);
- технологические приспособления для крепления изделия;
- металлический груз 20 кг.

Испытания проводились согласно разделу 5 Программы и методики испытаний (ПМ АБКЭМ) СГРМ 410431.001 ПМ.

При испытании ПМ на устойчивость к механическим воздействиям было проведено по три удара металлическим грузом в каждом из трех взаимно-перпендикулярных направлений. Также ПМ был испытан на устойчивость к механическим воздействиям путем сбрасывания изделия со стенда с высоты 1 м при пиковом ударном ускорении 1 g.

При испытании на устойчивость при воздействии качки и длительных наклонов подводный модуль (ПМ) был прикреплен к стенду с лебедкой и подвержен воздействию качки с амплитудой угла $\pm 20^\circ$ и периодом качки 3 с в течение 5 мин. Изделие было испытано в двух взаимно-перпендикулярных направлениях.

После окончания испытания на воздействие качки была произведена проверка изделия при длительных наклонах до 20° . Для этого изделие наклонялось под углом 20° , и было выдержано в этом положении 5 мин. В это время было произведено измерение технических характеристик изделия.

Оцениваемые показатели:

- механические повреждения, ослабление крепления деталей, элементов монтажа;
- работоспособность электромеханических узлов изделия во время и после воздействия механических факторов.

После проведения испытаний при воздействии качки и длительных наклонах был произведен визуальный осмотр ПМ. Механические повреждения не были обнаружены, данные с прибора на сервер поступали непрерывно. Электрическое сопротивление изоляции и технические характеристики изделия удовлетворяют требованиям для данного вида испытаний.

Проверка стойкости аппаратуры к воздействию механических факторов, качества сборки и электрического монтажа изделия проведены успешно.

2.3.3 Испытания АБКЭМ на герметичность и воздействие гидростатического давления

Испытания проводили с целью проверки герметичности уплотнительных соединений АБКЭМ, кабель-троса и заливки полостей блока измерительных каналов (БИК) эпоксидной смолой.

Для проведения испытаний был использован гипербарический стенд (ГБС), который предназначен для испытаний изделий объектов под давлением в морской или пресной воде, характеристики которого указаны в табл. 2.3.

Таблица 2.3

Характеристики камеры гипербарического стенда

Характеристика камеры ГБС	Значение характеристики
Внутренняя длина	2500 мм
Внутренний диаметр	546 мм
Давление в камере	до 15 МПа
Диапазон рабочей температуры	от 0 до 40°C

Испытания проводились согласно раздела 6 Программы и методики испытаний (ПМ АБКЭМ) СГРМ 410431.001 ПМ.

Созданное давление 2 кгс/см²; продолжительность испытания 24 ч; температура 21°C; влажность 85%.

Разъединенный подводный модуль АБКЭМ, блок измерительных каналов и кабель-трос были помещены в барокамеру, предварительно были установлены технологические заглушки. Вода в барокамере имела температуру 21°C (определялось ГБС).

В барокамере было создано повышенное гидростатическое давление равное 2,0 кгс/см² (1,96 МПа). Подводный модуль АБКЭМ, блок измерительных каналов и кабель-трос выдерживали в барокамере при указанном давлении в течение 24 ч.

По истечении указанного времени давление в барокамере было снижено до нормального. Величина падения давления составила 0 кгс/см².

Далее объекты испытания были извлечены из барокамеры, протерты насухо, вскрыты и тщательно осмотрены.

После проведения испытаний повышенным гидростатическим давлением затеканий в местах уплотнения и герметизации изделий не было обнаружено.

Объекты испытания считаются работоспособными и выдержавшими испытание давлением на герметичность, так как контролируемые после испытания технические характеристики находятся в пределах требований.

2.3.4 Испытания измерительных каналов величины раскрытия створок мидий

Испытания проводились с целью проверки работоспособности измерительных каналов величины раскрытия створок мидий подводного модуля АБКЭМ.

Оборудование и материалы:

- магнит дисковый 3мм × 15мм (8 шт.),
- пластины из оргстекла толщиной 4 и 8 мм,
- ПК оператора,
- программа анализа створчатой активности.

Блок колоний мидий был расположен горизонтально. Магниты полюсом N или S были размещены непосредственно поверх датчиков, через 20 с показания зафиксированы в Программе оператора.

Магниты приподняты на расстояние 4 и 8 мм, через 20 с показания зафиксированы в Программе оператора.

После этого показания каналов зафиксированы без магнитов.

Результаты занесены в табл. 2.4 данных измерительных каналов величины раскрытия створок мидий.

Т а б л и ц а 2.4

Данные измерительных каналов величины раскрытия створок мидий

Номер канала	Код при расстоянии до магнита, мм			Код при отсутствии магнита
	Код при 0 мм	Код при 4 мм	Код при 8 мм	
0	3764	5530	6235	6847
1	3964	5402	6140	6797
2	3106	5238	6110	6806
3	2920	5341	6193	6905
4	2955	5261	6085	6835

Продолжение табл. 2.4

5	2875	5451	6152	6803
6	3346	5449	6160	6821
7	2766	5263	6054	6729
8	3413	5181	6077	6834
9	2722	5204	6139	6830
10	1539	5278	6128	6863
11	3992	5292	6079	6802
12	2859	5479	6215	6872
13	2635	5182	6004	6771
14	2829	5305	6107	6811
15	3184	5090	5960	6788

Зафиксированные оператором в программе анализа створчатой активности показатели и технические характеристики канала освещенности находятся в пределах требований.

2.3.5 Испытания измерительного канала температуры

Испытания проводились с целью проверки работоспособности измерительного канала температуры подводного модуля АБКЭМ.

Оборудование и материалы:

- термометр (предел измерений 0–50°C, класс точности 1);
- емкость с пресной водой объемом 20–25 л;
- ПК оператора;
- Программа анализа створчатой активности.

Для проведения испытаний был использован термометр для определения температуры воды. Модуль блока колонии мидий (БКМ) и термометр были помещены в емкость с водой температурой 16°C. Через 20 мин показания термометра сняли и сравнили их со значениями, представленными в Программе оператора.

Далее температура воды в емкости повышена до 25°C путем добавления горячей воды. Через 20 мин сняли показания термометра и сравнили их со значениями, представленными в Программе оператора. Результаты занесены в табл. 2.5 данных испытаний измерительного канала температуры.

Испытание было проведено успешно, зафиксированные оператором в Программе анализа створчатой активности показатели и технические характеристики канала температуры находятся в пределах требований.

Также в ходе испытаний была проведена калибровка измерительного канала температуры.

Таблица 2.5

Данные измерительного канала температуры

Код датчика температуры T_i	Температура T_i , °C
12h	$16 \pm 0,5$
0191h	$25 \pm 0,5$

Испытания измерительного канала температуры БИК подводного модуля АБКЭМ проведены успешно.

2.3.6 Испытания измерительного канала освещенности

Испытания проводились с целью проверки работоспособности измерительного канала освещенности блока измерительных каналов АБКЭМ.

Оборудование и материалы:

- люксметр MS6610 (диапазон измерений 0–1999 лк);
- металлическая емкость с пресной водой объемом 15 л;
- крышка для емкости;
- ПК оператора;
- Программа анализа створчатой активности.

Для проведения испытаний БИК был помещен в емкость, заполненную пресной водой, в условиях естественного дневного освещения. Рядом расположили люксметр и зафиксировали показания освещенности, передаваемые каналом БИК и MS6610.

Затем емкость с водой и люксметром накрыли непрозрачной крышкой и зафиксировали нулевые показания в темноте. Результаты занесли в табл. 2.6 данных испытаний измерительного канала освещенности.

Таблица 2.6

Данные испытаний измерительного канала освещенности

Освещенность по люксметру, лк	Код в программе
382	246
0	0

Испытание было проведено успешно, зафиксированные оператором в Программе анализа створчатой активности показатели и технические характеристики канала освещенности находятся в пределах ожидания.

2.3.7 Испытания измерительного канала давления

Испытания проводились с целью проверки работоспособности измерительного канала давления блока измерительных каналов АБКЭМ.

Оборудование и материалы:

- пластиковая трубка длиной 2 м;
- линейка длиной 3 м;
- шприц 20 мл;
- штуцер (диаметр 5 мм, длина 20 мм);
- ПК оператора;
- Программа анализа створчатой активности.

Для проведения испытаний пластиковая трубка была соединена штуцером с отверстием приемника гидростатического давления блока колоний мидий. Трубка была установлена вертикально.

Зафиксированы показания канала давления без воды в трубке и при помощи шприца была подана пресная вода. В Программе оператора были зафиксированы показания канала давления при высоте водяного столба 1 и 2 м.

Результаты занесены в табл. 2.7 данных испытаний измерительного канала давления.

Зафиксированные оператором в программе анализа створчатой активности показатели и технические характеристики измерительного канала давления находятся в пределах требований.

Т а б л и ц а 2.7

Результаты испытаний измерительного канала давления

Код в программе	Высота водяного столба, м
371	0
411	1,0
442	2,0

Канал измерения давления БИК АБКЭМ считается работоспособным и выдержавшим испытание, так как контролируемые технические характеристики соответствуют требованиям.

2.3.8 Испытания контроля напряжения аккумуляторной батареи

Испытания проводились с целью контроля напряжения и проверки работоспособности блока питания АБКЭМ.

Оборудование и материалы:

- вольтметр (предел измерений 20 В, класс точности 1);
- амперметр (предел измерений 20 А, класс точности 1);
- часы или секундомер;
- нагрузочный резистор с сопротивлением 12 Ом и мощностью 150 Вт;
- ПК оператора;
- Программа анализа створчатой активности.

Блок питания состоит из двух аккумуляторных батарей (АКБ). Измерения были проведены для каждой аккумуляторной батареи по отдельности.

Полностью заряженная АКБ была нагружена резистором. На ней были замерены ток и напряжение (начальное значение 12,8 В). Затем необходимо было контролировать падение напряжения до уровня 10,6 В, после чего отключить АКБ.

Далее было зафиксировано время разряда АКБ и рассчитана емкость.

Потребление заряда аккумулятора было оценено следующими показателями:

- рабочее напряжение аккумуляторов $V_{\text{раб}}$ от 10,8 до 12,8 В,
- емкость одного аккумулятора $E = 100 \text{ А} \cdot \text{ч}$.

Так же во время проведения испытаний была проведена калибровка измерительного канала напряжения батареи подводного модуля АБКЭМ. Данные были занесены в табл. 2.8.

Т а б л и ц а 2.8

Данные калибровки измерительного канала напряжения батареи

Код напряжения N_i	Напряжение u_i , В
295	6
623	12,9

Аккумуляторные батареи и блок питания АБКЭМ считаются работоспособными и выдержавшими испытание, так как контролируемые технические характеристики находятся в пределах требований.

2.3.9 Лабораторные испытания на воздействие дозированного загрязнения

Испытания проводят с целью проверки реакции БУАПК АБКЭМ в целом на дозированное воздействие загрязнения в лабораторных условиях.

Оборудование и материалы:

- емкость с морской водой на 15 л;
- микрокомпрессор для подачи воздуха;
- раствор аммиака 10%;
- медицинские шприцы 20 мл;
- ПК оператора и Программа анализа створчатой активности.

На первом этапе лабораторных испытаний подготовленный блок колонии мидий (БКМ) с закрепленными моллюсками был размещен в емкости с морской водой, в которой моллюски адаптировались в течение 12 ч. Морская вода обогащалась кислородом путем продувки воздуха с помощью микрокомпрессора. Важно: в период испытаний нельзя менять освещение, допускать удары по емкости, необходимо убедиться в наличии сигнала «Чистая» в интерфейсе Программы анализа створчатой активности.

В начале испытаний в аквариум с помощью медицинского шприца было добавлено 5 г 10-процентного раствора аммиака.

В течение 10 минут на мониторе компьютера оператора был зафиксирован предупреждающий сигнал «Загрязненная».

Затем в аквариум была добавлена вторая порция раствора в таком же количестве 5 г 10-процентного раствора аммиака.

В течение 10 мин на мониторе компьютера оператора был зафиксирован предупреждающий сигнал «Опасно загрязненная».

После выработки предупреждающих сигналов, вода в емкости была заменена на чистую. Далее был зафиксирован процесс восстановления двигательной активности моллюсков, появление сигнала «Загрязненная», а после – «Чистая».

Все моллюски отреагировали на наличие загрязнения, что было проявлено в виде изменения параметров двигательной активности (табл. 2.9). Далее, в течение 15 мин, они восстановились после прекращения негативного воздействия среды. Результаты испытаний в графическом виде с нанесением индикаторов состояния водной среды изображены на рис. 2.7.

Таблица 2.9

Описание параметров двигательной активности

Цвет индикатора	Описание индикатора	Норма суточной активности мидий, %
Красный цвет	«Опасно загрязненная»	от 0 до 30
Желтый цвет	«Загрязненная»	от 31 до 60
Зеленый цвет	«Чистая»	от 61 до 100



Рис. 2.7. Представленные результаты испытания

Блок колоний мидий и блок измерительных каналов АБКЭМ соответствуют предъявленным требованиям. Система считается выдержавшей испытания на воздействие дозированного загрязнения.

2.3.10 Натурные испытания на воздействие загрязнений

Испытания проводились с целью проверки реакции БУАПК АБКЭМ в целом на дозированное воздействие загрязнения в натуральных условиях (в акватории г. Севастополя).

Оборудование и материалы:

- емкость с морской водой на 10–15 л;
- пластиковая труба (диаметр 40 мм, длина 5 м);
- воронка;
- поваренная соль (NaCl) – 1,5 кг;

- средство моющее – 0,5 л;
- глина белая – 0,5 кг.

Подводный модуль буйкового аппаратно-программного комплекса (БУАПК) был установлен на глубину 2 м. Предварительно один конец трубы был закреплен рядом с блоком колоний мидий на расстоянии в пределах 1 м.

Был приготовлен раствор из соли, моющего средства и глины. На расстоянии 1 м от БУАПК был вылит приготовленный раствор через пластиковую трубу диаметром 40 мм на глубину 2 м с помощью воронки.

Убедились, что визуально мидийный блок БУАПК АБКЭМ находился в области замутнения. В это время на мониторе компьютера оператора с помощью Программы визуализации движения створок наблюдали изменение параметров двигательной активности моллюсков.

В течение 15 мин на мониторе компьютера появился предупреждающий сигнал «Опасно загрязненная». Выработка сигнала происходила в автоматическом режиме.

Затем блок мидий переместили в зону чистой воды и дождались появления сигнала «Загрязненная», а после «Чистая».

Все моллюски отреагировали на наличие загрязнения, что проявилось в виде изменения параметров двигательной активности. Этапы испытания и изменения параметров сведены в табл. 2.10.

Таблица 2.10

Результат испытаний на воздействие загрязнений

Время	Этапы испытаний	Показатель, %	Цвет индикатора
11:45	Помещение прибора в морскую среду. Фиксируются исходные показатели	35	Желтый (мидии находились в транспортировочной емкости)
12:12 – 13:11	Период адаптации. Выработка сигнала воды «Чистая»	100	Зеленый
13:12	Добавление приготовленного раствора	100	Зеленый
13:15	Выработка сигнала «Загрязненная»	55	Желтый
13:22	Прекращение поступления раствора	40	Желтый
13:26	Выработка сигнала «Опасно загрязненная»	27	Красный
14:45	Конец сигнала «Опасно загрязненная», включение сигнала «Загрязненная»	35	Красный, желтый
14:51	Выработка сигнала воды «Чистая»	85	Зеленый

Испытания на воздействие дозированного загрязнения и подтверждение работоспособности БУАПК АБКЭМ в натуральных условиях подтверждают выполнение требований.

2.4 СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ АБКЭМ С ДИАГНОСТИЧЕСКИМ БЛОКОМ СОСТОЯНИЯ

Недостатками существующих биологических систем являются пороги срабатывания, вызванные различными воздействующими внешними мешающими факторами, такими как изменение температуры, солености (электропроводность), освещенности, волнения, течения и шумы, влияющие на поведенческие и/или физиологические реакции водных организмов. В результате естественно-природные изменения факторов среды могут приводить к таким же изменениям параметров (вызывая стресс) как и антропогенные (токсические) воздействия, что неизбежно провоцирует генерацию сигналов ложной тревоги; система становится экологически неадекватной. Кроме того, установленные биосенсоры не подвергаются оперативному диагностическому контролю текущего состояния организмов, т. к. часть организмов могут находиться в нескольких состояниях, открытых в режиме ожидания внешнего воздействия, закрытых после воздействия загрязняющих веществ и закрыто-открытом при травмировании и гибели. Неопределенность состояния организмов может привести к ложной интерпретации результатов измерений и пропуску загрязнителей.

Усовершенствованный автоматизированный биосенсорный комплекс раннего оповещения для экологического мониторинга водной среды с диагностикой состояния направлен на повышение надежности и исключение ошибок типа «ложной тревоги» при выявлении и индикации токсических веществ, находящихся в морских и речных водах, за счет оперативного обеспечения непрерывной диагностики состояния функциональной активности организмов-биосенсоров как в искусственных, так и в любых природных условиях.

В макет биосенсорного комплекса дополнительно установлены генераторы акустических или вибрационных сигналов, что позволяет оператору в определенное время воздействовать на колонии мидий акустическими, оптическими или вибрационными возмущениями, что приводит здоровые организмы в закрытое состояние и после окончания воздействия, выдержав определенный интервал времени, проводить анализ и выявлять состояния функциональной активности организмов-биосенсоров, исключив погибшие особи из дальнейшего анализа. На

диагностику состояния для автоматизированного биосенсорного комплекса авторами получен патент (Греков и др., 2023).

Структурно-функциональная схема усовершенствованного макета автоматизированного биосенсорного комплекса (АБКЭМ), представлена на рис. 2.8, где изображены: 1 – блок колонии мидий (**БКМ**); 2 – многоканальный (16 к.) измеритель активности мидий (**МИАМ**); 3 – узлы крепления мидий (**УКМ**), входит в состав **МИАМ**; 4 – датчик фиксации раскрытия створок мидий (**ДФРСМ**), входит в состав **МИАМ**; 5 – преобразователь раскрытия створок мидий в код (**ПРСМК**), входит в состав **МИАМ**; 6 – блок измерительных каналов (**БИК**); 7 – канал измерения температуры (**КИТ**), входит в состав **БИК**; 8 – канал измерения освещенности (**КИО**), входит в состав **БИК**; 9 – канал измерения гидростатического давления (**КИГД**), входит в состав **БИК**; 10 – канал измерения электропроводности (**КИЭ**), входит в состав **БИК**; 11 – канал измерения волнения (**КИВ**), входит в состав **БИК**; 12 – канал инерциальной навигационной системы (**КИНС**), входит в состав **БИК**; 13 – канал измерения вибрации (**КИВ**), входит в состав **БИК**; 14 – блок телеметрии (**БТ**); 15 – контроллер формирователя измерительного кадра (**КФИД**), входит в состав **БТ**; 16 – узел передачи данных (**УПД**), входит в состав **БТ**; 17 – узел преобразования напряжения (**УПН**), входит в состав **БТ**; 18 – аккумуляторная батарея (**АБ**), входит в состав **БТ**; 19 – поверхностный буй (**ПБ**); 20 – блок электроники связи (**БЭС**); 21 – коммуникатор сотовой связи (**КСС**), входит в состав **БЭС**; 22 – световой сигнальный огонь (**ССО**), входит в состав **БЭС**; 23 – аккумуляторная батарея **ССО** (**АБ ССО**), входит в состав **БЭС**; 24 – антенны сотовой связи (**АСС**), входит в состав **БЭС**; 25 – береговой аппаратно-программный блок фиксации аварийных ситуаций (**БАПК**); 26 – персональный компьютер (**ПК**); 27 – информационная панель (**ИП**); 28 – кабель-трос; 29 – блок генераторов; 30 – акустический, вибрационный или оптический преобразователь; 31 – цепь якорная; 32 – якорь.

Работает комплекс АБКЭМ следующим образом. Информация о состоянии морской воды, которая окружает блок 1 и выражается в величине раскрытия створок мидий, анализируется 16-канальным измерителем мидий 2, где с помощью узлов крепления 3 фиксируются 16 мидий, датчики фиксации раскрытия створок мидий 4 являются датчиками Холла, информация с которых через преобразователь раскрытия створок мидий 5 поступает в блок измерительных каналов 6, куда одновременно поступает информация с малоинерционного канала измерения температуры 7 об изменении состояния температуры морской воды, величина светового потока, попадающая на мидии, определяется каналом измерения освещенности 8, глубина нахождения подводного модуля

регистрируется каналом измерения давления 9, соленость морской воды определяется каналом измерения электропроводности воды 10, канал измерения волнения 11 построен на базе акселерометра, инерциальная навигационная система 12 выдает информацию о скорости и направлении течения, уровень шумов в широком диапазоне частот определяет канал измерения вибрации 13, вся аналого-цифровая информация с измерителей поступает в блок телеметрии 14, где контроллером 15 формируется измерительный кадр, который поступает на узел передачи данных 16, все электронные узлы запитаны от преобразователя напряжения 17, на который поступает напряжение от аккумуляторной батареи 18, вся измеренная информация поступает в поверхностный буй 19 в блок электронной связи 20, непосредственно на коммутатор сотовой связи 21, здесь же находится световой сигнальный огонь 22, который запитывается от аккумуляторной батареи 23 и информационный сигнал через антенну сотовой связи 24 подается в береговой аппаратно-программный блок фиксации аварийных ситуаций 25, в котором находится ПК 26 и информационная панель 27, передача информации и осуществление электропитания осуществляется через кабель-трос 28, который является грузонесущим, блок генераторов 29 с акустическим, вибрационным или оптическим преобразователем 30, по сигналу оператора или в автоматическом режиме в определенное время создают оптические, акустические или вибрационные возмущения, что приводит здоровые организмы в закрытое состояние и после окончания воздействия внешнего возмущения, выдержав определенный интервал времени проводится анализ и в зависимости от положения створок мидий выявляется состояния функциональной активности организмов-биосенсоров, исключив погибшие особи, удержание в заданной точке биосенсорного комплекса осуществляется с помощью якорной цепи 31, которая прикреплена к якорю 32.

Береговой аппаратно-программный блок фиксации аварийных ситуаций 25, включающий компьютер 26 с соответствующим программным обеспечением. В качестве компьютера может быть использован как современный ПК с соответствующими возможностями, так и специализированный компьютер с многопроцессорной архитектурой, позволяющий принимать одновременно несколько потоков данных и выполнять параллельно несколько фрагментов одной задачи и содержащий пополняемую базу данных параметров состояния функциональных характеристик двухстворчатых моллюсков, программу выявления и генерации отклонений измеряемых параметров, выполненную с возможностью изменения ее настроек в процессе эксплуатации при превышении пороговых показателей, полученных с мидий.

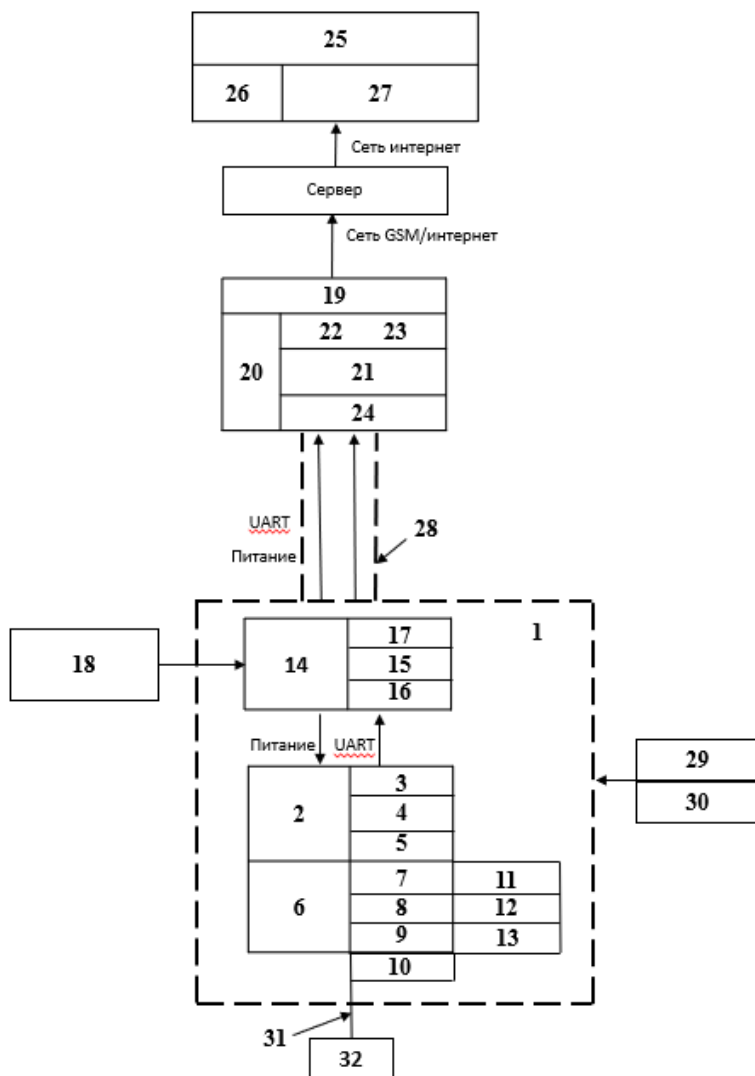


Рис. 2.8. Структурно-функциональная схема усовершенствованного макета автоматизированного биосенсорного комплекса (АБКЭМ)

Одновременно анализируется информация, поступающая с блока 6 **БИК** со всех измерительных каналов 7, 8, 9, 10, 11, 12, 13 и обрабатывается с помощью специализированной программы вероятностного анализа экологической безопасности с формированием по нескольким ступеням тревоги и передачей сигналов тревоги в режиме он-лайн с отображением на информационной панели 27.

**МЕТОДЫ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ
ДЛЯ АВТОМАТИЗАЦИИ БИОСЕНСОРНЫХ СИСТЕМ,
ПОСТРОЕННЫХ НА ОСНОВЕ АКТИВНОСТИ
ДВУСТВОРЧАТЫХ МОЛЛЮСКОВ**

**3.1 ОБНАРУЖЕНИЕ АНОМАЛИЙ МЕТОДАМИ
МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ БЕЗ УЧИТЕЛЯ**

Для эффективного функционирования разработанной системы мониторинга водной среды сигнал тревоги должен формироваться в автоматическом режиме. Аномалии в поведенческих реакциях моллюсков можно выявить разными методами, одним из которых являются алгоритмы машинного обучения (Omar et al., 2013). Модели обнаружения аномалий временных рядов используют рассчитанную числовую метрику, называемую оценкой аномалии, чтобы определить, является ли точка данных аномалией или нет. Оценка аномалии может быть определена с использованием ошибки между прогнозируемым и фактическим значениями. Если оценка аномалии превышает пороговое значение, точка данных помечается как аномалия. В некоторых случаях порог может быть фиксированным значением, однако в ряде случаев фиксированный порог не подходит, поскольку дисперсия и математическое ожидание набора данных могут меняться со временем. Динамический порог необходимо рассчитывать с использованием информативных параметров выборки, так как измеренные значения мы получаем в режиме реального времени, и алгоритму доступны только прошлые значения.

Системы обнаружения аномалий широко используются в самых разных приложениях, таких, как обнаружение мошенничества, обнаружение вторжений для обеспечения кибербезопасности, анализ производительности и обнаружение неисправностей.

Существуют различные типы аномалий, поэтому правильный способ их распознавания сильно зависит от приложения. В нашем проекте аномалии очень тесно связаны с задачей прогнозирования временных рядов, поскольку аномалии выявляются на основе отклонений от прогнозируемого значения.

Методы машинного обучения позволяют настраивать (обучать) алгоритмы с использованием некоторого набора обучающих данных для решения различных задач. В последние годы алгоритмы машинного обучения все чаще используются для классификации и кластеризации

при оценке параметров окружающей среды биологическими системами (Russo et al., 2021).

Спектр возможностей использования машинного обучения для обнаружения аномалий в деятельности створок моллюсков изучен недостаточно. Таким образом, целью данного подраздела является исследование возможности использования четырех традиционных алгоритмов машинного обучения без учителя для обнаружения аномалий в поведенческих реакциях моллюсков в автоматизированных системах биомониторинга водной среды, ее последующего включения в программное обеспечение существующих автоматизированных систем биомониторинга водных сред в режиме реального времени.

Различные алгоритмы машинного обучения применяются для изучения двустворчатых моллюсков при решении определенных задач; например, для обнаружения загрязненных тяжелыми металлами мидий по данным спектроскопии. Цветение водорослей оказывает негативное воздействие на аквакультуру и снабжение питьевой водой и представляет собой экологическую проблему. Исследование (Harley et al., 2020) показало эффективность использования алгоритмов машинного обучения для выявления драйверов цветения водорослей, которые являются источником токсина, накапливающегося в тканях моллюсков. С этой целью авторы использовали метод случайного леса для классификации моллюсков выше и ниже порога токсичности (Harley et al., 2020). Методы машинного обучения использовались для генерации сигнала тревоги о цветении цианобактерий путем обнаружения аномалий в данных флуоресценции фикоцианинов без необходимости соответствующего подсчета клеток или биообъема. В обзорной статье (Cruz et al., 2021) показаны различные методы машинного обучения, применяемые для разработки эффективных инструментов, помогающих фермерам, выращивающим моллюски, управлять и прогнозировать вредное цветение водорослей и явления загрязнения моллюсками, которые часто приводят к значительным негативным экономическим последствиям. Шесть алгоритмов машинного обучения были применены для построения прогнозной модели закрытия/открытия производственных площадей выращиваемых мидий в Галисии (Испания) при обнаружении критической концентрации морского биотоксина (Molares-Ulloa et al., 2022) из-за активного цветения водорослей. Метод kNN показал лучший результат, а разработанные модели, по мнению авторов (Molares-Ulloa et al., 2022), могут быть использованы для оценки достоверности решений, принимаемых экспертами. Используя данные дистанционного зондирования, Hill et al. (2020) показали возможность использования моделей машинного обучения для обнаружения и прогнозирования вредоносных событий цветения водорослей в Мексиканском заливе. Несколько алгорит-

мов машинного обучения (модели множественной авторегрессии и искусственной нейронной сети (ИНС)) были успешно применены для прогнозирования загрязнения токсинами диарейного отравления моллюсками (DSP) в районах производства моллюсков в Португалии (Cruz et al., 2022). Wang et al. (2021) провели классификацию одиннадцати видов водорослей, продуцирующих паралитический яд моллюсков. Grasso et al. (2019) показали возможность прогнозирования загрязнения биотоксинами моллюсков путем прогнозирования концентрации токсина PSP в голубых мидиях с использованием алгоритма глубокого обучения (например, модели FFNN с одним скрытым слоем).

Алгоритм машинного обучения без учителя (iForest – изолирующий лес) был использован для выявления закономерностей в данных относительной концентрации полициклических ароматических углеводородов в мидиях семейства дрейссенид (Kimbrough et al., 2021). Алгоритм SVM использован для классификации при оценке границы экологической ниши дрейссены (*Dreissena polymorpha*) в Северной Америке (Drake and Bossenbroek, 2009). Алгоритм iForest использовался для проверки связи генетической дифференциации популяций мидий *Mytilus* быть связана с какой-либо из ключевых переменных окружающей среды, которые, как известно, формируют распределение видов (Kijewski et al., 2019). Valletta et al. (2017) показали возможность использования алгоритмов машинного обучения в исследованиях поведения животных, а позже Bertolini et al. (2022) успешно применили алгоритмы машинного обучения без учителя (кластеризация k-средних) для выявления последовательных моделей поведения в активности двустворчатых моллюсков *Mytilus galloprovincialis* и *Mytilus edulis*. Два алгоритма машинного обучения (машины опорных векторов и деревья классификации) были использованы для оценки точности групповой классификации двух фенотипов *Lampsilis teres* (Keogh and Simons, 2019).

Алгоритмы машинного обучения (как традиционные подходы машинного обучения, так и подходы глубокого обучения) широко используются для обнаружения аномалий и прогнозирования качества воды (питьевой, аквакультуры, природных водоемов) в режиме реального времени (Dogo et al., 2019; Jin et al., 2019; Gao et al., 2019; Muharemi et al., 2019) на основе данных датчиков физических и химических показателей (температура, pH и т.д.). Основываясь на трех параметрах качества воды (таких как аммиачный азот, мутность и электропроводность) и используя разработанную модель IGA-BPNN на примере реки Аши бассейна реки Сунгари, Китай, авторы работы (Jin et al., 2019) показали, что модель может эффективно отражать изолированные резкие пики параметров качества воды и гарантировать эффективность раннего предупреждения. В (Muharemi et al., 2019) тестируются шесть методов ма-

шинного обучения (SVM, RNN, DNN и другие), для поиска лучшей модели для обнаружения аномалий в системах качества воды на основе датчиков в Германии. Авторы приходят к выводу, что все методы уязвимы. Shi et al. (2018) предложили комбинированный подход модели вейвлет-искусственной нейронной сети (вейвлет-ИНС) и высокочастотных измерений от датчиков для обнаружения аномалий для управления качеством поверхностных вод в программе мониторинга, применяемой к бассейну реки Потомак в Вирджинии, США. Позже Liu et al. (2020) использовали алгоритм изолирующего леса для обнаружения аномалий качества поверхностных вод для раннего предупреждения о крупномасштабном выбросе потенциально вредных веществ в результате разливов в реку или преднамеренных выбросов. Алгоритмы машинного обучения (глубокая нейронная сеть DNN) также применяются для прогнозирования численности мидий *дрейссенид* в прибрежных водах с использованием подводных изображений (Galloway et al., 2022). Алгоритмы машинного обучения и классификации позволили обработать и извлечь информативные сигнатуры экспрессии из данных многомерной масс-спектрометрии на примере тематического исследования нефтяного загрязнения мидий (*Mytilus edulis*) (Galloway et al., 2022).

В большинстве описанных выше работ аномалии обнаружены с помощью методов машинного обучения на основе данных физических и химических датчиков мониторинга качества водной среды. Отличие данного исследования заключается в использовании экспериментальных необработанных данных о реакции моллюска (величина открытия створок в миллиметрах) для обнаружения аномалий и формирования сигнала тревоги.

3.1.1 Экспериментальные данные и их подготовка для анализа

Для обнаружения аномалии в рядах данных активности двустворчатых моллюсков был выбран период с 26 февраля по 24 апреля 2017 г., в течение которого было обнаружено нарушение монотонности в суточном цикле поведения моллюсков в период интенсивных дождей на водосборе р. Черная. Точное время возникновения аномалии неизвестно. Однако методом экспертной оценки были выявлены дни, в которые имели место аномалии. В этот момент наблюдалось резкое увеличение частоты бессистемных кратковременных пережатий (до 2 в минуту) и уменьшение амплитуды открытия створок моллюсков на протяжении 2–3 дней (рис. 3.1). На рис. 3.1 разными цветами (аббревиатуры M2, M3 ... M15 соответствуют номеру моллюска) показан суточный цикл активности двустворчатых моллюсков, используемых в системе. При этом у 20–25% моллюсков отмечается полное закрытие створок на срок от не-

скольких часов до суток. По данным лаборатории мониторинга качества воды, в этот период зафиксировано снижение температуры воды на 2–4°C и увеличение мутности воды. Вполне вероятно, что токсиканты с прилегающих сельскохозяйственных полей, где применялись удобрения и средства борьбы с вредителями, попали в русло реки вместе со смывами почвы, чем и объясняется столь интенсивная реакция моллюсков.

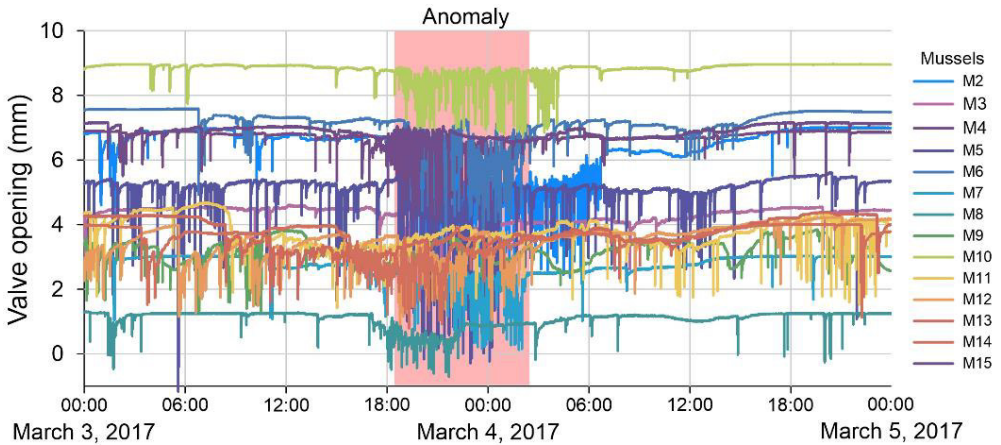


Рис. 3.1. Пример исходных данных об активности двустворчатых моллюсков с аномалией (март 2017 г., р. Черная)

Разделим наш набор данных на подмножества с тренировочным набором с пятидневным временным интервалом, и на каждой итерации для теста использовалось однодневное подмножество. Выбор пятидневного интервала обучения был компромиссным, поскольку увеличение интервала привело бы к увеличению времени между двумя потенциально различимыми возможными аномалиями, а уменьшение интервала привело бы к уменьшению обучающих данных. После обнаружения аномалии последующие 4 дня не рассматривались. Всего было 38 подмножеств. Каждая пятидневная тренировочная подгруппа представляла собой временной ряд из 43200 точек для каждой из 14 мидий. Каждая однодневная тестовая подгруппа представляла собой временной ряд из 8640 точек для каждой из 14 мидий. Количество обучающих и тестовых данных зависело от значения усреднения, например, при 30-минутном усреднении количество тестовых данных составляло 48, а без усреднения – 8640. Время усреднения данных использовалось в качестве одного из гиперпараметров моделей. Каждая модель использовала свой алгоритм обнаружения аномалий в данных, поэтому оптимальное значение усреднения можно было получить только экспериментальным путем.

Использовались следующие значения усреднения: без усреднения, 1 мин, 5 мин, 15 мин и 30 мин.

Общая схема последовательности действий моделей представлена на рис. 3.2. После разделения данных на обучающую и тестовую выборки были проведены процедуры масштабирования и усреднения данных. Затем для каждого алгоритма машинного обучения был проведен процесс настройки гиперпараметров, чтобы максимизировать оценку F1 и минимизировать ошибки второго рода.

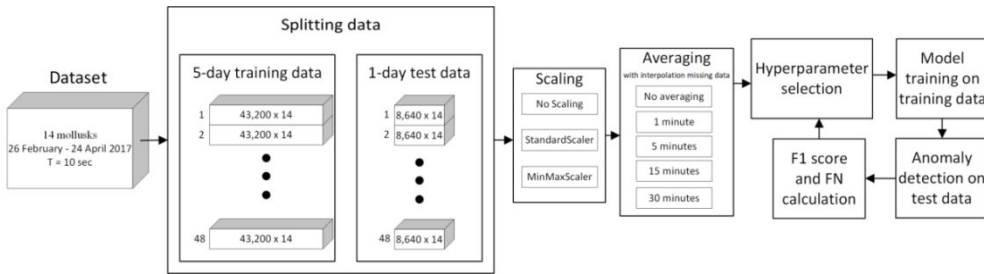


Рис. 3.2. Общая схема обработки данных и подбора гиперпараметров

Выделяют аномалии в режиме поведенческих реакций моллюсков, обусловленные естественными процессами, например, сильными дождями, и техническими неисправностями автоматизированной системы. В нашей работе мы обнаруживаем аномалии обоих типов.

Эффективность алгоритмов машинного обучения оценивалась по метрике F1 (Lipton and Elkan, 2014) – интегральному показателю, представляющему собой среднее гармоническое полноты и точности обнаружения:

$$F1score = \frac{2 \times Precision \times Recall}{Precision + Recall}. \quad (3.1)$$

Этот показатель позволяет полностью оценить эффективность алгоритма. Оптимальный алгоритм должен иметь максимально возможное значение метрики F1. Значение F1 варьируется от 0 до 1. Оценка F1, равная 1, указывает на идеальную точность и полноту (наилучшая производительность), а оценка 0 указывает на то, что точность или полнота равны 0 (наихудшая производительность).

Истинно положительный коэффициент (TP) показывает количество дней с аномалиями, обнаруженными алгоритмом, в те дни, когда эти аномалии действительно имели место. Наши данные содержат аномалии за 3 дня, выявленные экспертами в ходе анализа данных. Точное время (час, минута и секунда) возникновения аномалии неизвестно. Поэтому TP может принимать значения от 0 до 3. Кроме того, для каждого алго-

ритма рассчитывалась ошибка II рода – ложноотрицательный (FN) уровень, поскольку в этом случае алгоритм не обнаруживает аномалию, если она существует, что имеет решающее значение для биологической системы раннего предупреждения. Ошибка I рода – частота FP (ложно-положительных результатов) показывает, сколько раз наш алгоритм помечал точки данных, которые на самом деле не являются истинными аномалиями. Он может принимать значения от 0 до количества тестовых данных, если алгоритм пометит все данные как аномалии в день, когда аномалий не было.

Гиперпараметр уровень загрязнения (contamination rate), т.е. доля выбросов в выборке, используется в том или ином виде во всех рассматриваемых методах (Hoyle et al., 2015; Bella et al., 2020). Анализ данных проводился на языке программирования Python (V3.9.12) с использованием пакета машинного обучения scikit-learn (V 1.0.2) (Pedregosa et al., 2011).

При использовании методов машинного обучения рекомендуется оценить несколько алгоритмов и сравнить их производительность, чтобы выбрать лучшую модель, решающую задачу (Abou-Moustafa and Schuurmans, 2015; Raschka and Mirjalili, 2019). К наблюдаемым данным о поведенческих реакциях моллюсков были применены четыре алгоритма машинного обучения без учителя для обнаружения аномалий:

- локальный уровень выброса (LOF);
- одноклассовый метод опорных векторов (SVM);
- эллиптическая огибающая (elliptic envelope);
- изолирующий лес (iForest).

Рассмотрим результаты применения выбранных алгоритмов машинного обучения без учителя для обнаружения аномалий в рядах активности двусторчатых моллюсков.

3.1.2 Алгоритм эллиптической огибающей

Алгоритм эллиптической огибающей создает воображаемую эллиптическую область вокруг набора данных. Данные, попадающие в этот диапазон, считаются нормальными данными, а все, что выходит за пределы диапазона, возвращается как выбросы (аномальные). Алгоритм работает лучше всего, если данные имеют распределение Гаусса. Метод эллиптических огибающих использует оценку ковариации с расстоянием Махаланобиса (Hoyle et al., 2015; Rousseeuw and Driessen, 1999). Эта модель реализована в функции эллиптической огибающей ковариационного модуля scikit-learn (Pedregosa et al., 2011). Параметры функции, которые мы использовали для моделирования (исключая уровень за-

грязнения): `store_precision = true`, `assume_centered = false`, `support_fraction = none`.

Кроме того, было изучено влияние стандартизации на производительность модели (Witten et al., 2017). Центрирование и масштабирование выполнялись независимо для каждого признака путем расчета соответствующей статистики по выборкам обучающего набора. Полученные значения среднего значения и стандартного отклонения затем использовались в тестовых данных. Стандартизировали функции с помощью класса `StandardScaler` из модуля предварительной обработки библиотеки `scikit-learn`.

Оценка F1, равная единице, была получена при усреднении данных активности моллюсков за 15 мин при уровне загрязнения (`contamination rate`) менее 0,0005 и за 5 мин при уровне загрязнения в диапазоне от 0,0005 до 0,001 (рис. 3.3). Результаты оценки метрики F1 со стандартизованными данными и без стандартизации (не показаны) для модели эллиптической оболочки одинаковы. Без усреднения и уровне загрязнения менее 0,0001, а также при одноминутном усреднении и уровне загрязнения, равной 0,0005, модель показала ложноотрицательный результат, равный двум, т. е. модель не обнаруживает аномалию в двух случаях из трех (см. рис. 3.3). Существуют также параметры, при которых модель показывает единичный ложноотрицательный результат, например, при пятиминутном усреднении и уровне загрязнения меньше или равном 0,0001.

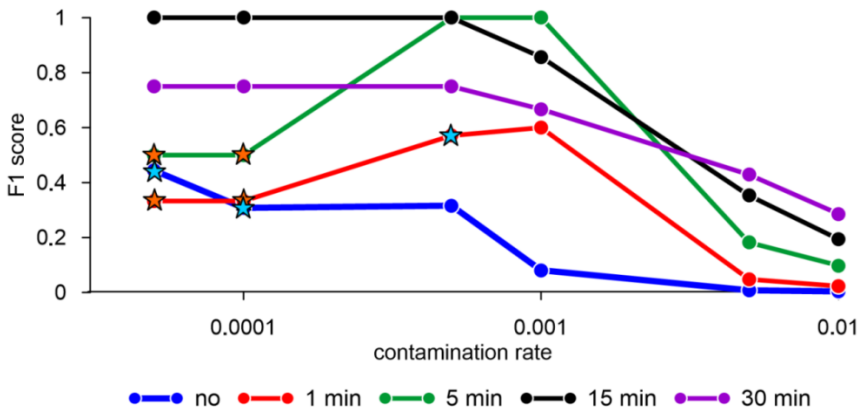


Рис. 3.3. Оценка F1, полученная с помощью алгоритма эллиптической огибающей с различным усреднением данных активности моллюсков и стандартизацией признаков. Оранжевые звездочки – ошибка FN = 1, синие звездочки – ошибка FN = 2. Здесь и далее шкала X является логарифмической

3.1.3 Алгоритм изолирующего леса (iForest)

Одним из эффективных способов обнаружения аномалий в многомерных наборах данных является использование алгоритма изолирующего леса. Алгоритм «изолирует» наблюдения путем случайного выбора признака, а затем случайным образом выбирает значение разделения между максимальным и минимальным значениями выбранного признака (Liu et al., 2012). Реализация алгоритма изолирующего леса основана на ансамбле экстремально случайных регрессионных деревьев (Pedregosa et al., 2011). Точки данных изолируются путем многократного разделения данных, пока каждая точка данных не будет изолирована. За показатель аномалии принимается глубина деревьев в лесу, которая зависит от глубины дерева и средней глубины леса (Liu et al., 2008). По результатам Liu et al. (2008) максимальная глубина каждого дерева установлена равной:

$$\lceil \log_2(n) \rceil, \quad (3.2)$$

где n – количество образцов, использованных для построения дерева.

Для настройки алгоритма iForest осуществлялся поиск по следующим гиперпараметрам: время осреднения, количество выборок (n) и количество деревьев (T), а также с нормализацией данных и без нее. Остальные параметры алгоритма были следующими: `max_features = 1.0` (количество признаков, извлекаемых из X для обучения каждой модели), `bootstrap = false` (выполняется выборка без замены), `Warm_start = false`.

На рис. 3.4 показаны результаты работы алгоритма iForest для $n = 256$ и нормализации данных. Нормализация данных проводилась с помощью библиотеки `scikit-learn MinMaxScaler`, которая преобразует каждую функцию индивидуально так, чтобы она находилась в заданном диапазоне на обучающем наборе, например, между нулем и единицей. Авторы алгоритма Liu et al. (2008) показали, что $n = 256$ и $T = 100$ оптимальны для широкого круга задач. Однако для нашего набора данных лучший результат при $n = 256$ (оценка $F1 = 1$) был получен при количестве деревьев $T = 5$, усреднении за 30 мин и уровне загрязнения менее 0,001 (рис. 3.4, *c*). При фиксированном числе $T = 5$ и усреднении данных за 15 мин лучший результат был получен при $n = 150$ и уровне загрязнения менее 0,001 (рис. 3.4, *d*). При $T = 50$, усредняя данные за 15 мин, лучший результат получается при $n = 70$ и уровне загрязнения менее 0,001 (рис. 3.4, *e*).

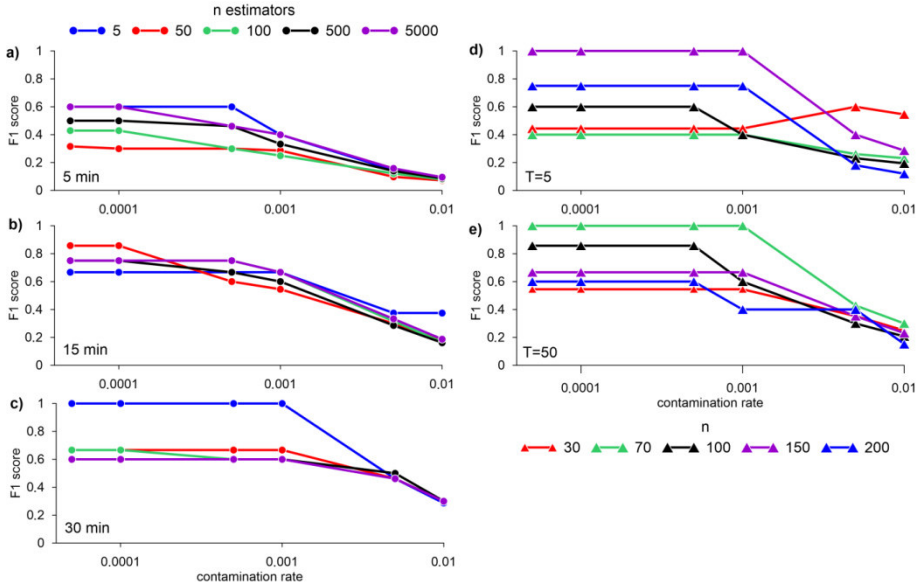


Рис. 3.4. Оценка F1 для разного количества моделей с усреднением данных за 5 (a), 15 (b), 30 минут (c) и нормализацией с использованием MinMaxScaler, $\max_samples = 256$; разные n, при $T = 5$ (d) и $T = 50$ (e) с 15-минутным усреднением данных, полученных алгоритмом iForest

3.1.4 Алгоритм одноклассовый SVM

Алгоритм SVM был представлен Schölkopf et al. (1999) и реализован в модуле «Support Vector Machines» в `svm.OneClassSVM`. Для определения границы требуется выбор ядра и скалярного параметра. Обычно выбирается ядро RBF, хотя точной формулы или алгоритма подбора его параметров не существует. Параметр ν , также известный как граница одноклассового SVM, соответствует вероятности обнаружения нового наблюдения за пределами границы модели.

SVM обычно используется для обучения с учителем, но SVM одного класса можно использовать для обнаружения аномалий при обучении без учителя. Целью алгоритма SVM является нахождение гиперплоскости в N -мерном пространстве (N – количество признаков), которая четко классифицирует точки данных (Schölkopf et al., 1999; Schölkopf et al., 2001). В случае использования SVM для обнаружения аномалий задача состоит в том, чтобы найти функцию, положительную для областей с высокой плотностью точек и отрицательную для областей с низкой плотностью точек. При настройке одноклассовой модели SVM мы перебирали значения гиперпараметра ν , который является верхней границей доли ошибок обучения и нижней границей доли опорных векторов,

меняли тип ядра (rbf, сигмоид или полином) и коэффициент ядерной функции γ , влияющий на «гладкость» модели. Остальные параметры модели были следующими: степень = 3 (степень полиномиальной функции ядра), $\text{coef0} = 0,0$ (независимый член для поли- и сигмовидных ядер), $\text{tol} = 0,001$ (допуск критерия останова), $\text{сжатие} = \text{True}$, $\text{cache_size} = 200$ (размер кэша ядра) и $\text{max_iter} = -1$ (жесткое ограничение на итерации в алгоритме).

Применение одноклассового алгоритма SVM для обнаружения аномалий показало неудовлетворительные результаты. Значения показателя F1 при усреднении нормализованных и ненормализованных данных с помощью ядра RBF не превышали 0,2 (рис. 3.5, *a*, *b*). Наилучшие результаты применения одноклассового алгоритма SVM были получены при использовании сигмоидальной функции ядра и полиномиальной функции ядра. Значения оценки F1 достигают 0,55 при γ , равном 0,05, полиядерном типе с nu 0,001 и 0,005, а с сигмовидным типом ядра и $\gamma = 0,001$ с nu 0,005 (рис. 3.5, *c*).

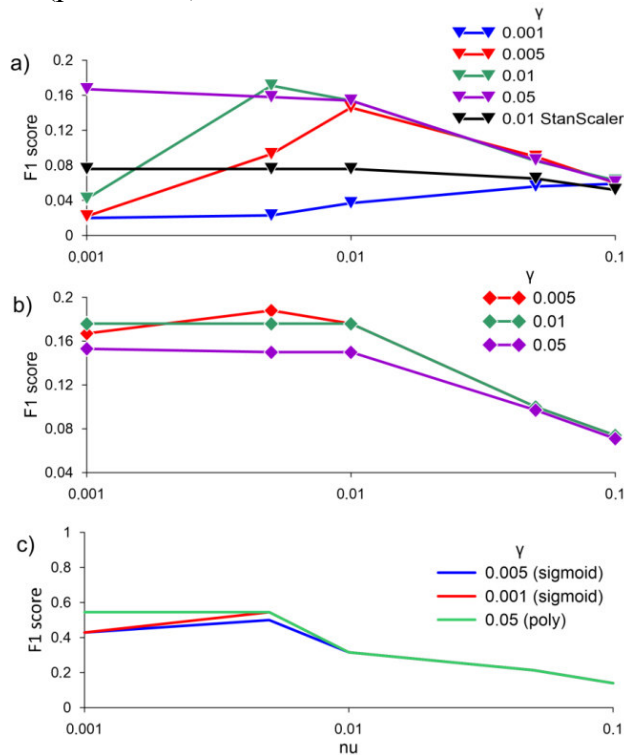


Рис. 3.5. Оценка F1 при (a) усреднении данных за 30 минут, MinMaxScaler и StandardScaler, ядро RBF; (b) – усреднение данных за 30 мин, без нормализации, ядро RBF; (c) с двумя ядрами – сигмовидным и поли, без нормализации при разных значениях γ , полученными одноклассовым алгоритмом SVM

3.1.5 Алгоритм локальный уровень выброса (LOF)

Алгоритм LOF был впервые описан Breunig et al. (2000). Оценка аномалии каждой выборки называется уровнем локального выброса. Он измеряет локальное отклонение плотности данного образца относительно его соседей. Он является локальным в том смысле, что оценка аномалии зависит от того, насколько изолирован объект по отношению к окружающим его объектам. Точнее, локальность определяет k ближайших соседей, расстояние от которых используется для оценки локальной плотности. Сравнивая локальную плотность образца с локальными плотностями его соседей, можно идентифицировать образцы, которые имеют значительно меньшую плотность, чем их соседи (они считаются выбросами). Гиперпараметрами алгоритма, которые мы использовали (исключая k ближайших соседей), были: `algorithm = ball_tree` (алгоритм, используемый для вычисления ближайших соседей), `Leaf_size = 30`, `metric = Minkowski` (метрика, используемая для вычисления расстояния), $p = 2$ (параметр для метрик Минковского или стандартного евклидового расстояния).

Значения метрики F1, равные единице, были достигнуты путем усреднения данных за 1 и 5 мин. При этом лучшие результаты оценки показателя F1 были получены без стандартизации или нормализации данных (рис. 3.6).

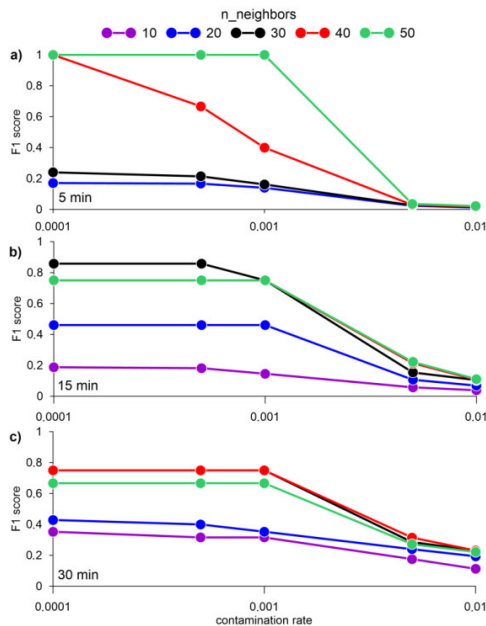


Рис. 3.6. Оценка F1 для различного количества ближайших соседей k и данные усреднения за 5 (a), 15 (b) и 30 мин (c), полученные алгоритмом LOF

Значения метрики F1, равные единице, были получены при числе соседей 100 и усреднении данных за 1 мин. При числе соседей 120 и уровне загрязнения меньше или равном 0,0001 возникает ошибка FN = 1, т. е. модель не обнаруживает аномалию, несмотря на ее наличие (рис. 3.7).

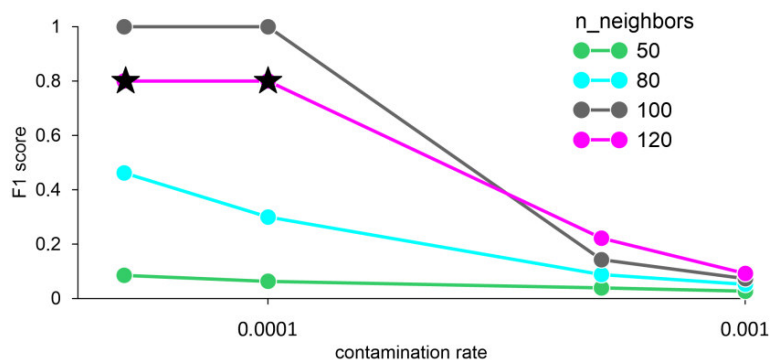


Рис. 3.7. Оценка F1 для разных $n_neighbors$ и данные усреднения за 1 мин, полученные методом LOF. Звездочки – ошибка FN (ложноотрицательный результат)

3.1.6 Сравнительная оценка алгоритмов обнаружения аномалий в экспериментальных данных

Традиционно изменения в поведенческих параметрах (например, средней амплитуде и частоте схлопывания) среди групп двустворчатых моллюсков, подвергшихся и не подвергавшихся воздействию загрязняющих веществ, изучались с использованием статистических инструментов, таких как дисперсионный анализ (Basti et al., 2009; Hartmann et al., 2016). Область машинного обучения предоставляет методологии, идеально подходящие для задачи извлечения знаний из сложных и многомерных наборов данных о поведении животных с нелинейными зависимостями и неизвестными взаимодействиями между несколькими переменными (Valletta et al., 2017). В дополнение к очевидным способам улучшения анализа данных или контроля условий эксперимента, машинное обучение даёт новое понимание функционирования биологических систем и процесса того, как и почему эти функции развивались (Cichos et al., 2020). Наши результаты показывают, что природные и технические аномалии в наборах данных об активности двустворчатых моллюсков можно обнаружить с помощью алгоритмов машинного обучения. Использование таких алгоритмов, как эллиптическая огибающая, iForest и LOF с определённым набором гиперпараметров (усреднение,

масштабирование и т. д.) позволяет без ложных срабатываний выделить аномалию, т. е. получить оценку F1, равную единице. Показатель F1 представляет собой среднее гармоническое значение точности и полноты и дает лучшую оценку неправильно классифицированных случаев, чем показатель точности (accuracy). В наших данных несбалансированное распределение классов, поэтому показатель F1 является лучшим показателем для оценки наших моделей. Например, для алгоритма IForest ($n_estimators = 50$, $max_samples = 256$ и $outliers_fraction = 0,0005$) показатель F1 будет равен 0,6, но точность будет стремиться к 1. Неудовлетворительные результаты (F1-показатель $< 0,2$) были получены при использовании алгоритма SVM. Матрицы ошибок для каждой модели при различных настройках гиперпараметров показаны на рис. 3.8–3.11.

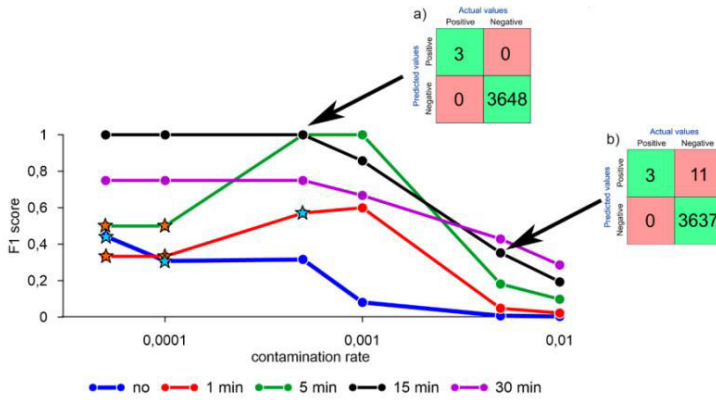


Рис. 3.8. Матрицы ошибок для алгоритма эллиптической огибающей: (a) осреднение 15 мин, $cr = 0,0005$, $F1 = 1$; (b) осреднение 15 мин, $cr = 0,005$, $F1 = 0,353$

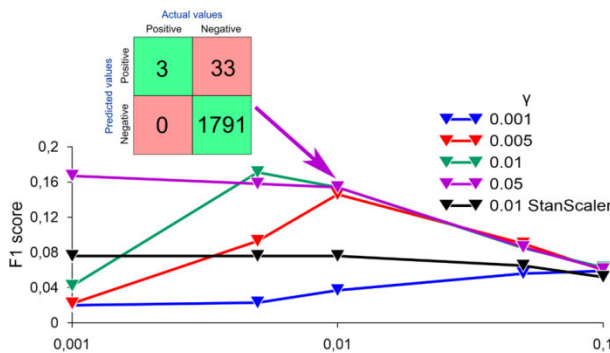


Рис. 3.9. Матрица ошибок для алгоритма одноклассового SVM: осреднение 30 мин, RBF, MinMaxScaler, $cr = 0,01$, $\gamma = 0,05$, $F1 = 0,154$

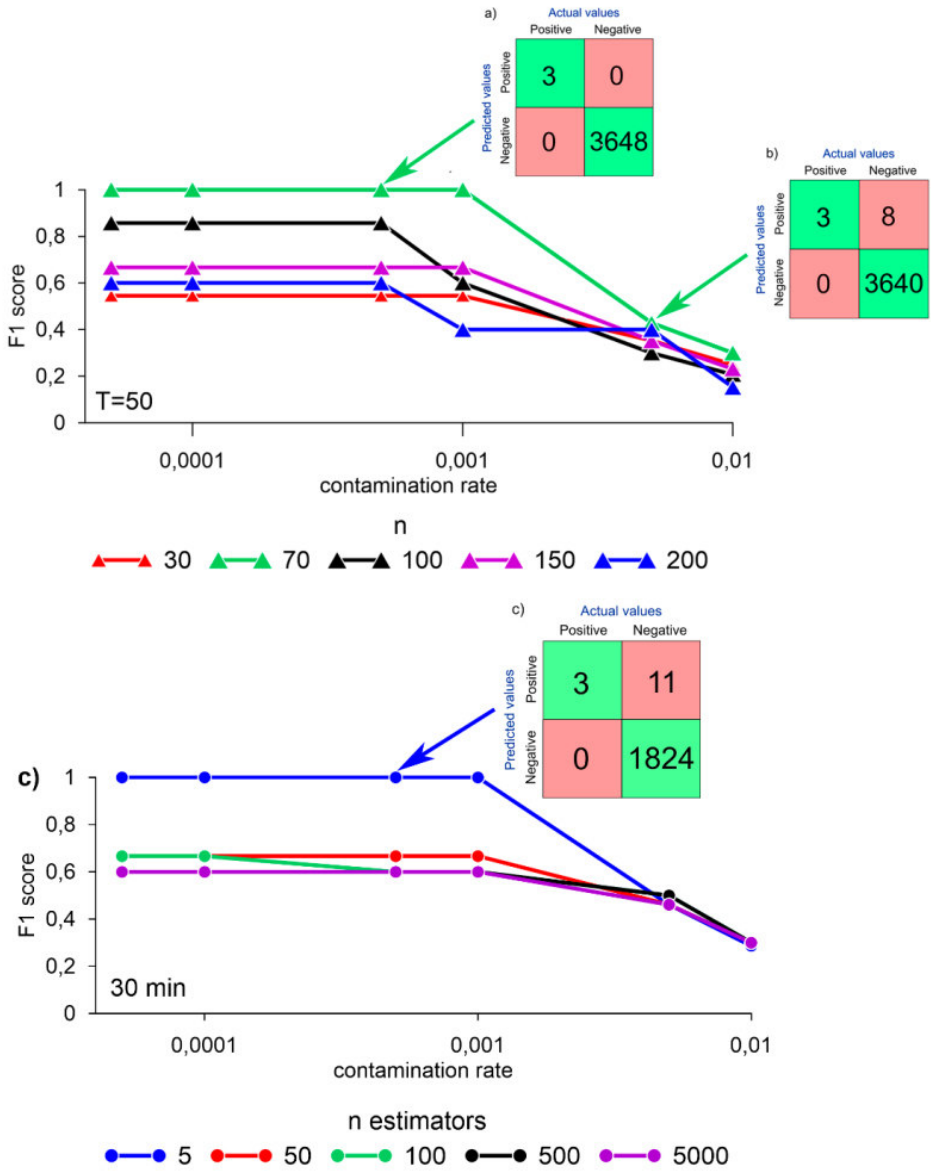


Рис. 3.10. Матрица ошибок для алгоритма iForest:

- (a) осреднение 15 минут, cr = 0,0005, max_samples = 70, n = 50, F1 = 1;
- (b) осреднение 15 минут, cr = 0,005, max_samples = 70, n = 50, F1 = 0,429;
- (c) осреднение 30 минут, cr = 0,0005, max_samples = 256, n = 5, F1 = 1

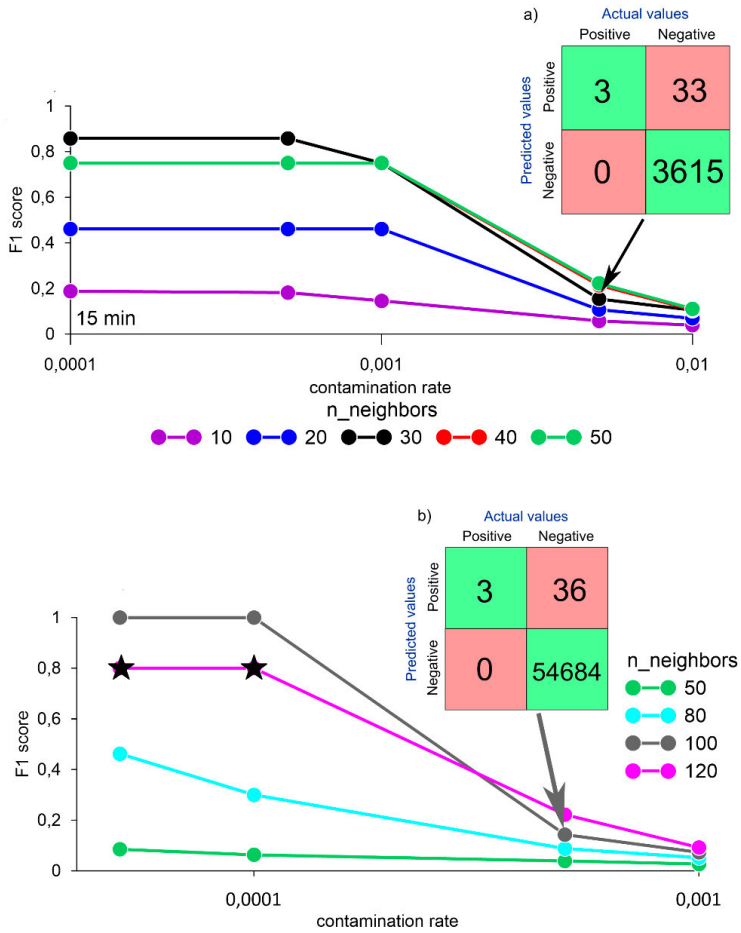


Рис. 3.11. Матрицы ошибок для алгоритма LOF:

(a) осреднение 15 мин, $cr = 0,005$, k -соседей = 30, $F1 = 0,154$;

(b) осреднение 1 мин, $cr = 0,0005$, k -соседей = 100, $F1 = 0,143$

Кроме того, в отличие от большинства исследований, где результаты основаны на лабораторных данных (Guterres et al., 2020), наши результаты были получены на основе данных из мест потенциальной установки таких систем непосредственно в окружающей среде.

Основной гиперпараметр наших моделей, параметр уровень загрязнения, контролирует порог функции решения, когда оцененную точку данных следует считать выбросом. На саму модель это никак не влияет. Модель присваивает всем точкам данных оценку выброса, точки с наивысшими баллами затем помечаются как аномалии. В результате, если уровень загрязнения установлен слишком высоким (например, $> 0,001$ для iForest), это заставит модель ошибочно классифицировать

точки как аномалии. Если оно установлено слишком низким (например, $< 0,0001$ для эллиптической огибающей с некоторыми средними значениями), модель может пропустить некоторые аномалии и обнаружить только наиболее серьезные из них.

Поскольку оценка F1, равная единице, была получена для трех алгоритмов с разными гиперпараметрами, мы сравнили методы по времени отклика и обнаружению аномалий (табл. 3.1). Для трех аномалий лучшую скорость реакции на аномалию показал алгоритм машинного обучения IForest при усреднении данных за 15 мин, $T = 50$ и n , равном 70. Время усреднения в нашей работе считается гиперпараметром. Для всех моделей исследовался один и тот же набор времени усреднения: без усреднения, 1 мин, 5 мин, 15 мин и 30 мин. Поскольку в моделях используются совершенно разные принципы обнаружения аномалий, заранее сказать, какое усреднение использовать, невозможно. Результаты лучших алгоритмов представлены в табл. 3.1. Из таблицы видно, что для каждого алгоритма оптимальным является свое (определенное) время усреднения (например, LOF – 5 мин, IForest – 15 мин). Это подтверждает правильность выбранной нами стратегии. Результаты еще раз подтверждают необходимость тщательного выбора гиперпараметров модели.

Таблица 3.1

Сравнение алгоритмов по времени обнаружения аномалий

Алгоритм	Гиперпараметры	Время обнаружения аномалий		
		Аномалия 1	Аномалия 2	Аномалия 3
Эллиптическая огибающая	Оср. 15 мин, $cr = 0,0005$	17:45	13:30	18:30
	Оср. 15 мин, $cr = 0,00005$	17:45	17:30	18:30
	Оср. 5 мин, $cr = 0,001$	18:00	17:05	18:35
iForest	Оср. 30 мин, $T = 5$, $n = 256$	19:00	04:00	18:30
	Оср. 15 мин, $T = 5$, $n = 150$	18:15	03:45	18:45
	Оср. 15 мин, $T = 50$, $n = 70$	17:15	03:45	18:15
LOF	Оср. 5 мин, $cr = 0,0001$, $k = 40$	19:45	05:15	18:35
	Оср. 5 мин, $cr = 0,0001$, $k = 50$	19:45	09:50	18:35
	Оср. 5 мин, $cr = 0,001$, $k = 50$	19:25	04:20	18:35
	Оср. 1 мин, $cr = 0,0001$, $k = 100$	19:51	05:12	18:34

Оср. – время осреднения, cr – степень загрязнения (contamination rate).

Например, на рис. 3.12 показано сравнение лучшего времени обнаружения второй аномалии тремя алгоритмами. Вертикальные красные полосы – это временные метки, когда алгоритмы выявили аномалии. Алгоритм LOF с данными гиперпараметров в среднем за 5 мин, $cr =$

0,001 и $k = 50$ отстает на 45 мин от лучшего результата, полученного методом iForest при настройке модели с данными гиперпараметров в среднем за 15 мин, $T = 50$ и $n = 70$. лучшее время отклика модели и обнаружения второй аномалии с использованием алгоритма эллиптической огибающей почти на 10 ч отстает от времени обнаружения алгоритмом iForest (рис. 3.12).

Например, алгоритм машинного обучения LOF использовался для обнаружения аномалий в модели мониторинга качества воды на рыбной ферме в реальном времени (Gao et al., 2019). Используя данные длительного экологического эксперимента с мидией *Dreissena* в пресноводных прудах (Lürig et al., 2021), авторы (Russo et al., 2021) оценили алгоритмы машинного обучения с учителем и без для обнаружения аномалий в данных. Результаты показали, что модели с учителем работают лучше, чем модели без учителя, а модели без учителя демонстрируют более изменчивые уровни производительности, что подтверждает важность выбора структуры модели и гиперпараметров моделей без учителя (Russo et al., 2021).

Предложенные и исследованные алгоритмы машинного обучения могут быть использованы для обнаружения аномалий в экспериментальных данных активности моллюсков для включения в программное обеспечение биологических систем раннего оповещения для получения сигналов тревоги в режиме реального времени. Способность системы реагировать на чрезвычайные ситуации и предотвращать масштабное распространение негативных воздействий важна для устойчивого управления, оценки и прогнозирования состояния водных объектов. В этом разделе были рассмотрены четыре стандартных алгоритма машинного обучения без учителя для обнаружения аномалий. Поскольку задачей является дальнейшая интеграция методики обнаружения аномалий на основе данных об активности моллюсков в существующее и оперативное устройство мониторинга состояния водной среды, необходимо избегать увеличения вычислительной сложности алгоритмов, увеличения нагрузки на оборудование и увеличения времени реагирования. Используя указанные в работе методы, были решены все поставленные задачи. Тем не менее, другие алгоритмы машинного обучения без учителя, такие как DBSCAN, автоэнкодеры и анализ главных компонент (Figueirêdo et al., 2022; Khan et al., 2019), также часто используются исследователями для этой задачи. Наши будущие исследования будут сосредоточены на изучении потенциала этих алгоритмов в решении проблемы обнаружения аномалий в экспериментальных данных об активности моллюсков и выявлении закономерностей поведения в активности двустворчатых моллюсков с использованием методов кластеризации алгоритмами машинного обучения без учителя. Это улучшит про-

цесс обнаружения аномалий в данных об активности моллюсков и позволит интегрировать его в программное обеспечение автоматизированного комплекса мониторинга водной среды.

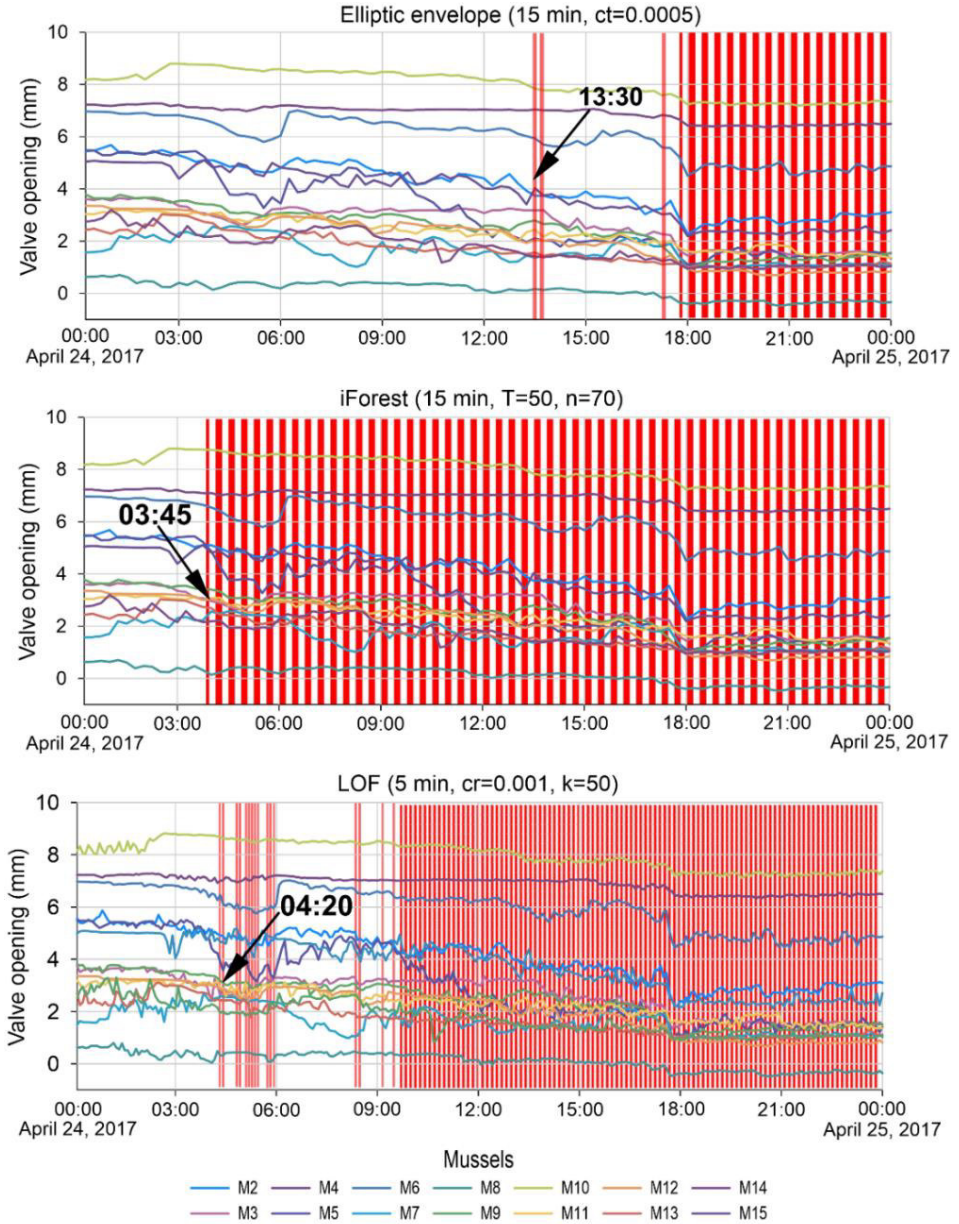


Рис. 3.12. Время обнаружения второй аномалии разными алгоритмами

3.2 ПРИМЕНЕНИЕ МОДЕЛИ ARIMA ДЛЯ ОБНАРУЖЕНИЯ АНОМАЛИЙ В РЯДАХ АКТИВНОСТИ ДВУСТВОРЧАТЫХ МОЛЛЮСКОВ

Для прогнозирования стохастических процессов обычно используют модели Бокса-Дженкинса (Box and Jenkins, 1976). Модель авторегрессионного интегрированного скользящего среднего (ARIMA) – одна из хорошо известных стохастических моделей прогнозирования. Эта модель учитывает динамическое поведение, изменяющееся с течением времени, и позволяет прогнозировать будущие события на основе недавно измененных отношений (Cruz et al., 2021). Модели ARIMA имеют четкое математико-статистическое обоснование, что делает их одними из наиболее научно обоснованных моделей из всего множества моделей прогнозирования тенденций во временных рядах (Светуньков и Светуньков, 2023). При оценке качества водных объектов входными данными для моделей ARIMA используют разнообразные показатели – спутниковые, данные контактных датчиков гидрохимических показателей, гидрологические характеристики и др. (Musarat et al., 2021; Kramar and Alchakov, 2023; Küçüktopcu et al., 2023). Например, для прогнозирования значений цветности исходной и питьевой воды инфильтрационного водозабора юго-восточной части Республики Беларусь (Макаров и др., 2019). Al Shehhi и Kaşa (2021) применили модель ARIMA с сезонной компонентой (SARIMA) для прогнозирования содержания хлорофилла *a* и температуры поверхности океана в прибрежной зоне (персидский залив) по данным спутниковых наблюдений. Методология ARIMA используется для прогнозирования временных рядов качества воды, измеренных с помощью датчиков UV-Vis на искусственно заболоченном участке (Колумбия) (Hernández et al., 2017). Модели ARIMA широко применяются для прогнозирования расходов, притоков водохранилищ и других искусственных водоемов (Gupta and Kumar, 2022; Hamidi Machekposhti et al., 2017). Nigam et al. (2009) применили стохастическую модель ARIMA на ежемесячных данных стока реки Кулфо для прогнозирования паводка (месячный максимальный сток), а затем пришли к выводу, что ARIMA более высокого порядка может дать отличные результаты для прогноза на три – шесть месяцев. Для моделирования возможных будущих экстремальных наводнений была создана новая стохастическая модель ARIMA, которая может одновременно отражать статистические характеристики прошлых и будущих наводнений (Yan et al., 2022).

3.2.1 Описание модели SARIMA

ARIMA представляет собой комбинацию авторегрессии (AR), дифференцирования (интеграции I) и скользящего среднего (MA), которые используются в соответствующем порядке p , d и q и записываются как ARIMA (p , d , q). Часть AR представляет собой автокорреляцию между текущими и прошлыми наблюдениями, часть MA описывает автокорреляционную структуру ошибки (остатков), а интегрированная часть означает требуемый уровень различия. Для стационарного ряда ARIMA получается путем объединения модели AR с моделью MA (Kumar and Jain, 2009; Taneja et al., 2016). Модель SARIMA является расширением модели ARIMA, введенным для повышения эффективности ARIMA при моделировании сезонных временных рядов (Shumway and Stoffer, 2017).

В параметрах моделей SARIMA необходимо указать два типа параметров. Первая аналогична модели ARIMA (p , d , q), а вторая предназначена для уточнения влияния сезонности (сезонного порядка): P – порядок сезонной составляющей SAR(P); D – порядок интегрирования сезонной составляющей; Q – порядок сезонного компонента SMA(Q), а m – размерность сезонности (сутки, неделя, месяц, квартал и т. д.).

Конкретные этапы моделирования временных рядов с использованием модели SARIMA:

1. Декомпозиция временных рядов. Позволяет определить размерность сезонности « m ». Сезонный компонент можно наблюдать в виде закономерностей, которые повторяются через одинаковые промежутки времени. Анализируя эти закономерности, можно определить частоту или период сезонности данных.

2. Определение оптимальной модели, то есть определение параметров модели SARIMA: p , P , d , D , q и Q . Это очень важный шаг, в работе использовано два подхода. Первый – это подбор оптимальных параметров путем минимизации ошибок MAPE и RMSE между прогнозируемыми и фактическими значениями, а второй – пошаговый алгоритм с оптимизацией по информационному критерию Акаике (AIC).

3. Построение модели SARIMA по оптимальным параметрам, определенным на шаге 2.

4. Прогнозирование данных. Использование построенной модели SARIMA, чтобы предсказать данные временного ряда.

5. Оценка и анализ результатов.

3.2.2 Выбор оптимальной модели с помощью пакета Auto-ARIMA

Для автоматического подбора оптимальных параметров модели ARIMA использовался модуль `auto_arima` пакета `pmdarima` (Taylor et al., 2017). На первом шаге Auto-ARIMA проверяет стационарность временного ряда (например, KPSS (Квятковского-Филлипса-Шмидта-Шина), ADF (расширенного Дикки-Фуллера) или PP (Филлипса-Перрона)) для определения порядка дифференцирования d , а затем настраивает модель в пределах определенных диапазонов параметров `start_p`, `max_p`, `start_q`, `max_q`. На следующем этапе проводится настройка сезонной составляющей. Auto-ARIMA определяет оптимальные гиперпараметры P и Q после проведения теста Кановы-Хансена для определения оптимального порядка сезонных различий D (Canova and Hansen, 1995). В качестве критерия оптимальности для минимизации был выбран информационный критерий AIC.

Следует отметить, что из-за проблем со стационарностью auto-ARIMA может не найти подходящую модель, которая будет сходиться. В этом случае необходимо принять меры по обеспечению стационарности перед повторным поиском параметров или изменить диапазон значений параметров модели (Wang et al., 2006).

В работе используется пошаговый поиск оптимальных параметров, описанный в (Hyndman and Khandakar, 2008), за исключением того, что метод выбора сезонных различий основан на оценке сезонной силы (Wang et al., 2006), а не на тесте Кановы-Хансена. Альтернативный вариант алгоритма поиска оптимальных параметров модели ARIMA – поиск по сетке существенно медленнее, особенно для данных с сезонной составляющей.

3.2.3 Декомпозиция временных рядов данных активности моллюсков

Для определения сезонной компоненты « m », мы исследовали сезонную составляющую, полученную путем декомпозиции. Сезонный компонент будет демонстрировать повторяющиеся закономерности через регулярные промежутки времени. Наблюдая за этими закономерностями, можно определить частоту или период сезонности данных. Декомпозиция временных рядов – это статистический метод, используемый для разделения временного ряда на его ключевые компоненты: тренд, сезонность и остатки. Каждый из этих компонентов служит

определенной цели в понимании и моделировании данных временных рядов (Cleveland et al., 1990):

- компонент тренда – фиксирует долгосрочные изменения или закономерности во временном ряду, т.е. постепенное увеличение или уменьшение данных с течением времени;
- сезонный компонент – представляет собой повторяющиеся закономерности или колебания, которые происходят в течение фиксированного известного периода. Сезонные колебания часто соответствуют определенным периодам времени, таким как ежедневные, ежемесячные или годовые циклы;
- остатки – иногда называемые шумом, объясняют любые неточности или колебания в данных, которые нельзя объяснить тенденцией или сезонностью. По сути, они охватывают необъяснимую изменчивость временных рядов.

Раскладывая временной ряд, мы получаем возможность изолировать и визуализировать сезонный компонент, что облегчает распознавание повторяющихся закономерностей и тенденций (Peixeiro, 2022). На практике процесс декомпозиции можно выполнить с помощью таких инструментов, как функция STL из библиотеки statsmodel (Seabold and Perktold, 2010).

В результате декомпозиции создаются визуализации, которые отображают тренд и сезонные компоненты отдельно, показывая, какой вклад они вносят в наблюдаемые данные (рис. 3.13). Ось Y для графиков тренда и сезонных составляющих немного отличается от наблюдаемых данных. Это расхождение отражает масштаб изменений, приписываемых каждому конкретному компоненту. Суммируя компоненты тренда, сезонности и остатков можно восстановить исходные данные. Это объясняет, почему сезонная составляющая может иметь как положительные, так и отрицательные значения, поскольку она играет ключевую роль в формировании пиков и впадин, наблюдаемых в данных.

Это графический метод, а не статистический тест, но его достаточно, чтобы определить, является ли ряд сезонным или нет, чтобы мы могли применить соответствующую модель для прогнозирования. Фактически, не существует статистических тестов для выявления сезонности во временных рядах. Более того, в контексте моделирования SARIMA процесс декомпозиции помогает понять и выбрать подходящие параметры модели, которые отражают характеристики временного ряда и его сезонные закономерности. Эти параметры играют важную роль в построении точных прогнозов активности моллюсков.

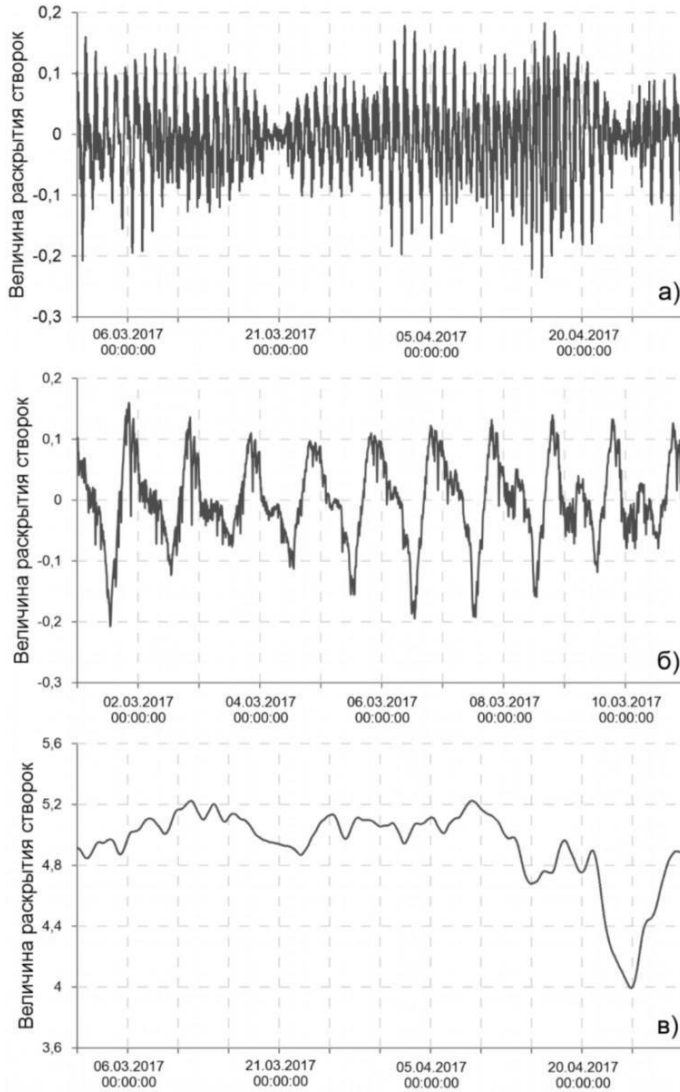


Рис. 3.13. График декомпозиции усредненных данных активности моллюсков: а) сезонная составляющая на двухмесячном интервале; б) сезонная составляющая на 10-дневном интервале; в) компонент тренда

3.2.4 Критерии оценки моделей

Конечной целью работы алгоритма является определение времени возникновения аномалии. Разница во времени между обнаруженной точкой аномалии и фактической точкой аномалии представляет собой меру производительности. Однако точное время возникновения аномалии неизвестно. Методом экспертной оценки были выявлены дни, в ко-

которые имели место аномалии. Кроме того, не существует единого показателя, по которому можно было бы измерить производительность алгоритмов обнаружения аномалий во времени, а такие метрики как точность, чувствительность, F-мера и т. д. в этом случае являются неподходящими. Поэтому для сравнения моделей между собой используется время обнаружения аномалии. Лучшим решением является максимально быстрое обнаружение аномалии с минимальным количеством ложных тревог. Таким образом, оптимальное решение основано на компромиссе между скоростью обнаружения или задержкой обнаружения и частотой ложных тревог.

Для оценки качества прогностических моделей использованы две метрики:

1. MAPE (mean absolute percentage error) – средняя абсолютная процентная ошибка используется в качестве статистического индекса для измерения точности прогноза:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \left(\left| \frac{\hat{y}_i - y_i}{y_i} \right| \right) * 100\% .$$

2. RMSE (Root mean squared error) представляет собой квадратный корень из среднеквадратической ошибки (MSE) и масштабирует значения MSE до диапазонов наблюдаемых значений. Оценивается по уравнению:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{n}} .$$

где y_i и \hat{y}_i являются фактическими и прогнозируемыми значениями, а n – количество выборок.

Анализ данных проводился на языке программирования Python (V3.9.12) с использованием пакета машинного обучения scikit-learn (V1.2.2) (Pedregosa et al., 2011) и пакета статистических моделей statsmodels (V0.14.0) (Seabold and Perktold, 2010).

3.2.5 Разработка алгоритма для реализации этапов моделирования

Для реализации этапов моделирования, описанных в 3.2.1, был разработан следующий алгоритм:

- 1) Загрузка данных в единый массив. Данные представлены набором файлов, в каждом из которых хранятся значения за сутки наблюдений.
- 2) Передискретизация данных по 10 с.
- 3) Интерполяция пропусков в данных.

4) Передискретизация данных по исследуемым промежуткам времени.

5) Расчет среднего значения величины раскрытия створок (BPC) мидий.

6) Удаление из полученного ряда возможных повторных элементов.

7) Расчет модулем Auto-ARIMA пакета `rmdarima` наилучших коэффициентов модели SARIMA для каждого времени осреднения по критерию AIC.

8) Ввод счетчика очищения данных (СОД), изначально равный 0 и предназначенный для того, чтобы данные выбросов не попадали в обучающий массив модели.

9) Создаем отдельный массив для хранения всех значений RMSE (MPM).

10) Первые n значений BPC сохраняются в обучающий массив (OM). Из BPC удаляются первые n_0 точек, где n_0 – количество точек предсказания модели.

11) Если в MPM есть значения прошлых RMSE и прошлый RMSE больше порога, то переходим к пункту 12. Иначе переходим к пункту 13.

12) Присвоить СОД значение n , умноженное на промежуток дискретизации BPC. Перейти к пункту 15.

13) Если в MPM есть значения прошлых RMSE и прошлый RMSE меньше порога, либо СОД не равен 0, то перейти к пункту 14. Иначе перейти к пункту 16.

14) Уменьшить СОД на 1.

15) Сделать предсказание существующей моделью SARIMA на n_0 . Перейти к пункту 17

16) Создать (пересоздать) модель SARIMA с заранее определенными параметрами по массиву данных и сделать предсказание на n_0 .

17) Вычислить RMSE по предсказанным и исходным значениям. Сохранить значения RMSE в MPM.

18) Если BPC не пуст, то перейти к пункту 10, иначе перейти к пункту 19.

19) Сохранить MPM на ПК.

Блок-схема алгоритма представлена на рис. 3.14. Данный алгоритм был реализован на языке программирования Python.

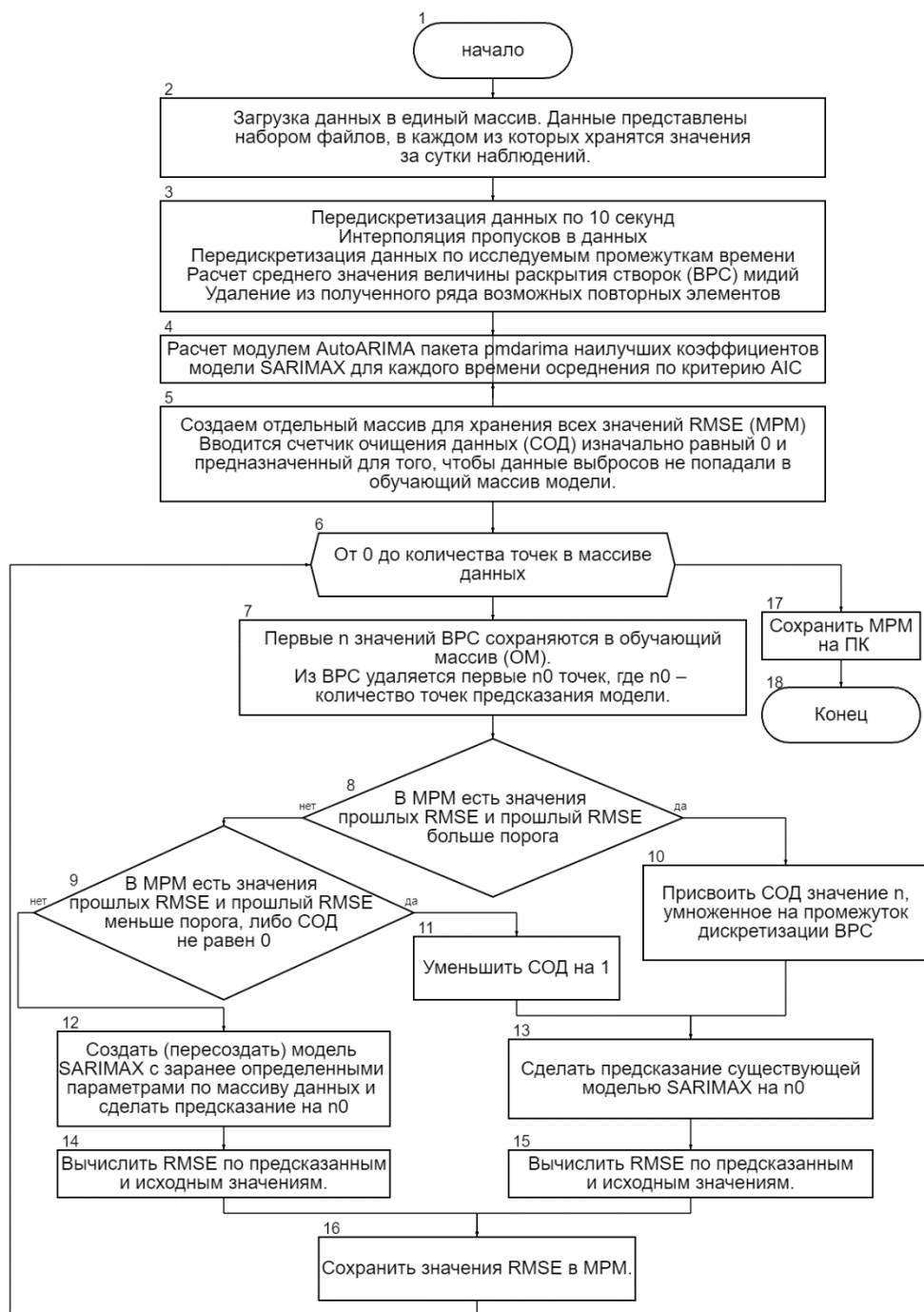


Рис. 3.14. Алгоритм обнаружения аномалий

3.2.6 Результаты настройки модели путем минимизации метрик RMSE и MAPE

Для разработки модели использовано среднее арифметическое значение величины раскрытия створок всех функционирующих мидий (в нашем случае 14, две мидии в ходе эксплуатации вышли из строя). Выбор подходящих параметров модели крайне важен для обеспечения оптимальной настройки параметров модели ARIMA. Для этого весь набор данных (за исключением аномалий) был разбит на двухдневные интервалы со сдвигом в один час. В пределах каждого интервала, за исключением последнего часа, модели обучались с использованием различных комбинаций параметров, как показано в табл. 3.2. Параметр «m», который соответствует количеству точек данных за период (сезон), в нашем случае установлен равным 144. Это значение представляет собой день наблюдений с 10-минутным усреднением, учитывающим четкий суточный характер активности моллюсков (Трусевич и др., 2021).

Для уменьшения количества возможных вариантов параметров нашей модели оценим наш ряд на стационарность. Это позволит определить минимальное значение параметра d модели ARIMA. Один из способов проверить, является ли временной ряд стационарным, — это выполнить расширенный тест Дики-Фуллера (ADF), в котором используются следующие нулевая и альтернативная гипотезы:

H_0 – временной ряд является нестационарным. Другими словами, он имеет некоторую структуру, зависящую от времени, и не имеет постоянной дисперсии во времени;

H_1 – временной ряд является стационарным.

Тестирование наших данных показало следующие результаты:

Критерий ADF: -1,42. Р-значение: 0,57. Критические значения: 1%: -3,45, 5%: -2,87, 10%: -2,57.

Так как р-значение $>0,05$ и критерий ADF больше критических значений, то нулевая гипотеза не может быть отвергнута и наш ряд не является стационарным. Таким образом, параметр d нашей модели должен быть минимум первого порядка.

Для оценки качества модели рассчитаны показатели RMSE и MAPE путем сравнения прогнозируемых значений с фактическими значениями за последний час каждого двухдневного интервала. Средние арифметические показателей RMSE и MAPE для каждого набора параметров были рассчитаны для облегчения сравнения моделей по всему набору данных. Наименьшие значения ошибок и соответствующие им оптимальные значения параметров ARIMA отмечены красным цветом в табл. 3.2.

Таблица 3.2

Параметры модели SARIMA и соответствующие ошибки

No	order(p, d, q)			seasonal_order(P, D, Q, m)				RMSE	MAPE (%)
	p	d	q	P	D	Q	m		
0	0	1	0	0	1	0		0,226	0,05
1	0	1	0	0	1	1		0,226	0,05
2	0	1	0	0	1	2		0,226	0,05
3	0	1	0	0	2	0		0,659	0,129
4	0	1	0	0	2	1		0,659	0,129
5	0	1	0	0	2	2		0,659	0,129
6	0	1	0	1	1	0		0,132	0,024
7	0	1	0	1	1	1		0,132	0,024
8	0	1	0	1	1	2		0,132	0,024
9	0	1	0	1	2	1		0,576	0,111
10	0	1	0	1	2	2		0,573	0,11
11	0	1	0	2	1	0		0,133	0,024
12	0	1	0	2	1	1		0,133	0,024
13	0	1	0	2	1	2		0,133	0,024
14	0	1	0	2	2	1		0,45	0,084
15	0	1	0	2	2	2	144	0,45	0,084
16	0	1	1	0	1	0		0,13	0,024
17	0	1	1	0	1	1		0,13	0,024
18	0	1	1	0	1	2		0,131	0,024
19	0	1	1	0	2	0		0,723	0,143
20	0	1	1	0	2	1		1,363	0,322
21	0	1	1	0	2	2		1,363	0,322
22	0	1	1	1	1	0		0,13	0,024
23	0	1	1	1	1	1		0,13	0,024
24	0	1	1	1	1	2		0,133	0,024
25	0	1	1	1	2	0		0,619	0,12
26	0	1	1	1	2	1		0,576	0,11
27	0	1	1	1	2	2		0,573	0,11
28	0	1	1	2	1	0		0,133	0,024
29	0	1	1	2	1	1		0,133	0,024
30	0	1	1	2	1	2		0,133	0,024
31	0	1	1	2	2	0		0,45	0,084

Наши данные содержат аномалии за 3 дня, выявленные экспертами по анализу данных. Однако точные сроки возникновения аномалии, с точностью до минуты и секунды, неизвестны (Grekov et al., 2023). Были созданы прогнозы для целевой переменной с использованием оптимизированного режима ARIMA и рассчитаны метрики MAPE и RMSE для этих случаев (табл. 3.3). В случаях аномалий фактическое значение нашей переменной значительно отличается от прогнозируемого аналога (рис. 3.15). Более того, это расхождение превышает 95% доверительный

интервал, установленный прогнозом нашей модели. Метрики RMSE и MAPE показали значения, в несколько раз превышающие средние значения, полученные в процессе настройки модели.

Таблица 3.3

Ошибки MAPE и RMSE для данных с аномалиями и без

Ошибка	Без аномалии (рис. 3.16, a)	Аномалия 1 (рис. 3.16, b)	Аномалия 2 (рис. 3.16, c)
RMSE	0,011	0,057	0,147
MAPE (%)	0,067	0,311	0,563

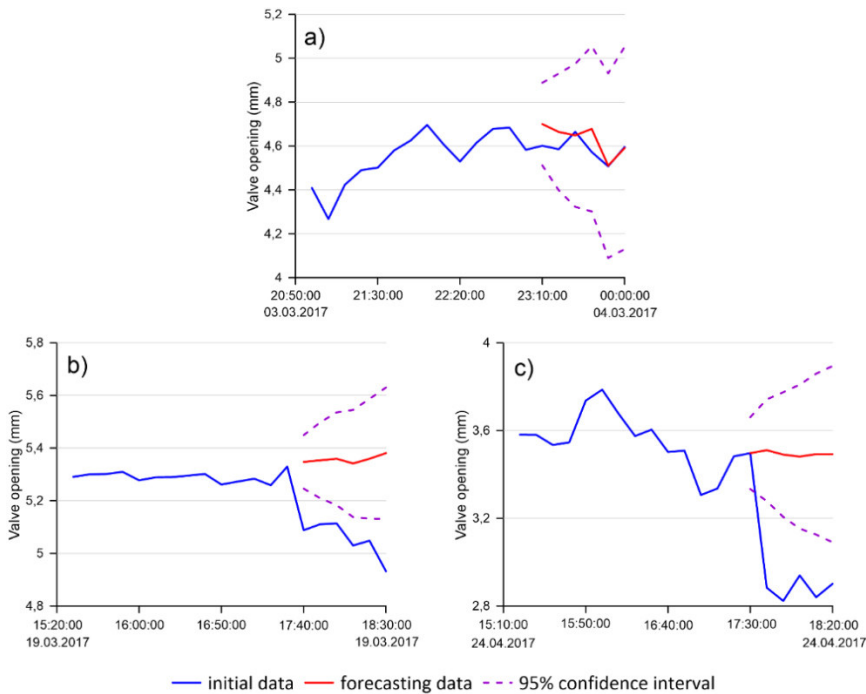


Рис. 3.15. Результаты прогнозирования моделью SARIMA для данных активности моллюсков без аномалии (a) и с аномалиями (b, c)

3.2.7 Результаты настройки модели по AIC (Auto-ARIMA)

На рис. 3.16 представлен обобщенный график величины раскрытия створок 14 мидий с осреднением данных в 30 мин. На графике видны три аномалии.

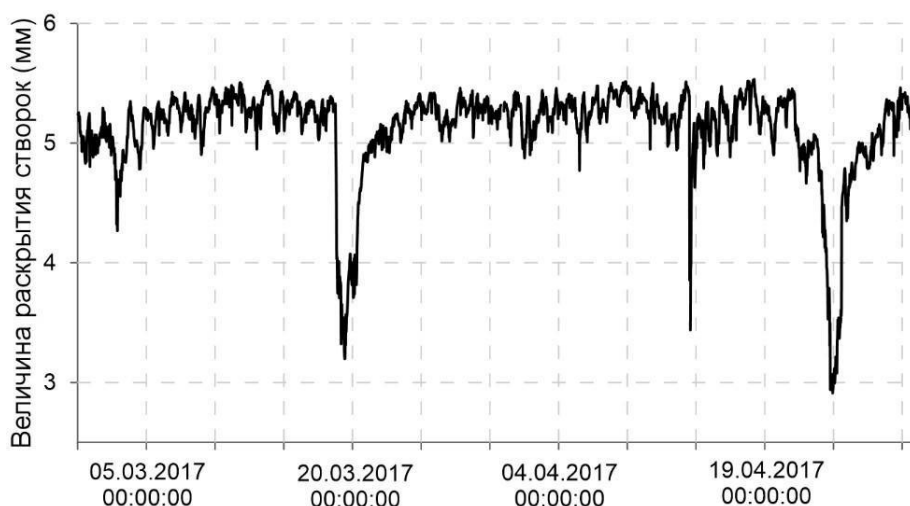


Рис. 3.16. Средняя величина раскрытия створок 14 моллюсков за март-апрель 2017 г. (осреднение 30 мин)

Перед поиском оптимальной модели SARIMA необходимо определить параметр m сезонной составляющей. По результатам анализа декомпозиции величины раскрытия створок (см. рис. 3.14) была выявлена суточная сезонная составляющая модели. Параметр m варьировался для всех значений осреднения так, чтобы количество точек данных соответствовало суткам измерений. Например, $m = 144$ при десятиминутном осреднении. Сезонная составляющая модели подключалась при осреднении более 1 мин.

Как видно из результатов, сезонная составляющая (равная суткам) начинает учитываться моделью SARIMA при осреднении данных более 30 мин (табл. 3.4). Детальные результаты работы модуля AutoARIMA пакета `rmdarima` для всех времен осреднения приведены ниже.

Т а б л и ц а 3.4

Параметры модели SARIMA при разном осреднении

Время осреднения	Параметры модели SARIMA
10 с	(3,1,1)(0,0,0)
1 мин	(2,1,1)(0,0,0)
5 мин	(0,1,1)(0,0,0)
10 мин	(0,1,1)(0,0,0)
20 мин	(0,1,1)(0,0,0)
30 мин	(1,1,0)(1,0,0)

Детальные результаты работы модуля AutoARIMA пакета rmdarima

10 sec

Performing stepwise search to minimize AIC

ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-43240.093, Time=0.69 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-44771.504, Time=0.39 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45465.765, Time=1.48 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-43242.091, Time=0.30 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45540.873, Time=2.70 sec
 ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45586.221, Time=8.62 sec
 ARIMA(2,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45154.670, Time=1.18 sec
 ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45586.948, Time=6.06 sec
 ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45315.104, Time=0.75 sec
 ARIMA(3,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45562.101, Time=3.94 sec
 ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-45544.521, Time=7.88 sec
 ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=-45600.701, Time=2.83 sec
 ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=-45588.213, Time=1.44 sec
 ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-45317.097, Time=0.36 sec
 ARIMA(3,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=-45584.391, Time=3.04 sec
 ARIMA(2,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-45156.664, Time=0.28 sec
 ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=-45546.512, Time=2.16 sec

Best model: ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0]

Total fit time: 44.114 seconds

1 minute

Performing stepwise search to minimize AIC

ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6401.109, Time=0.16 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6652.436, Time=0.09 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6721.810, Time=0.27 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-6403.104, Time=0.04 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6741.225, Time=0.82 sec
 ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=inf, Time=1.03 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6772.168, Time=0.97 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6728.870, Time=0.46 sec
 ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6773.144, Time=1.07 sec
 ARIMA(3,1,2)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6774.982, Time=0.82 sec
 ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6775.668, Time=1.06 sec
 ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6706.550, Time=0.21 sec
 ARIMA(2,1,0)(0,0,0)[0] intercept : AIC=-6676.251, Time=0.28 sec
 ARIMA(3,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=-6777.861, Time=0.55 sec

ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=-6779.753, Time=0.63 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[0] : AIC=-6743.153, Time=0.38 sec
 ARIMA(2,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-6678.232, Time=0.16 sec
 ARIMA(2,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=-6777.179, Time=0.54 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-6654.422, Time=0.09 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=-6774.030, Time=0.41 sec
 ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[0] : AIC=-6708.525, Time=0.15 sec
 ARIMA(3,1,2)(0,0,0)[0] : AIC=-6777.782, Time=0.66 sec

Best model: ARIMA(2,1,1)(0,0,0)[0]

Total fit time: 10.854 seconds

5 minutes

Performing stepwise search to minimize AIC

ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[288] intercept : AIC=-2286.597, Time=0.06 sec
 ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[288] intercept : AIC=-2379.036, Time=58.46 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[288] intercept : AIC=-2414.967, Time=0.10 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[288] : AIC=-2288.593, Time=0.03 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[288] intercept : AIC=-2413.028, Time=47.18 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[288] intercept : AIC=-2413.420, Time=0.13 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[288] intercept : AIC=-2413.599, Time=0.24 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[288] intercept : AIC=-2380.653, Time=0.11 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[288] intercept : AIC=-2411.404, Time=0.21 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[288] : AIC=-2416.924, Time=0.05 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[288] : AIC=-2414.985, Time=48.29 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[288] : AIC=-2415.594, Time=1.68 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[288] : AIC=-2415.553, Time=0.09 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[288] : AIC=-2382.637, Time=0.06 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[288] : AIC=-2413.359, Time=0.09 sec

Best model: ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[288]

Total fit time: 158.033 seconds

10 minutes

Performing stepwise search to minimize AIC

ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[144] intercept : AIC=-1182.154, Time=0.04 sec
 ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[144] intercept : AIC=-1200.658, Time=6.03 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[144] intercept : AIC=-1207.625, Time=8.66 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[144] : AIC=-1184.113, Time=0.02 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[144] intercept : AIC=-1209.529, Time=0.06 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[144] intercept : AIC=-1207.625, Time=8.90 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,1)[144] intercept : AIC=-1205.625, Time=10.05 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[144] intercept : AIC=-1208.447, Time=0.03 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[144] intercept : AIC=-1208.653, Time=0.14 sec

ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[144] intercept : AIC=-1202.656, Time=0.03 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[144] intercept : AIC=-1206.915, Time=0.05 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[144] : AIC=-1211.445, Time=0.02 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[144] : AIC=-1209.544, Time=5.03 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[144] : AIC=-1209.544, Time=4.60 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,1)[144] : AIC=-1207.544, Time=6.43 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[144] : AIC=-1210.355, Time=0.02 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[144] : AIC=-1210.561, Time=0.05 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[144] : AIC=-1204.595, Time=0.03 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[144] : AIC=-1208.826, Time=0.05 sec
 Best model: ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[144]
 Total fit time: 50.383 seconds

20 minutes

Performing stepwise search to minimize AIC

ARIMA(3,1,0)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-558.607, Time=0.07 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-556.557, Time=0.03 sec
 ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[72] intercept : AIC=-560.016, Time=1.03 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[72] intercept : AIC=-561.200, Time=1.47 sec
 ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[72] : AIC=-558.527, Time=0.02 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-562.219, Time=0.07 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[72] intercept : AIC=-561.200, Time=1.69 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,1)[72] intercept : AIC=-559.200, Time=1.59 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-560.251, Time=0.07 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-560.320, Time=0.08 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-561.241, Time=0.05 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[72] intercept : AIC=-558.373, Time=0.09 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[72] : AIC=-564.168, Time=0.03 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[72] : AIC=-563.155, Time=1.32 sec
 ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[72] : AIC=-563.155, Time=0.91 sec
 ARIMA(0,1,1)(1,0,1)[72] : AIC=-561.155, Time=1.43 sec
 ARIMA(1,1,1)(0,0,0)[72] : AIC=-562.237, Time=0.03 sec
 ARIMA(0,1,2)(0,0,0)[72] : AIC=-562.267, Time=0.07 sec
 ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[72] : AIC=-563.197, Time=0.02 sec
 ARIMA(1,1,2)(0,0,0)[72] : AIC=inf, Time=0.14 sec
 Best model: ARIMA(0,1,1)(0,0,0)[72]
 Total fit time: 10.232 seconds

30 minutes

Performing stepwise search to minimize AIC

ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[48] intercept : AIC=-336.709, Time=0.01 sec
 ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[48] intercept : AIC=-340.608, Time=0.65 sec

```
ARIMA(0,1,1)(0,0,1)[48] intercept : AIC=-340.514, Time=0.48 sec
ARIMA(0,1,0)(0,0,0)[48]           : AIC=-338.661, Time=0.00 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[48] intercept : AIC=-339.671, Time=0.05 sec
ARIMA(1,1,0)(2,0,0)[48] intercept : AIC=-338.608, Time=2.65 sec
ARIMA(1,1,0)(1,0,1)[48] intercept : AIC=-338.607, Time=0.61 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,1)[48] intercept : AIC=-340.607, Time=0.47 sec
ARIMA(1,1,0)(2,0,1)[48] intercept : AIC=-336.607, Time=2.20 sec
ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[48] intercept : AIC=-338.313, Time=0.51 sec
ARIMA(2,1,0)(1,0,0)[48] intercept : AIC=-338.608, Time=1.32 sec
ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[48] intercept : AIC=-338.609, Time=1.06 sec
ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[48] intercept : AIC=-340.514, Time=0.56 sec
ARIMA(2,1,1)(1,0,0)[48] intercept : AIC=-336.613, Time=1.08 sec
ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[48]           : AIC=-342.559, Time=0.32 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,0)[48]           : AIC=-341.610, Time=0.02 sec
ARIMA(1,1,0)(2,0,0)[48]           : AIC=-340.559, Time=1.53 sec
ARIMA(1,1,0)(1,0,1)[48]           : AIC=-340.559, Time=0.52 sec
ARIMA(1,1,0)(0,0,1)[48]           : AIC=-342.558, Time=0.54 sec
ARIMA(1,1,0)(2,0,1)[48]           : AIC=-338.559, Time=2.02 sec
ARIMA(0,1,0)(1,0,0)[48]           : AIC=-340.278, Time=0.20 sec
ARIMA(2,1,0)(1,0,0)[48]           : AIC=-340.559, Time=0.52 sec
ARIMA(1,1,1)(1,0,0)[48]           : AIC=-340.560, Time=0.66 sec
ARIMA(0,1,1)(1,0,0)[48]           : AIC=-342.464, Time=0.31 sec
ARIMA(2,1,1)(1,0,0)[48]           : AIC=-338.564, Time=0.72 sec
```

Best model: ARIMA(1,1,0)(1,0,0)[48]

Total fit time: 19.058 seconds

Выполним одночасовой прогноз моделью SARIMA с заранее определенными параметрами по массиву данных и вычислим RMSE по предсказанным и исходным значениям. Для исключения ложных срабатываний выберем фиксированный порог метрики RMSE, при котором возникает наибольшая ошибка при отсутствии аномалии плюс десятипроцентный запас прочности, необходимый для работы в реальной системе (рис. 3.17, табл. 3.5). При времени осреднения 10 с и 1 мин предложенный алгоритм показал неудовлетворительные результаты: большое количество ложных срабатываний и пропуски аномалий. Поэтому из дальнейших исследований они были исключены.

Уровень порога в зависимости от осреднения

Время осреднения	Порог RMSE
10 с	не определено
1 мин	не определено
5 мин	0,39
10 мин	0,4
20 мин	0,47
30 мин	0,44

Вычисление порога величины RMSE при каждом времени осреднения данных позволило определить время реагирования алгоритма при обнаружении аномалии (табл. 3.6, рис. 3.18). Результаты показали, что наилучшие результаты по быстродействию были получены при времени осреднения 10 мин. Важно отметить, что при 5-минутном осреднении произошло одно ложное срабатывание 13 марта 2017 г. в 02:15. Представленные результаты были получены при расчете RMSE на одночасовом интервале.

Дополнительно были исследованы другие интервалы прогнозирования для всех времен осреднения:

- Полчаса и полтора часа для 30-минутного осреднения;
- 40 мин и 1 ч 20 мин для 20-минутного осреднения;
- 50 мин и 1 ч 10 мин для 10-минутного осреднения.

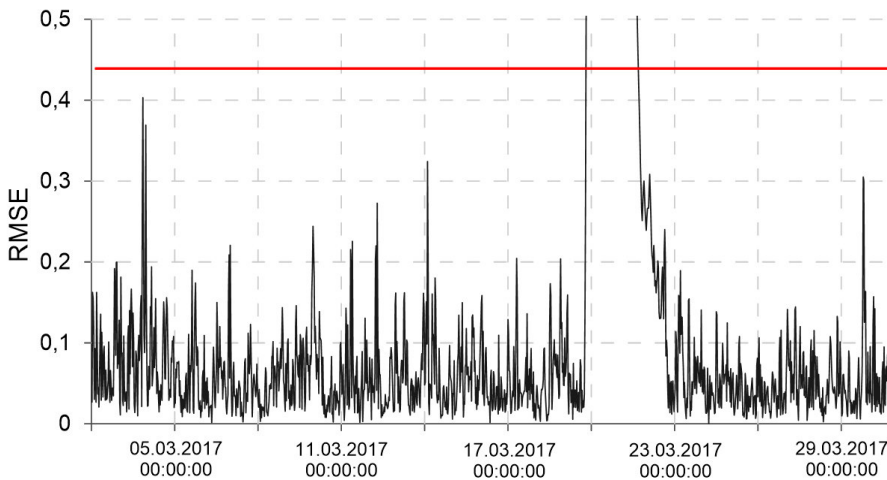


Рис. 3.17. RMSE при 30-минутном осреднении и уровень порога

Изменение интервала прогнозирования либо оставляло время обнаружения аномалии без изменений, либо ухудшало результат. Например, для времени осреднения 30 мин и полуторачасовом прогнозировании первая аномалия была зафиксирована в 19:30, что на 30 мин медленнее часового прогноза.

Таблица 3.6

Время обнаружения аномалии в зависимости от осреднения

Время осреднения, мин	Время первой аномалии (19 марта)	Время второй аномалии (14 апреля)	Время третьей аномалии (24 апреля)
5	19:20	12:30	18:20
10	18:40	12:30	17:50
20	18:40	12:40	19:20
30	19:00	12:30	18:00

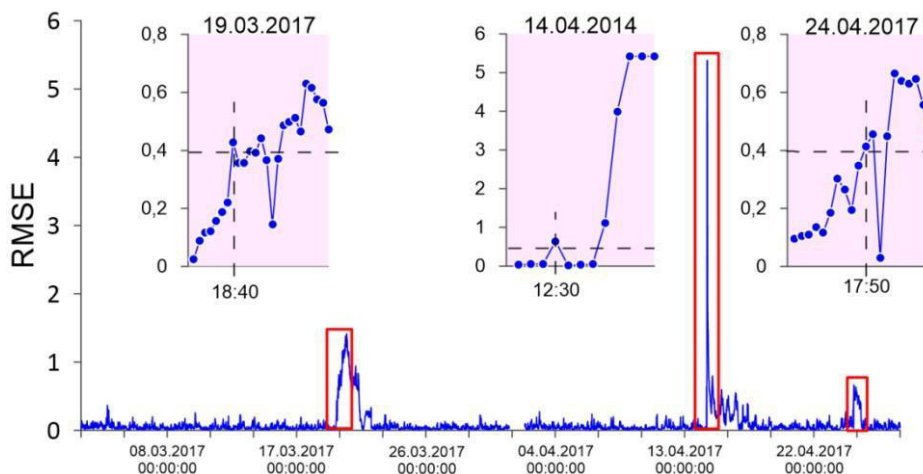


Рис. 3.18. Значения ошибки RMSE и время обнаружения трех аномалий при осреднении данных за 10 мин

Сравним полученные результаты с оценками, представленными в работе (Grekov et al., 2023), где описана возможность обнаружения аномалий в этих же данных двусторчатых моллюсков с использованием четырёх алгоритмов машинного обучения без учителя: эллиптическая огибающая, изолирующий лес (iForest), одноклассовый метод опорных векторов (SVM) и локальный уровень выброса (LOF). На примере первой аномалии видно (аномалия 3 в работе (Grekov et al., 2023), что ис-

пользование алгоритмов машинного обучения даёт небольшое преимущество в 10 минут по скорости обнаружения аномалии по сравнению с моделью SARIMA. Однако, в указанной работе в качестве входных данных для обучения моделей использовались данные 14 мидий с различными усреднениями за пятидневный интервал, что увеличивает вычислительную сложность по сравнению с моделью SARIMA на несколько порядков.

Для выбора оптимальных параметров модели использовались два подхода – по минимизации значений ошибок и по информационному критерию. При выборе оптимальных параметров мы получили несколько моделей SARIMA с одинаковыми (наименьшими) значениями ошибок RMSE (0,13) и MAPE (0,0235%) (табл. 3.2). Для обнаружения аномалий использовалась модель с наименьшим количеством параметров SARIMA(0.1.1)(0.1.0). При использовании AIC мы получили лучшее время обнаружения аномалий при 10-минутном усреднении данных с параметрами модели SARIMA (0.1.1)(0.0.0). Сравним два подхода на примере аномалии 19 марта 2017 г. Время обнаружения аномалии при использовании ошибок RMSE и MAPE для выбора оптимальных параметров модели составляет 18:10 (рис. 3.15), а при использовании AIC — 18:40 (рис. 3.18) при 10-минутном усреднении.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В решении проблемы организации непрерывного автоматизированного биомониторинга поверхностных вод в экологической практике мира все большую роль играют биологические системы раннего оповещения, в которых живые организмы используются в качестве сенсоров, встроенных в электронную схему и регистрирующие различные физиологические, биохимические и поведенческие показатели. В монографии рассмотрен вопрос исследования, разработки и создания автоматизированного биосенсорного комплекса мониторинга водной среды на основе реакции двустворчатых моллюсков. Характер изложения материала монографии имеет первостепенное значение для понимания соотношений между физическими, химическими, биологическими и вычислительными методами и моделями и использовании их в экологическом процессе при автоматизации контроля пресных и морских вод.

В завершение остановимся на самых важных моментах работы:

во-первых, исследованные особенности поведенческих реакций морских и пресноводных аборигенных видов двустворчатых моллюсков в естественных условиях обитания, а также их реакции на загрязняющие вещества стали основой для их использования в качестве биосенсоров в разработанном автоматизированном комплексе мониторинга водной среды;

во-вторых, разработанный комплекс и единая система автоматизированного мониторинга водной среды с единым центром наблюдения, основанной на принципах Интернета вещей, позволяет вести непрерывный, эффективный и оперативный экологический мониторинг водных объектов;

в-третьих, разработанный алгоритм обнаружения аномалий в данных активности двустворчатых моллюсков на основе методов (или моделей) машинного обучения позволяет формировать сигнал тревоги в режиме реального времени и будет включен в программное обеспечение автоматизированного биосенсорного комплекса мониторинга водной среды.

Разработанные авторами методы и устройства защищены патентами, однако это не ограничивает использование представленных материалов для усовершенствования или создания аналогичных автоматизированных систем другими разработчиками, что дает надежную основу для их развития.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

Ашофф Ю. Биологические ритмы. М.: Мир, 1984. 414 с.

Бахмет И.Н. Характерные особенности адаптации мидии съедобной *Mytilus edulis* L. к поллютантам // Ученые записки Петрозаводского Государственного университета. Биология. 2013. № 8. С. 17–20.

Бахмет И.Н., Фокина Н.Н., Нефедова З.А., Руоколайнен Т.Р., Немова Н.Н. Мидия *Mytilus edulis* L. Белого моря как индикатор при воздействии растворенных нефтепродуктов // Труды Карельского научного центра РАН. 2012. № 2. С. 38–46.

Гнубкин В.Ф. Модель движения створок раковины черноморской мидии *Mytilus galloprovincialis* Lamarck, 1819 (Bivalvia: Mytilidae) // Биология моря. 2015. Т. 41, № 1. С. 36–45.

Греков А.Н., Греков Н.А., Кузьмин К.А. Автоматизированный биосенсорный комплекс раннего оповещения для экологического мониторинга водной среды с диагностикой состояния. Патент на изобретение RU 2807720 С1. Патентообладатель: Федеральное государственное бюджетное научное учреждение «Институт природно-технических систем» (ИПТС) (RU). Заявка № 2023112812 от 17.05.2023. Опубликовано: 21.11.2023. Бюл. № 33.

Греков А.Н., Шишкин Ю.Е., Кузьмин К.А., Мишуров В.Ж., Рязанов В.А., Трусевич В.В. Способ контроля качества воды и двухканальная биосенсорная установка для его осуществления: Патент RU 2755407. Патентообладатель: Федеральное государственное бюджетное научное учреждение «Институт природно-технических систем» (ИПТС) (RU). Заявка № 2020141487 от 15.12.2020. Опубликовано: 15.09.2021.

Греков А.Н., Греков Н.А., Кузьмин К.А., Пелюшенко С.С. Повышение избирательности биосенсорной системы раннего оповещения при воздействии акустической вибрации // Системы контроля окружающей среды. 2023. Вып. 53. С. 68–78.

Кастелеин Р.А. Влияние вибраций на поведение моллюсков (двустворчатых моллюсков) // Биоакустика. 2008. №. 17. Р. 74–75.

Клишин А.Ю., Каниева Н.А., Баджаева О.В., Фёдорова Н.Н. Нарушения органов и тканей моллюсков рода *Unio* под воздействием нефти // Труды ВНИРО. 2016. Т. 162. С. 82–86.

Коршунова Т.Ю., Логинов О.Н. Нефтяное загрязнение водной среды: особенности, влияние на различные объекты гидросферы, основные методы очистки // Экобиотех. 2019. Т. 2, № 2. С. 157–174.

Крайнюкова А.Н. Биотестирование в системе оценки и контроля источников загрязнения водной среды: автореф. ... д-ра. биол. наук. Харьков, 1991. 23 с.

Лебедева Л.С., Чернышова Н.Н. Исследование сорбционных свойств гуминовых кислот различного происхождения по отношению к некоторым катионам металлов // Успехи в химии и химической технологии. 2008. Т. 22, № 3 (83). С. 113–118.

Макаров Д.В., Кантор Е.А., Красулина Н.А., Греб А.В., Бережнова З.З. Прогнозирование значений цветности питьевых и исходных вод с помощью ARIMA-модели и нейронной сети // Юг России: экология, развитие. 2019. Т.14, № 1. С.159-168.

Патин С.А. Нефть и экология континентального шельфа. В 2-х т. Т 1 // Морской нефтегазовый комплекс: состояние, перспективы, факторы воздействия. М.: Изд-во ВНИРО, 2017, 326 с.

Саксонов М.Н., Абалаков А.Д., Данько Л.В., Бархатова О.А., Балаян А.Э., Стом Д.И. Экологический мониторинг нефтегазовой отрасли. Физико-химические и биологические методы: учеб. пособие. Иркутск: Изд-во Иркутского университета, 2005, 114 с.

Светуньков, И. С., Светуньков С. Г. Методы социально-экономического прогнозирования в 2 т. Т. 2 модели и методы: учебник и практикум для вузов. Москва: Издательство Юрайт, 2023, 447 с.

Скидченко В.С., Высоцкая Р.У., Немова Н.Н. Спектр изоформ кислот дезоксирибонуклеазы в тканях мидий *Mytilus edulis* в условиях модельной интоксикации нефтепродуктами // Труды Карельского научного центра РАН. 2012. № 2. С. 131–138.

Трусевич В.В., Гайский П.В., Кузьмин К.А. Автоматизированный биомониторинг водной среды с использованием реакций двустворчатых моллюсков // Морской гидрофизический журнал. 2010. № 3. С. 75–83.

Трусевич В.В., Гайский П.В., Кузьмин К.А., Мишуоров В.Ж. Биомаркеры поведенческих реакций черноморской мидии для автоматизированного мониторинга водной среды // Системы контроля окружающей среды. 2015. Вып. 1 (21). С. 13–18.

Трусевич В.В., Журавский В.Ю. Опыт использования пресноводных двустворчатых моллюсков - перловиц (*Unio pictorum*) в качестве биосенсоров в системах автоматизированного биосенсорного контроля нефтяного загрязнения вод в системах водоснабжения населения // Экосистемы. 2023. № 34. С. 193–198.

Трусевич В.В., Журавский В.Ю., Вышкваркова Е.В., Кузьмин К.А., Мишуоров В.Ж. Биомаркеры поведенческих реакций мидий в системах автоматизированного биомониторинга в условиях загрязнения водной среды буровыми шламами и нефтяными углеводородами // Системы контроля окружающей среды. 2020. № 4 (42). С. 50–57.

Трусевич В.В., Кузьмин К.А., Мишуров В.Ж., Журавский В.Ю., Вышкваркова Е.В. Особенности поведенческих реакций черноморской мидии *Mytilus galloprovincialis* в естественных условиях обитания // Биология внутренних вод. 2021. № 1. С. 12–22.

Трусевич В.В., Мишуров В.Ж., Кузьмин К.А. Современные биотехнологии в организации мониторинга водной среды // Системы контроля окружающей среды. 2008. № 11. С. 395–399.

Холодкевич С.В. Биоэлектронный мониторинг уровня токсичности природных и сточных вод в реальном времени // Экологическая химия. 2007. Т. 16 (4). С. 223–232.

Холодкевич С.В., Говердовская Л.Г., Иванов А.В., Корниенко Е.Л., Куракин А.С., Федотов В.П. Датчик физиологической активности беспозвоночных с жестким наружным покровом и система биологического мониторинга окружающей среды на его основе: Патент на полезную модель RU 52190 U1, 10.03.2006. Заявка № 2005135047/22 от 03.11.2005.

Холодкевич С.В., Кузнецова Т.В., Трусевич В.В., Куракин А.С., Иванов А.В. Особенности движения створок и кардиоактивности двустворчатых моллюсков при действии различных стрессоров // Журнал эволюционной биохимии и физиологии. 2009. Т. 45. № 4. С. 432–434.

Холодов В.И., Пиркова А.В., Ладыгина Л.В. Выращивание мидий и устриц в Черном море. Севастополь: ИнБЮМ, 2010. 424 с.

Шатохин А.В., Селезнев И.А., Ивакин Я.А., Греков А.Н., Греков Н.А., Коровин А.Н. Автоматизированный биосенсорный комплекс раннего оповещения для экологического мониторинга водной среды. Патент RU 2779728 С1. Номер заявки: 2021124407. Заяв. 16.08.2021. Опубликовано: 12.09.2022. Бюл. № 26. Заявитель и патентообладатель: Федеральное государственное бюджетное научное учреждение «Институт природно-технических систем», Акционерное общество «Концерн «Океанприбор».

Abou-Moustafa K.T., Schuurmans D. Generalization in unsupervised learning. In Efficient Learning Machines; Apress: Berkeley, CA, USA, 2015. P. 300–317.

Al Shehhi M.R., Kaya A. Time series and neural network to forecast water quality parameters using satellite data // Continental Shelf Research. 2021. Vol. 231. e104612.

Ameyaw-Akumfi C., Naylor E. Temporal patterns of shell-gape in *Mytilus Edulis* // Marine Biology. Hydrobiologia. 1987. No. 95. P. 237–242.

Anestis A., Lazou A., Portner H.O., Michaelidis B. Behavioral, metabolic, and molecular stress responses of marine bivalve *Mytilus galloprovincialis* during longterm acclimation at increasing ambient temperature // Am. J. Physiol. Regul. Integr. Comp. Physiol. 2007. Vol. 293. P. R911–R921.

Aquadect Mosselmonitor® <http://www.mosselmonitor.nl>.

Bae M.-J., Park Y.-S. Biological early warning system based on the responses of aquatic organisms to disturbances: A review // *Science of the Total Environment*. 2014. Vol. 466–467. P. 635–649.

Barnes G.E. The behaviour of *Anodonta cygnea* L., and its neurophysiological basis // *J. Experimental Biol.* 1955. Vol. 32. P. 158–174.

Basti L., Nagai K., Shimasaki Y., Oshima Y., Honjo T., Segawa S. Effects of the toxic dinoflagellate heterocapsa circularisquama on the valve movement behavior of the manila clam *ruditapes philippinarum* // *Aquaculture*. 2009. Vol. 291. P. 41–47.

Bella J., Fernández Á., Dorransoro J.R. Supervised Hyperparameter Estimation for Anomaly Detection. In *Proceedings of the Hybrid Artificial Intelligent Systems: 15th International Conference, HAIS 2020, Gijón, Spain, 11–13 November 2020*; pp. 233–244.

Bertolini C., Capelle J., Royer E., Milan M., Witbaard R., Bouma T.J., Pastres R. Using a clustering algorithm to identify patterns of valve-gaping behavior in mussels reared under different environmental conditions // *Ecol. Inform.* 2022. Vol. 69. e101659.

Borcherding J. Another early warning system for the detection of toxic discharges in the aquatic environment based on valve movements of the freshwater mussel *Dreissena polymorpha* // In: Neumann D., Jenner H.A., Eds. *Limnologie aktuell. The zebra mussel Dreissena polymorpha – ecology, biological monitoring and first applications in water quality management*. Stuttgart: Gustav Fischer Verlag. 1992. P. 127–146.

Borcherding J. Ten years of practical experience with the Dreissena-Monitor, a biological early warning system for continuous water quality monitoring // *Hydrobiologia*. 2006. Vol. 556. P. 417–426.

Box G.E., Jenkins G.M. *Time series analysis: forecasting and control*, revised ed: Holden-Day. 1976. 575 p.

Breunig M.M., Kriegel H.-P., Ng R.T., Sander J. LOF: Identifying density-based local outliers. In *Proceedings of the 2000 ACM SIGMOD International Conference on Management of Data, Dallas, TX, USA, 16–18 May 2000*; ACM Press: New York, NY, USA, 2000; pp. 93–104.

Canova F., Hansen B.E. Are seasonal patterns constant over time? A Test for Seasonal Stability // *Journal of Business & Economic Statistics*. 1995. Vol. 13 (3). P. 237–252.

Cichos F., Gustavsson K., Mehlig B., Volpe G. Machine learning for active matter // *Nat. Mach. Intell.* 2020. Vol. 2. P. 94–103.

Cleveland R. B., Cleveland W. S., McRae J.E., Terpenning I. STL: a seasonal-trend decomposition procedure based on LOESS // *Journal of Official Statistics*. 1990. Vol. 6. P. 3–73.

Comeau L.A., Babarro J.M.F., Longa A., Padin X.A. Valve-gaping behavior of raft-cultivated mussels in the Ria de Arousa, Spain // *Aquaculture Reports*. 2018. Vol. 9. P. 68–73.

Connor K.M., Robles C.D. Within-site variation of growth rates and terminal sizes in *Mytilus californianus* along wave exposure and tidal gradients // *Biology Bulletin*. 2015. Vol. 228. P. 39–51.

Cruz R.C., Costa P.R., Krippahl L., Lopes M.B. Forecasting biotoxin contamination in mussels across production areas of the Portuguese coast with Artificial Neural Networks // *Knowl. Based Syst.* 2022. Vol. 257. 109895.

Cruz R.C., Reis Costa P., Vinga S., Krippahl L., Lopes M.B. A review of recent machine learning advances for forecasting harmful algal blooms and shellfish contamination // *J. Mar. Sci. Eng.* 2021. Vol. 9. e283.

Curtis T.M., Williamson R., Depledge M.H. Simultaneous, long-term monitoring of valve and cardiac activity in the blue mussel *Mytilus edulis* exposed to copper // *Marine Biol.* 2000. Vol. 136. P. 837–846.

de Zwaan A., Wijsman T.C.M. A Review: Anaerobic metabolism in Bivalvia (Mollusca) // *Characteristics of anaerobic metabolism*. 1976. Vol. 56B. P. 313–324.

Depledge M.H., Galloway T.S. Healthy animals, healthy ecosystems // *Front. Ecol. Environ.* 2005. Vol. 3. P. 251–258.

Dogo E.M., Nwulu N.I., Twala B., Aigbavboa C. A survey of machine learning methods applied to anomaly detection on drinking-water quality data // *Urban Water J.* 2019. Vol. 16. P. 235–248.

Drake J.M., Bossenbroek J.M. Profiling ecosystem vulnerability to invasion by zebra mussels with support vector machines // *Theor. Ecol.* 2009. Vol. 2. P. 189–198.

D'souza S.F. Microbial biosensors // *Biosens Bioelectron.* 2001. Vol. 16(6). P. 337–353.

Dvoretzky A.G., Dvoretzky V.G. Shellfish as Biosensors in Online Monitoring of Aquatic Ecosystems: A Review of Russian Studies // *Fishes*. 2023. Vol. 8. 102.

Feio M.J., Hughes R.M., Callisto M., Nichols S.J., Odume O.N., Quintella B.R., Kuemmerlen M., Aguiar F.C., Almeida S.F.P., Alonso-Eguía Lis P., Arimoro F.O., Dyer F.J., Harding J.S., Jang S., Kaufmann P.R., Lee S., Li J., Macedo D.R., Mendes A., Mercado-Silva N., Monk W., Nakamura K., Ndiritu G.G., Ogden R., Peat M., Reynoldson T.B., Rios-Touma B., Segurado P., Yates A.G. The biological assessment and rehabilitation of the World's rivers: An overview // *Water*. 2021. Vol. 13. e371.

Figueirêdo I., Nani Guarieiro L.L., Sperandio Nascimento E.G. Multivariate real time series data using six unsupervised machine learning algo-

rithms. In *Anomaly Detection-Recent Advances, Issues and Challenges*; IntechOpen: London, UK, 2022.

Frantzen M., Regoli F., Nahrgang J., Ambrose W., Geraudie P., Benedetti M., Locke W., Camus L. Biological effects of mechanically and chemically dispersed oil on the Icelandic Scallop (*Chlamys islandica*) // *Ecotoxicology and environmental safety*. 2016. Vol. 127. P. 95–107.

Galloway A., Brunet D., Valipour R., McCusker M., Biberhofer J., Sobol M.K., Moussa M., Taylor G.W. Predicting dreissenid mussel abundance in nearshore waters using underwater imagery and deep learning // *Limnol. Oceanogr. Methods*. 2022. Vol. 20. P. 233–248.

Galtsoff P.S. The American oyster, *Crassostrea virginica* Gmelin // *Fishing bull.* 1964. Vol. 664. Washington.

Gao G., Xiao K., Chen M. An intelligent IoT-based control and traceability system to forecast and maintain water quality in freshwater fish farms // *Comput. Electron. Agric.* 2019. Vol. 166. e105013.

Geraudie P., Bakkemo R., Milinkovitch T., Thomas-Guyon H. First evidence of marine diesel effects on biomarker responses in the Icelandic scallops, *Chlamys islandica* // *Environmental Science and Pollution Research*. 2016. Vol. 23. P. 16504–16512.

Gerhardt A., Ingram M.K., Kang J. In situ on-line toxicity biomonitoring in water: recent developments // *Environ Toxicol Chem.* 2006. Vol. 25 (9). P. 2263–2271.

Gonzalez J.G., Yevich P. Responses of an estuarine population of the blue mussel *Mytilus edulis* to heated water from a steam generating plant // *Marine Biol.* 1976. Vol. 34, № 2. P. 177–189.

Gracey A.Y., Connor K. Transcriptional and metabolomic characterization of spontaneous metabolic cycles in *Mytilus californianus* under subtidal conditions // *Marine Genomics*. 2016. Vol. 30. P. 35–41.

Grasso I., Archer S.D., Burnell C., Tupper B., Rauschenber C., Kanwit K., Record N.R. The hunt for red tides: Deep learning algorithm forecasts shellfish toxicity at site scales in coastal Maine // *Ecosphere*. 2019. Vol. 10. e02960.

Grekov A.N., Kabanov A.A., Vyshkvarkova E.V., Trusevich V.V. Anomaly detection in biological early warning systems using unsupervised machine learning // *Sensors*. 2023. Vol. 5. P. 26–87.

Grekov A.N., Kuzmin K.A., Mishurov V.Z. Automated early warning system for water environment based on behavioral reactions of bivalves // *International Russian Automation Conference (RusAutoCon)*. 2019. P. 1–5.

Gupta A., Kumar A. Two-step daily reservoir inflow prediction using ARIMA-machine learning and ensemble models // *Journal of Hydro-environment Research*. 2022. Vol. 45. P. 39–52.

Guterres B.V., Guerreiro A., Jun J.N., da Botelho Silva S.C., Sandrini J.Z. Mussels as Aquatic Pollution Biosensors using Neural Networks and Control Charts. In IEEE 18th International Conference on Industrial Informatics (INDIN); IEEE: Piscataway, NJ, USA, 2020; Vol. 1. P. 839–844.

Hamidi Macheuposhti K., Sedghi H., Telvari A., Babazadeh H. Flood analysis in Karkheh River Basin using Stochastic Model // *Civil Eng. J.* 2017. Vol. 3 (9). P. 794–808.

Harley J.R., Lanphier K., Kennedy E., Whitehead C., Bidlack A. Random forest classification to determine environmental drivers and forecast paralytic shellfish toxins in Southeast Alaska with high temporal resolution // *Harmful Algae*. 2020. Vol. 99. e101918.

Hartmann J.T., Beggel S., Auerswald K., Stoeckle B.C., Geist J. Establishing mussel behavior as a biomarker in ecotoxicology // *Aquat. Toxicol.* 2016. Vol. 170. P. 279–288.

Hendriks A.J., Stouten M. Monitoring response of flow-through *Daphnia magna* and *Leuciscus idus* assays to microcontaminants in the Rhine Delta: early warning as a useful supplement // *Ecotoxicol Environ Saf.* 1994. Vol. 26 (3). P. 265–279.

Hernández N., Camargo J., Moreno F., Plazas-Nossa L., Torres A. ARIMA as a forecasting tool for water quality time series measured with UV-Vis spectrometers in a constructed wetland // *Tecnología y Ciencias del Agua*. 2017. Vol. 8. No 5. P. 127–139.

Hill P.R., Kumar A., Temimi M., Bull D.R. Habnet: Machine learning, remote sensing-based detection of harmful algal blooms // *IEEE J. Select. Top. Appl. Earth Observ. Remote Sens.* 2020. Vol. 13. e13.

Hopkins A.E., Galtsoff P.S., McMillin H.C.. Effects of pulp mill pollution on oysters [U.S.] // *Bureau of Fisheries*. 1931. № 6. Vol. 47. P. 125–186.

Hoyle B., Rau M.M., Paech K., Bonnett C., Seitz S., Weller J. Anomaly detection for machine learning redshifts applied to SDSS galaxies // *Mon. Not. R. Astron. Soc.* 2015. V. 452. P. 4183–4194.

Hubert J., Booms E., Witbaard R., Slabbekoorn H. Responsiveness and habituation to repeated sound exposures and pulsetrains in blue mussels // *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*. 2022a. Vol. 547. P. 151–161.

Hubert J., Moens R., Witbaard R., Slabbekoorn H. Acoustic disturbance in blue mussels: sound-induced valve closure varies with pulse train speed but does not affect phytoplankton clearance rate // *ICES Journal of Marine Science*. 2022b. Vol. 79 (9). P. 1–12.

Hyndman R. J., Khandakar Y. Automatic time series forecasting: the forecast package for R // *Journal of Statistical Software*. 2008. Vol. 27 (3). P. 1–22.

Jin T., Cai S., Jiang D., Liu J. A data-driven model for real-time water quality prediction and early warning by an integration method // *Environ. Sci. Pollut. Res.* 2019. Vol. 26. P. 30374–30385.

Keogh S.M., Simons A.M. Molecules and morphology reveal ‘new’ widespread North American freshwater mussel species (Bivalvia: Unionidae) // *Mol. Phylogenetics Evol.* 2019. Vol. 138. P. 182–192.

Khan S., Liew C.F., Yairi T., McWilliam R. Unsupervised anomaly detection in unmanned aerial vehicles // *Appl. Soft Comput.* 2019. Vol. 83. e105650.

Kijewski T., Zbawicka M., Strand J., Kautsky H., Kotta J., Rätsep M., Wenne R. Random forest assessment of correlation between environmental factors and genetic differentiation of populations: Case of marine mussels *Mytilus* // *Oceanologia.* 2019. Vol. 61. P. 131–142.

Kim W.-S., Huh H.-T., Je J.-G., Han K.-N. Evidence of two-clock control of endogenous rhythm in the Washington clam, *Saxidomus purpuratus* // *Marine Biology.* 2003. Vol. 142. P. 305–309.

Kimbrough K., Jacob A., Regan S., Davenport E., Edwards M., Leight A.K., Freitag A., Rider M., Johnson W.E. Characterization of polycyclic aromatic hydrocarbons in the Great Lakes Basin using dreissenid mussels // *Environ. Monit. Assess.* 2021. Vol. 193. e833.

Kokkali V., van Delft W. Overview of commercially available bioassays for assessing chemical toxicity in aqueous samples // *TrAC Trends in Analytical Chemistry.* 2014. Vol. 61. P. 133–155.

Kramar V., Alchakov V. Time-Series Forecasting of Seasonal Data Using Machine Learning Methods // *Algorithms.* 2023. Vol. 16. e248.

Kramer K.J.M. Continuous monitoring of waters by biological early warning systems. In: Gonzalez C., Greenwood R., Quevauviller P.P., editors. *Rapid chemical and biological techniques for water monitoring.* Chichester: Wiley, 2009. P. 197–219.

Kramer K.J.M., Foekema E.M. The “Musselmonitor[®]” as Biological Early Warning System // *Biomonitoring and Biomarkers as Indicators of Environmental Change 2.* Environmental Science Research. 2001. Vol. 56. P. 59–87.

Kramer K.J.M., Jenner H.A., de Zwart D. The valve movement response of mussels: a tool in biological monitoring // *Hydrobiologia.* 1989. Vol. 189. P. 433–443.

Küçüktopcu E., Cemek E., Cemek B., Simsek H. Hybrid Statistical and Machine Learning Methods for Daily Evapotranspiration Modeling // *Sustainability.* 2023. Vol. 15. e5689.

Kuklina I., Kouba A., Kozák P. Real-time monitoring of water quality using fish and crayfish as bio-indicators: A review // *Environ. Monit. Assess.* 2013. Vol. 185. P. 5043–5053.

Kumar U., Jain V.K. ARIMA forecasting of ambient air pollutants (O₃, NO, NO₂ and CO) // Stochastic Environmental Research and Risk Assessment. 2009. Vol. 24 (5). P. 751–760.

Lesser M.P., Bailey M., Merselis D., Morrison J.R. Physiological response of the blue mussel *Mytilus edulis* to differences in food and temperature in the Gulf of Maine // Comparative Biochemistry and Physiology. 2010. Vol. 156. P. 541–551.

Li Y., Qin J.G., Abbott C.A., Li X., Benkendorff K. Synergistic impacts of heat shock and spawning on the physiology and immune health of *Crassostrea gigas*: an explanation for summer mortality in Pacific oysters // American J. Regulatory, Integrative and Comparative Physiology. 2007. Vol. 293 (6). P. 2353–2362.

Lipton Z.C., Elkan C.; Narayanaswamy, B. Thresholding classifiers to maximize F1 score // arXiv. 2014. Vol. 1402. e1892.

Liu F.T., Ting K.M., Zhou Z.-H. Isolation forest. In Proceedings of the 2008 Eighth IEEE International Conference on Data Mining, Pisa, Italy, 15–19 December 2008.

Liu F.T., Ting K.M., Zhou Z.-H. Isolation-based anomaly detection // ACM Trans. Knowl. Discov. Data. 2012. Vol. 6. P. 1–39.

Liu J., Wang P., Jiang D., Nan J., Zhu W. An integrated data-driven framework for surface water quality anomaly detection and early warning // J. Clean. Prod. 2020. Vol. 251. e119145.

Lorenzo J.I., Nieto O., Beiras R. Copper uptake by *Mytilus edulis* in the presence of humic acids // Environmental Toxicology and Chemistry. 2005. Vol. 24, No. 4. P. 973–980.

Lorenzo J.I., Nieto O., Beiras R. Effect of humic acids on speciation and toxicity of copper to *Paracentrotus liidus* larvae in seawater // Aquatic Toxicology. 2002. Vol. 58. P. 27–41.

Lürig M., Narwani A., Penson H., Wehrli B., Spaak P., Matthews B. Non-additive effects of foundation species determine the response of aquatic ecosystems to nutrient perturbation // Ecology. 2021. Vol. 102. e03371.

Marigómez I., Garmendia L., Soto M., Orbea A., Izagirre U., Cajaraville M.P. Marine ecosystem health status assessment through integrative biomarker indices: a comparative study after the Prestige oil spill «Mussel Watch» // Ecotoxicology. 2013. Vol. 22. P. 486–505.

Martella T. Some factors influencing the byssus re-adsorption in *Mytilus edulis* (Mollusca: Bivalvia) Linnaeus, 1758 // Water, Air and Soil Pollution. 1974. Vol. 3. P. 171–177.

Mat A.M., Massabuau J.-C., Ciret P., Tran D. Looking for the clock mechanism responsible for circatidal behavior in the oyster *Crassostrea gigas* // Marine Biology. 2014. Vol. 161, № 1. P. 89–99.

MERMAYDE <http://www.mermayde.nl>.

Milinkovitch T., Geraudie P., Camus L., Hélène V.H., Guyon T. Biomarker modulation associated with marine diesel contamination in the Iceland scallop (*Chlamys islandica*) // Environmental Science Pollution Research. 2015. Vol. 22. P. 19292–19296.

Molares-Ulloa A., Fernandez-Blanco E., Pazos A., Rivero D. Machine learning in management of precautionary closures caused by lipophilic biotoxins // Comput. Electron. Agric. 2022. Vol. 197. e106956.

Mons M. Monitoring and control of drinking water quality inventory and evaluation of monitoring technologies for key-parameters. TECHNEAU report D.3.1.3. 2008.

Muharemi F., Logofătu D., Leon F. Machine learning approaches for anomaly detection of water quality on a real-world data set // J. Inf. Telecommun. 2019. Vol. 3. P. 294–307.

Musarat M.A., Alaloul W.S., Rabbani M.B.A., Ali M., Altaf M., Fediuk R., Vatin N., Klyuev S., Bukhari H., Sadiq A. Kabul river flow prediction using automated ARIMA forecasting: A machine learning approach // Sustainability. 2021. Vol. 13. e10720.

Naylor E. Chronobiology of marine organisms. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2010, 242 p.

Newell C.R., Wildish D.J., MacDonald B.A. The effects of velocity and seston concentration on the exhalant siphon area, valve gape and filtration rate of the mussel *Mytilus edulis* // J. Experimental Marine Biol. Ecol. 2001. Vol. 262. P. 91–111.

Nigam R., Bux S., Nigam S., Pardasani K.R., Mittal S.K., Haque R. Time series modeling and forecast of river flow // Curr. World Environ. 2009. Vol. 4 (1). P. 79–87.

Omar S., Ngadi A., Jebur H.H. Machine learning techniques for anomaly detection: An overview // Int. J. Comput. Appl. 2013. Vol. 79. P. 33–41.

Ortmann C., Grieshaber M. Energy metabolism and valve closure behaviour in the Asian clam *Corbicula fluminea* // J. Experimental Biol. 2003. Vol. 206. P. 4167–4178.

Pedregosa F., Varoquaux G., Gramfort A., Michel V., Thirion B., Grisel O., Blondel M., Müller A., Nothman J., Louppe G., Prettenhofer P., Weiss R., Dubourg V., Vanderplas J., Passos A., Cournapeau D., Brucher M., Perrot M., Duchesnay É. Scikit-learn: machine learning in python // J. Mach. Learn. Res. 2011. Vol. 12. P. 2825–2830.

Peixeiro M. Time series forecasting in python. Simon and Schuster, 2022.

Raschka S., Mirjalili V. Python Machine Learning, 3rd ed.; Packt Publishing: Mumbai, India, 2019, 772 p.

Redmond K.J., Berry M., Pampanin D.M., Andersen O.K. Valve gape behavior of mussels (*Mytilus edulis*) exposed to dispersed crude oil as an en-

vironmental monitoring end-point // *Marine Pollution Bulletin*. 2017. Vol. 117. P. 330–339.

Riisgard H.U., Egede P.P., Saavedra B. Feeding Behaviour of the Mussel, *Mytilus edulis*: New Observations, with a Minireview of Current Knowledge // *J. Marine Biol.* 2011. Vol. 2011. ID 312459.

Roberts L., Cheesman S., Breithaupt T., Elliott M. Sensitivity of the mussel *Mytilus edulis* to substrate-borne vibration in relation to anthropogenically generated noise // *Marine Ecology Progress Series*. 2015. Vol. 538. P. 185–195.

Roberts L., Cheesman S., Elliott, M., Breithaupt, T Sensitivity of *Pagurus bernhardus* (L.) to substrate-borne vibration and anthropogenic noise // *Journal of Experimental Marine Biology and Ecology*. 2016. Vol. 474. P. 185–194.

Robson A., de Leaniz C.G. Effect of anthropogenic feeding regimes on activity rhythms of laboratory mussels exposed to natural light // *Hydrobiologia*. 2010. Vol. 655. P. 197–204.

Robson A., de Leaniz C.G., Wilson R.P., Halsey L.G. Behavioural adaptations of mussels to varying levels of food availability and predation risk // *Journal of Molluscan Studies*. 2010. Vol. 76 (4). P. 348–353.

Rodriguez-Mozaz S., Marco M.-P., de Alda M.J.L., Barceló D. Biosensors for environmental applications: future development trends // *Pure Appl. Chem.* 2004. Vol. 76. P. 723–752.

Rousseeuw P.G., Driessen K.V. A FAST algorithm for the minimum covariance determinant estimator // *Technometrics*. 1999. Vol. 41. P. 212–223.

Russo S., Besmer M.D., Blumensaat F., Bouffard D., Disch A., Hammes F. Hess A., Lürig M., Matthews B., Minaudo C. The value of human data annotation for machine learning based anomaly detection in environmental systems // *Water Res.* 2021. Vol. 206. e117695.

Salanki J. Effect of environmental factors on the endogenous rhythm of the fresh water mussel (*Anodonta cygnea*) // *Ann. Inst. Biol. Acad. Sci. Hung. (Tihany)*. 1977. Vol. 44. P. 126–129.

Sandrini-Neto L., Pereira L. da Silva, Martins C.C., de Assis H.C.S., Camus L. Antioxidant responses in estuarine invertebrates exposed to repeated oil spills: Effects of frequency and dosage in a field manipulative experiment // *Aquatic Toxicology*. 2016. Vol. 177. P. 237–249.

Saurel C., Gascoigne J.C., Palmer M.R., Kaiser M.J. In situ mussel feeding behavior in relation to multiple environmental factors: Regulation through food concentration and tidal conditions // *Am. Soc. Limnol. Oceanography*. 2007. Vol. 52 (5). P. 1919–1929.

Schölkopf B., Platt J.C., Shawe-Taylor J.C., Smola A.J., Williamson R.C. Estimating the support of a high-dimensional distribution // *Neural Comput.* 2001. Vol. 13. P. 1443–1471.

Schölkopf B., Williamson R., Smola A., Shawe-Taylor J., Platt J. Support Vector Method for Novelty Detection // *Adv. Neural Inf. Process. Syst.* 1999. Vol. 12. P. 582–586.

Seabold S., Perktold J. Statsmodels: Econometric and statistical modeling with python // *Proceedings of the 9th Python in Science Conference.* 2010. Vol. 57 (61). P. 10-25080.

Shi B., Wang P., Jiang J., Liu R. Applying high-frequency surrogate measurements and a wavelet-ANN model to provide early warnings of rapid surface water quality anomalies // *Sci. Total Environ.* 2018, Vol. 610–611. P. 1390–1399.

Shumway R.H., Stoffer D.S. *ARIMA Models, Time Series Analysis and its Applications.* Springer, Cham, 2017. P. 75–163.

Somero G.N. Thermal physiology and vertical zonation of intertidal animals: optima, limits, and costs of living integrative and comparative // *Biology.* 2002. Vol. 42, № 4. P. 780–789.

Subhas A. Meti., Sangam V. G. Optimized performance validation of biosensors with high fault tolerance // 2017 IEEE 7th International Advance Computing Conference (IACC), Hyderabad, India, 05-07 January, 2017. P. 322–325.

Sukharenko E.V., Nedzvetsky V.S., Kyrchenko S.V. Biomarkers of metabolism disturbance in bivalve molluscs induced by environmental pollution with processed by-products of oil // *Biosystems Diversity.* 2017. Vol. 25 (2). P. 113–118.

Taneja K., Ahmad S., Ahmad K., Attri S.D. Time series analysis of aerosol optical depth over New Delhi using Box-Jenkins ARIMA modeling approach // *Atmos. Pollut. Res.* 2016. Vol. 7 (4). P. 585–596.

Taylor G.S. et al. pmdarima: ARIMA estimators for Python, 2017, <http://www.alkaline-ml.com/pmdarima> (доступ 17.10.2023).

Tran D., Nadau A., Durrieu G. et al. Field chronobiology of a molluscan bivalve: how the moon and sun cycles interact to drive oyster activity rhythms // *Chronobiol. Int.* 2011. Vol. 28 (4). P. 307–317.

Tran D., Sow M., Camus L. et al. In the darkness of the polar night, scallops keep on a steady rhythm // *Sci. Reports.* 2016. Vol. 6. e32435.

Valletta J.J., Torney C., Kings M., Thornton A., Madden J. Applications of machine learning in animal behavior studies // *Anim. Behav.* 2017. Vol. 124. P. 203–220.

Vazzana M., Celi M., Maricchiolo G., Genovese L., Corrias V., Quinci E.M., de Vincenzi G., Maccarrone V., Cammilleri G., Mazzola S., Buscaino G., Filicciotto F. Are mussels able to distinguish underwater sounds? Assess-

ment of the reactions of *Mytilus galloprovincialis* after exposure to lab-generated acoustic signals // *Comp Biochem Physiol A Mol Integr Physiol*. 2016. Vol. 201. P. 61–70.

Wang S., Li X., Li Y., Gou S., Bi W., Jiang T. Identification of paralytic shellfish poison producing algae based on three-dimensional fluorescence spectra and quaternion principal component analysis // *Spectrochim. Acta Part A Mol. Biomol. Spectrosc.* 2021. Vol. 261. e120040.

Wang X., Smith K., Hyndman R. Characteristic-based clustering for time series data // *Data Min Knowl Disc.* 2006. Vol. 13. P. 335–364.

Witten I.H., Eibe F., Hall M.A., Pal C.J. *Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques*; Elsevier: Amsterdam, The Netherlands, 2017.

Yan B., Mu R., Guo J., Liu Y., Tang J., Wang H. Flood risk analysis of reservoirs based on full-series ARIMA model under climate change // *Journal of Hydrology*. 2022. V. 610. e127979.

Yang J., Haught R.C., Hall J., Goodrich J.A., Hasan J. Adaptive monitoring to enhance water sensor capabilities for chemical and biological contaminant detection in drinking water systems // T. Saito, D. Lehrfeld (Eds.), *Defense and security symposium*, SPIE Publications, Bellingham, 2006.

Zhang F., Lin L., Li W., Fang D., Lv Z., Li M., Ma G., Wang Y., Wang L., He L. Long-term study of monitoring history and change trends in surface water quality in China // *Water*. 2022. Vol. 14. e2134.

Zolkefli N., Sharuddin S.S., Yusoff M.Z.M., Hassan M.A., Maeda T., Ramli N.A. Review of current and emerging approaches for water pollution monitoring // *Water*. 2020. Vol. 12. e3417.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
Глава 1. Двустворчатые моллюски как информативные элементы электронной системы регистрации загрязнений...	7
1.1. Создание макета комплекса автоматизированного биомониторинга и его лабораторные и натурные испытания	9
1.2 Доминирующие факторы, влияющие на амплитуду раскрытия створок моллюсков.....	11
1.3 Реакция моллюсков на изменения физических факторов.....	16
1.4 Экспериментальные исследования поведенческих реакций мидий при воздействии компонентов буровых растворов и шламов, нефти и нефтепродуктов	21
1.5 Биомониторинг водной среды с использованием пресноводных двустворчатых моллюсков.....	27
1.5.1 Результаты исследований поведенческих реакций моллюсков перловицы в естественной среде обитания	27
1.5.2 Реакция пресноводных моллюсков на химические загрязняющие вещества.....	31
1.5.3 Лабораторные исследования по определению чувствительности пресноводных моллюсков на воздействие нефтяного загрязнения вод	37
1.6 Воздействие акустических и вибрационных сигналов на черноморские мидии	40
1.6.1 Проведение исследования в лабораторных условиях с использованием разработанной экспериментальной установки	41
1.6.2 Результаты первичной обработки данных измерений	44
1.6.3 Новый подход к результатам обработки и анализа.....	46

Глава 2. Создание автоматизированной системы раннего обнаружения водной среды на основе поведенческих реакций двустворчатых моллюсков	51
2.1 Устройство комплекса	51
2.2 Создание единой системы мониторинга водной среды.....	56
2.3 Результаты испытаний опытного образца автоматизированной системы экологического мониторинга.....	58
2.3.1 Расчет надежности комплекса АБКЭМ.....	58
2.3.2 Испытания БКМ на механическое воздействие..	62
2.3.3 Испытания АБКЭМ на герметичность и воздействие гидростатического давления.....	63
2.3.4 Испытания измерительных каналов величины раскрытия створок мидий	64
2.3.5 Испытания измерительного канала температуры.....	65
2.3.6 Испытания измерительного канала освещенности.....	66
2.3.7 Испытания измерительного канала давления.....	67
2.3.8 Испытания контроля напряжения аккумуляторной батареи.....	68
2.3.9 Лабораторные испытания на воздействие дозированного загрязнения.....	69
2.3.10 Натурные испытания на воздействие загрязнений.....	70
2.4 Совершенствование АБКЭМ с диагностическим блоком состояния.....	72
Глава 3. Методы машинного обучения для автоматизации биосенсорных систем, построенных на основе активности двустворчатых моллюсков.....	76
3.1 Обнаружение аномалий методами машинного обучения без учителя	76
3.1.1 Экспериментальные данные и их подготовка для анализа	79
3.1.2 Алгоритм эллиптической огибающей.....	82
3.1.3 Алгоритм изолирующего леса (iForest)	84
3.1.4 Алгоритм одноклассовый SVM	85

ОГЛАВЛЕНИЕ

3.1.5 Алгоритм локальный уровень выброса (LOF).....	87
3.1.6 Сравнительная оценка алгоритмов обнаружения аномалий в экспериментальных данных	88
3.2 Применение модели ARIMA для обнаружения аномалий в рядах активности двустворчатых моллюсков	95
3.2.1 Описание модели SARIMA	96
3.2.2 Выбор оптимальной модели с помощью пакета Auto-ARIMA	97
3.2.3 Декомпозиция временных рядов данных активности моллюсков.....	97
3.2.4 Критерии оценки моделей.....	99
3.2.5 Разработка алгоритма для реализации этапов моделирования	100
3.2.6 Результаты настройки модели путем минимизации метрик RMSE и MAPE.....	103
3.2.7 Результаты настройки модели по AIC (Auto-ARIMA).....	105
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	114
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	115

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Греков Александр Николаевич, кандидат технических наук, заместитель руководителя центра экологического приборостроения и энергетики ФГБНУ «Институт природно-технических систем» (г. Севастополь). E-mail: i@angrekov.ru

Селезнев Игорь Александрович, доктор технических наук, заместитель генерального директора – руководитель приоритетного технологического направления АО «Концерн «Океанприбор» (г. Санкт-Петербург).

Ивакин Ян Альбертович, доктор технических наук, профессор, заместитель генерального директора по инновациям и проектам гражданского назначения АО «Концерн «Океанприбор» (г. Санкт-Петербург).

Греков Николай Александрович, доктор технических наук, профессор, главный научный сотрудник ФГБНУ «Институт природно-технических систем» (г. Севастополь). E-mail: ngrekov1@yandex.ru

Вышкваркова Елена Васильевна, кандидат географических наук, ведущий научный сотрудник ФГБНУ «Институт природно-технических систем» (г. Севастополь). E-mail: aveiro_7@mail.ru

Трусевич Валерий Владимирович, кандидат биологических наук, ведущий инженер-исследователь, ФГБНУ «Институт природно-технических систем» (г. Севастополь). E-mail: trusev@list.ru

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное научное учреждение
«ИНСТИТУТ ПРИРОДНО-ТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМ»
(ИПТС)

А.Н. Греков, И.А. Селезнев, Я.А. Ивакин, Н.А. Греков,
Е.В. Вышкваркова, В.В. Трусевич

**БИОЛОГИЧЕСКИЕ СИСТЕМЫ
РАННЕГО ОБНАРУЖЕНИЯ
ДЛЯ ЭКОЛОГИЧЕСКОГО
МОНИТОРИНГА
ВОДНОЙ СРЕДЫ**

Печатается по рекомендации Ученого совета
ФГБНУ «Институт природно-технических систем»

Рецензенты:

д-р техн. наук, профессор В.А. Крамарь
д-р биол. наук, профессор Э.З. Самышев

Подписано в печать 04.12.2023
Заказ № 075. Тираж 500 экз.

Редакционно-издательский отдел ИПТС
299011, г. Севастополь, ул. Ленина, 28
Тел.: +7 (8692) 54-44-10
e-mail: ph@instpts.ru