

УДК 551.509.5; 556.5

## К ВОПРОСУ О ПРОГНОЗИРОВАНИИ КАТАСТРОФИЧЕСКИХ ПАВОДКОВ НА ТЕРРИТОРИИ КРЫМА<sup>1</sup>

© 2024 г. А. С. Лубков, Е. В. Вышкваркова\*, Е. Н. Воскресенская, А. Е. Щдро

*Институт природно-технических систем, Севастополь, 299011 Россия**\*e-mail: aveiro\_7@mail.ru*

Поступила в редакцию 15.03.2024 г.

После доработки 15.03.2024 г.

Принято к публикации 10.04.2024 г.

Катастрофические ситуации последних лет – в июне 2021 г. в районе Ялты и в январе 2024 г. в Севастополе – связанные с обильными осадками, подъемом уровня воды в реках и образованием селевых потоков, в очередной раз показали необходимость заблаговременного прогноза событий с экстремальными осадками на территории Крыма для своевременного реагирования и минимизации экономических потерь. Район горного Крыма с его сложным рельефом и большими уклонами особенно подвержен возникновению опасных ситуаций после прохождения обильных (часто многодневных) дождей. По ежедневным данным об атмосферных осадках с метеорологической станции Ай-Петри рассчитаны и проанализированы случаи с суммой осадков  $\geq 40$  мм за три последовательных дня. Такие условия использованы при анализе в качестве порога экстремальных осадков, приводящих к размыву русел рек горного Крыма и формированию селевых потоков. Рассмотрена ситуация катастрофического паводка на р. Черной в январе 2024 г., обусловленная выпавшими в течение трех дней экстремальными осадками в Севастопольском регионе. Затем для такой ситуации проведено исследование возможности их прогнозирования с заблаговременностью от 3 мес. с использованием разработанной модели искусственной нейронной сети. Полученные результаты показали удовлетворительное качество разработанной нейронной сети для прогноза с заблаговременностью 3 мес. 2–3-дневных экстремальных осадков, интенсифицирующих эрозионные процессы в горном Крыму.

**Ключевые слова:** экстремальные осадки, реки Крыма, нейронная сеть, сезонный прогноз.

**DOI:** 10.31857/S0321059624060092 **EDN:** VOMQDY

### ВВЕДЕНИЕ

Одной из насущных проблем Крыма исторически была и остается по настоящее время водная проблема, связанная с неравномерностью распределения стока в связи с физико-географическими особенностями полуострова [4]. Стоки Крымских рек существенно отличаются от континентальных. Они относятся к особой категории рек с паводочным режимом крымского подтипа [10]. Паводки в Крыму наблюдаются преимущественно в зимне-весенний период и формируют до 80% поверхностного стока [3]. При этом в летний сезон создается дефицит стока и некоторые реки пересыхают [9]. Такой режим обеспечивается неравномерностью выпадения осадков и геоморфологической структурой речных бассейнов. Понятно,

что геологические условия практически неизменные, поэтому на первый план выходит изучение формирования как режима осадков, так и их климатических аномалий. Безусловно, как паводки, так и дефицит воды влекут за собой серьезные экологические и экономические последствия, которые усугубляются в последние десятилетия.

Для принятия управленческих решений большое практическое значение имеет анализ величин экстремальных осадков, выпадение которых приводит к ряду негативных последствий, например к паводкам и подтоплениям [6, 12]. Во время сильных ливней на реках и в оврагах нередко образуются грязекаменные потоки – сели. Они причиняют большие разрушения: уничтожают мосты, размывают дороги, смывают плодородный слой почвы или откладывают мощные наносы в садах, на виноградниках и т. д. Селевые потоки могут возникнуть практически на любой реке или в балке горного Крыма [12].

<sup>1</sup> Работа выполнена в рамках государственного задания Института природно-технических систем (номер госрегистрации 124013000609-2).

Показательны катастрофические ситуации последних лет следующие. Первая сложилась в июне 2021 г., когда в Ялте и на Ай-Петри выпало 2–3-месячные нормы осадков в течение двух дней. В результате в Ялте вышли из берегов реки Водопадная и Дерекойка, затопив многие улицы, дома и переходы, были отключены ЛЭП. Несколько поселков городского типа в районе Большой Ялты и участки трасс на Южном берегу Крыма пострадали от мощных селевых потоков, что нанесло значительный ущерб рекреационной инфраструктуре региона.

Сход селей и вынос значительного количества седиментационного материала произошли во многих районах Большой Ялты, что нанесло значительный ущерб рекреационной инфраструктуре. В то же время сели и множественные обрушения склонов с выносом продуктов обрушения в Байдарскую и Чернореченскую долину обеспечили подтопление многих (почти 70 участков) домохозяйств в этой части Крыма. Другая ситуация возникла в январе 2024 г. Тогда после трех дней с экстремальными осадками произошла техногенная катастрофа в бассейне р. Черной, в результате которой г. Севастополь на неделю лишился городского водоснабжения. Из-за непогоды в Севастопольском регионе стремительно поднялся уровень воды в реках, подтопленными оказались почти 70 участков, водозаборные сооружения вышли из строя.

Описанные критические ситуации произошли вследствие выпадения обильных ливней. Ливневые осадки – основной фактор формирования эрозионных процессов, которые в комплексе с большими уклонами и небольшими водосборными площадями горных рек Крыма способствуют быстрой концентрации стока в руслах [6].

Следует отметить, что южная часть п-ова Крым характеризуется наибольшей неравномерностью выпадения осадков во времени и величинами экстремальных осадков [26]. Согласно последнему отчету ИРСС, частота случаев с экстремальными осадками имеет тенденцию к увеличению во многих регионах земного шара на фоне роста приземной температуры воздуха [17]. Положительные тренды частоты и интенсивно-

сти экстремальных осадков обнаружены и для территории России, в том числе п-ова Крым [1, 27]. Прогнозирование подобных ситуаций – актуальная задача гидрометеорологии как с научной точки зрения, так и в прикладном аспекте для минимизации негативных последствий этих ситуаций. Для предотвращения и минимизации указанных последствий необходим качественный заблаговременный прогноз осадков.

Один из современных способов прогнозирования осадков – использование искусственных нейронных сетей (НС). В последнее десятилетие появились работы, в которых применяются модели для такого прогнозирования месячного и сезонного масштаба в отдельных регионах земного шара. В частности, отдельные авторы применяли разные НС для прогнозирования муссонных осадков в Индии [24, 25] и Шри-Ланке [23], прогнозирования осадков в Австралии [14, 15, 21], Иордании [13], Китае [19] и Греции [22]. Исследования [15, 19, 24, 25, 29] выполнены с применением нескольких конструкций НС. При этом однонаправленная гетероассоциативная НС с одним или несколькими скрытыми слоями (часто такую схему НС называют многослойным персептроном) показала конкурентные результаты.

Модели для прогнозирования среднемесячных и среднесезонных осадков на основе НС можно условно разделить на две группы по входным данным: 1) использующие региональные метеорологические характеристики за некоторый предыдущий период (осадки, минимальная и максимальная температура, влажность, различные индексы осадков); 2) использующие глобальные климатические сигналы (Южное колебание Эль-Ниньо (ЭНЮК), Тихоокеанская десятилетняя осцилляция (ТДО), Атлантическая мультideкадная осцилляция (АМО), Индоокеанский диполь (ИОД) и др.). При этом удовлетворительное качество моделирования было достигнуто как в первом случае, например в [13, 14, 24], так и во втором [15, 21, 24].

В данной работе на основе многолетних данных наблюдений при использовании метода искусственной НС рассмотрена возможность прогнозирования случаев экстремальных атмо-

сферных осадков как причины размыва русел рек и обрушения склонов.

## ДАННЫЕ И МЕТОДИКА

В работе использованы ежедневные данные атмосферных осадков с метеостанции Ай-Петри за период 1950–2020 гг. и данные по Севастополю за период 1950–2024 гг. Метеостанция Ай-Петри выбрана для анализа, поскольку и р. Черная, и реки Ялты берут свое начало со склонов и подножия Ай-Петринской яйлы.

В качестве критерия опасного явления выбран порог осадков в 40 мм за 3 последовательных дня. Каждое такое явление считалось независимой гидрологической ситуацией, и обучение системы искусственного интеллекта проводилось именно на основе регистрации таких явлений.

Использовали модель на основе НС из [8, 20], она изображена схематически на рис. 1. Первый шаг (рис. 1, этап 1) в предлагаемой модели — декомпозиция прогнозируемого ряда на низкочастотную и высокочастотную компоненты. Разложение проводилось с использованием 9-летнего среднего скользящего фильтра. Сглаженный фильтром ряд принимался за низкоча-

стотную компоненту, а ряд разности исходных и сглаженных значений — за высокочастотную. Поскольку низкочастотная компонента в разные месяцы объясняет в среднем 10% дисперсии, ее моделирование осуществлялось простейшей множественной линейной регрессией.

На следующем этапе осуществлялись выбор и сортировка предикторов, используемых на этапе моделирования (рис. 1, этап 2). Области, в которых рассчитывались предикторы, аналогичны представленным в работах [8, 20], однако имеются изменения в наборе предикторов поля геопотенциала на изобарической поверхности 500 мб. Все выбранные для этого исследования области изображены на рис. 2.

Основное отличие от ранней конфигурации модели [8] на этом этапе — использование нелинейного непараметрического метода поиска статистических связей Василия Хёффдинга (корреляция “Hoeffding’s D”) [16]. Метод Хёффдинга в некоторой степени повторяет ранговую корреляцию Кендалла [18], где рассматривается согласование/несогласование пары наблюдений. Отличительная черта — использование не только пары наблюдений, но и двух изолированных последовательностей этой пары. Если между

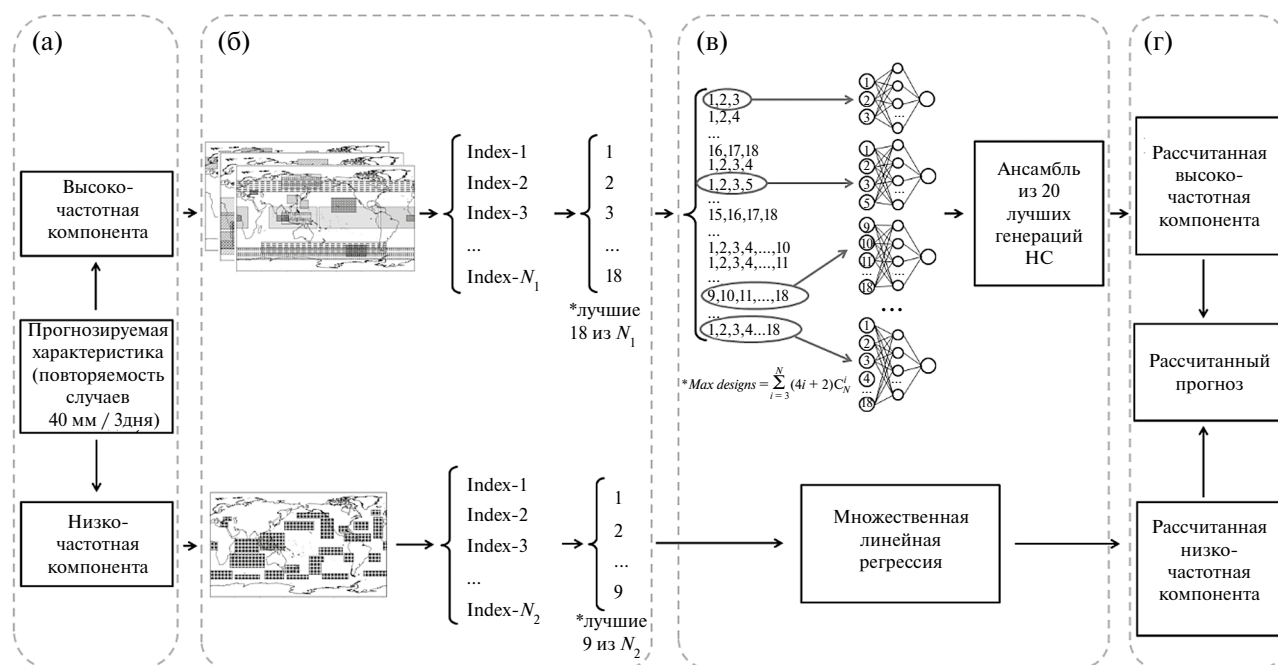
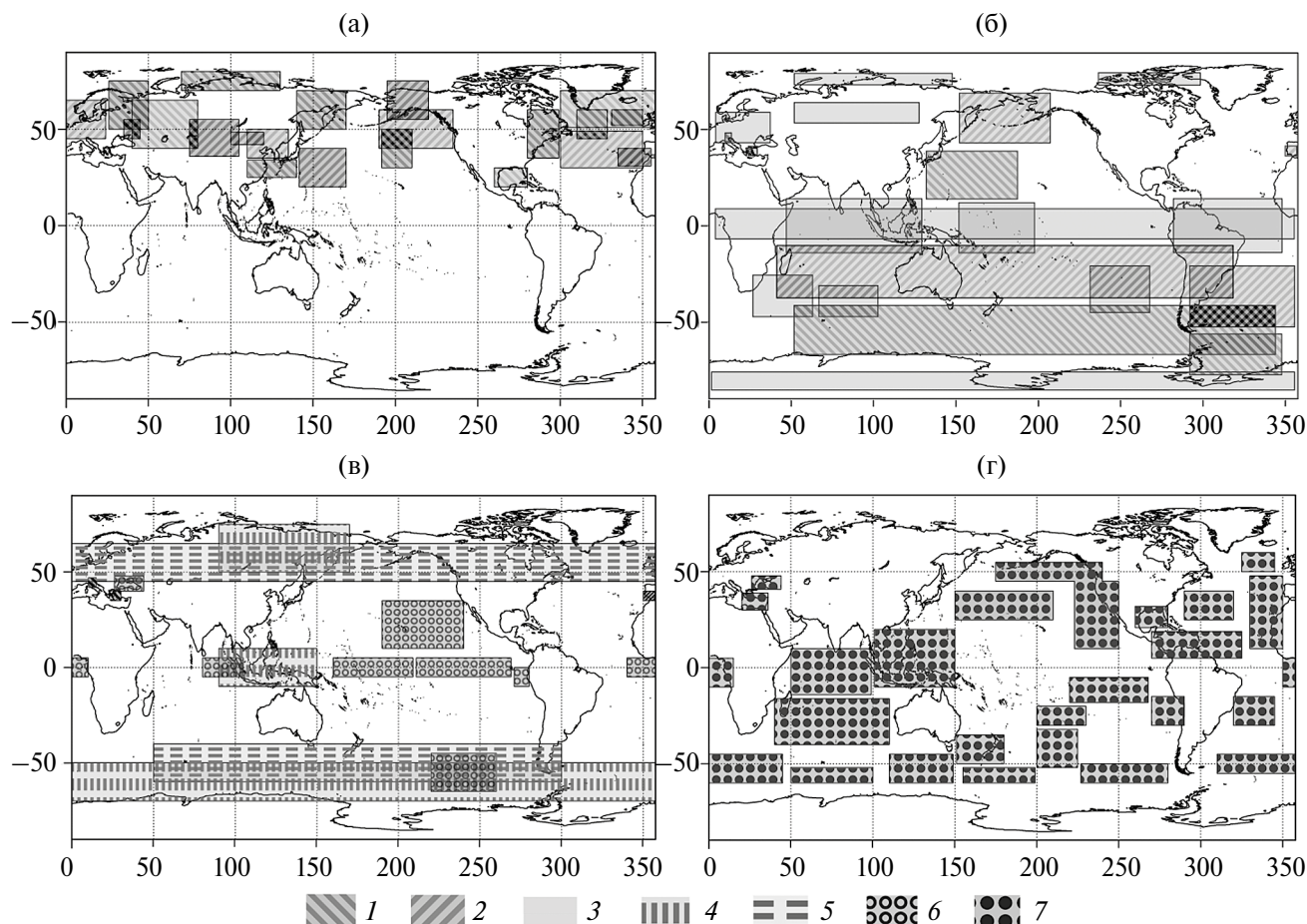


Рис. 1. Схема предлагаемой модели: а — декомпозиция моделируемого ряда; б — предварительная обработка данных; в — моделирование; г — результаты моделирования и проверка.



**Рис. 2.** Локализация пространственного расположения индексов. Области индексов геопотенциальной высоты на изобарической поверхности 500 мб отмечены штриховкой 1, 2 и 3; меридиональной и зональной составляющих ветра — 4 и 5 соответственно, ТПО — 6 и сглаженные 9-летним средним скользящим фильтром ряды ТПО — 7.

последовательностями существует зависимость, наблюдаемое совместное распределение будет отличаться от независимых, указывая на то, что ранги в одной последовательности систематически связаны с рангами в другой. Метод Хёфдинга, по сути, оценивает — отклоняется ли наблюдаемое совместное распределение рангов от того, что можно было бы ожидать, если бы последовательности были независимы.

В ядре модели (рис. 1, этап 3) используется однонаправленная гетероассоциативная многослойная НС, представленная персептроном с одним скрытым слоем (именуемая также многослойным персептроном). Выходной слой представлен одним нейроном. Функция активации нейронов НС — сигмоидальная биполярная  $f(x) = \tanh(\beta x)$ . Предложенная схема модели подра-

зумекает обучающую (38 лет — 1950–1987 гг.), тестовую (19 лет — 1988–2006 гг.) и контрольную (14 лет — 2007–2020 гг.) выборки. Еще 4 года (2021–2024 гг.) моделировались без сравнения с действительным рядом.

Моделирование проводилось путем множественного перебора комбинаций входных сигналов, в результате которого формируется вектор решений с разными конструкциями НС. На тестовой выборке выбирались наилучшие 20 конструкций НС. Для дальнейшего анализа расчетных данных использовались средние рассчитанные значения 20 лучших конструкций НС, представленные в виде блочных диаграмм.

Способность модели прогнозировать оценивалась в сравнении с контрольной выборкой

(2007–2020 гг.) с использованием следующих параметров:

– коэффициент корреляции Пирсона:

$$r = \frac{\text{cov}(x_i, y_i)}{\sigma_x \sigma_y},$$

где  $\sigma_x$  и  $\sigma_y$  – среднеквадратические отклонения выборок  $x$  и  $y$ , которые представляют собой результат моделирования и наблюдаемые значения. Статистически значимым будет считаться расчет, у которого  $r > 0.5$  (для 14 значений контрольного периода на уровне  $\alpha = 0.001$ ).

– отношение среднего квадратичного отклонения модели относительно наблюдаемых значений (RMSE) к среднеквадратическому отклонению наблюдаемого ряда (СКО или  $\sigma$ ):

$$RMSE / \sigma = \frac{\sqrt{\frac{\sum (x_i - y_i)^2}{n}}}{\sqrt{\frac{\sum (y_i - \bar{y})^2}{n-1}}} = \sqrt{\frac{(n-1) \cdot \sum (x_i - y_i)^2}{n \cdot \sum (y_i - \bar{y})^2}},$$

где  $n$  – длина ряда контрольной выборки,  $x_i$  – модель,  $y_i$  – наблюдаемая величина,  $\bar{y}$  – среднее наблюдаемого ряда,  $i$  – год контрольной выборки. Значимый результат определяется, если  $RMSE/\sigma < 1$  (т. е.  $RMSE < \sigma$ ).

## РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Рост приземной температуры воздуха на территории п-ова Крым способствует изменениям режима средних осадков и их экстремальных показателей [5]. Режим осадков в горном Крыму характеризуется выраженной сезонностью, наибольшее количество осадков выпадает в зимние месяцы [12]. Район Ай-Петри входит в юго-западный подрайон с зимним максимумом осадков, метеорологическая станция расположена на отметке 1180 м н.у.м. За период 1950–2020 гг. среднегодовое количество осадков на метеостанции Ай-Петри составило 1009 мм. Ряд характеризуется отрицательным трендом (19 мм/10 лет), однако он статистически не значим. Месяцы с наибольшим количеством осадков – январь и декабрь (139 и 148 мм соответственно), а минимумы осадков наблюдаются в июле–августе (52 и 55 мм соответственно). Для метеостанций горного Крыма характерны наибольшие суммы

экстремальных осадков; например, величина 95-го перцентиля для зимнего сезона на метеостанции Ай-Петри составила 29 мм, а 99-го перцентиля – 64 мм [2]. Территории горного Крыма свойственна наибольшая неравномерность выпадения осадков во времени, когда периоды продолжительной засухи сменяются событиями с интенсивными осадками [28]. Формирование экстремальных гидрологических/экологических явлений обуславливается совокупностью нескольких процессов: выпадение обильных осадков на протяжении нескольких дней (минимум трех); выпадение снега и его интенсивное таяние в конце периода обильного выпадения осадков; смыв наносов с поверхности склонов; образование горных ручьев, сливающихся в более крупные потоки; транспорт наносов этими потоками; возникновение селевых потоков и транспорт ими большого количества наносов.

Возникновению катастрофы в январе 2024 г. предшествовали следующие условия. Два предыдущих месяца (ноябрь и декабрь) отличались многодневными дождями, в результате чего грунт оказался перенасыщенным влагой. Выпавший 12–13 января снег на фоне отрицательной температуры воздуха в районе водосборных территорий севастопольских рек быстро растаял при последующем потеплении. С 14 по 19 января в Севастополе выпало 37 мм осадков (14 января – 13 мм, 16 января – 11 мм, 19 января – 13 мм). При этом норма осадков для января в Севастополе за последний климатический период (1991–2020 гг.) составляет 38.3 мм.

Следует отметить, что описанные ситуации не уникальны, о чем свидетельствует график месячных сумм осадков для января за период 1950–2024 гг. по данным метеостанции в Севастополе (рис. 3). Для обнаружения аналогичных ситуаций за исторический период использован индекс RX5day, который рассчитывается путем определения максимального количества осадков (мм) за 5 последовательных дней за интересующий период (в данном случае 1 мес.) [30].

Анализ многолетнего ряда январских сумм осадков в Севастополе показывает, что подобные случаи были и ранее. В 1951 г. с 20 по 23 января выпало 43 мм осадков, в 1953 и 1957 гг. в ян-

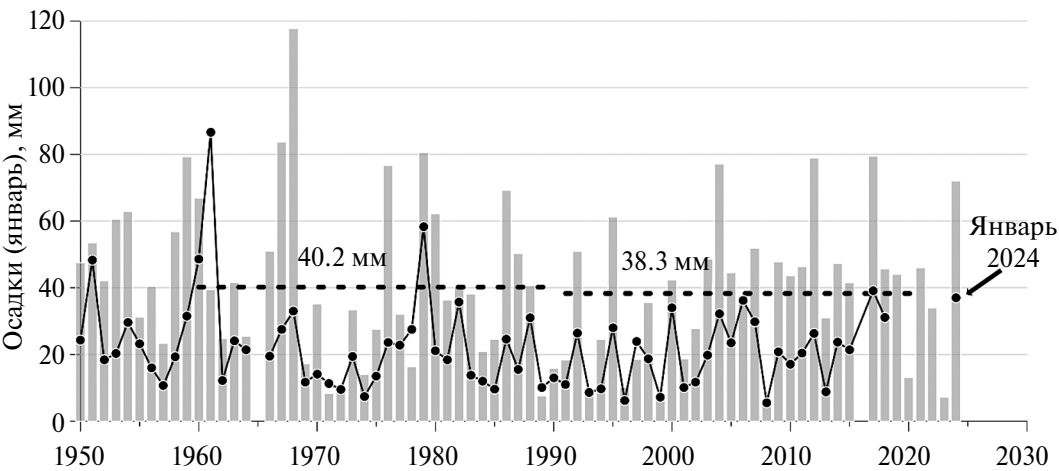


Рис. 3. Многолетний ход сумм осадков (серые столбцы) и индекса RX5day (сплошная черная линия) в январе по методу по Севастополю за период 1950–2024 гг. Пунктирной линией показана норма осадков за периоды 1961–1990 гг. и 1991–2020 гг.

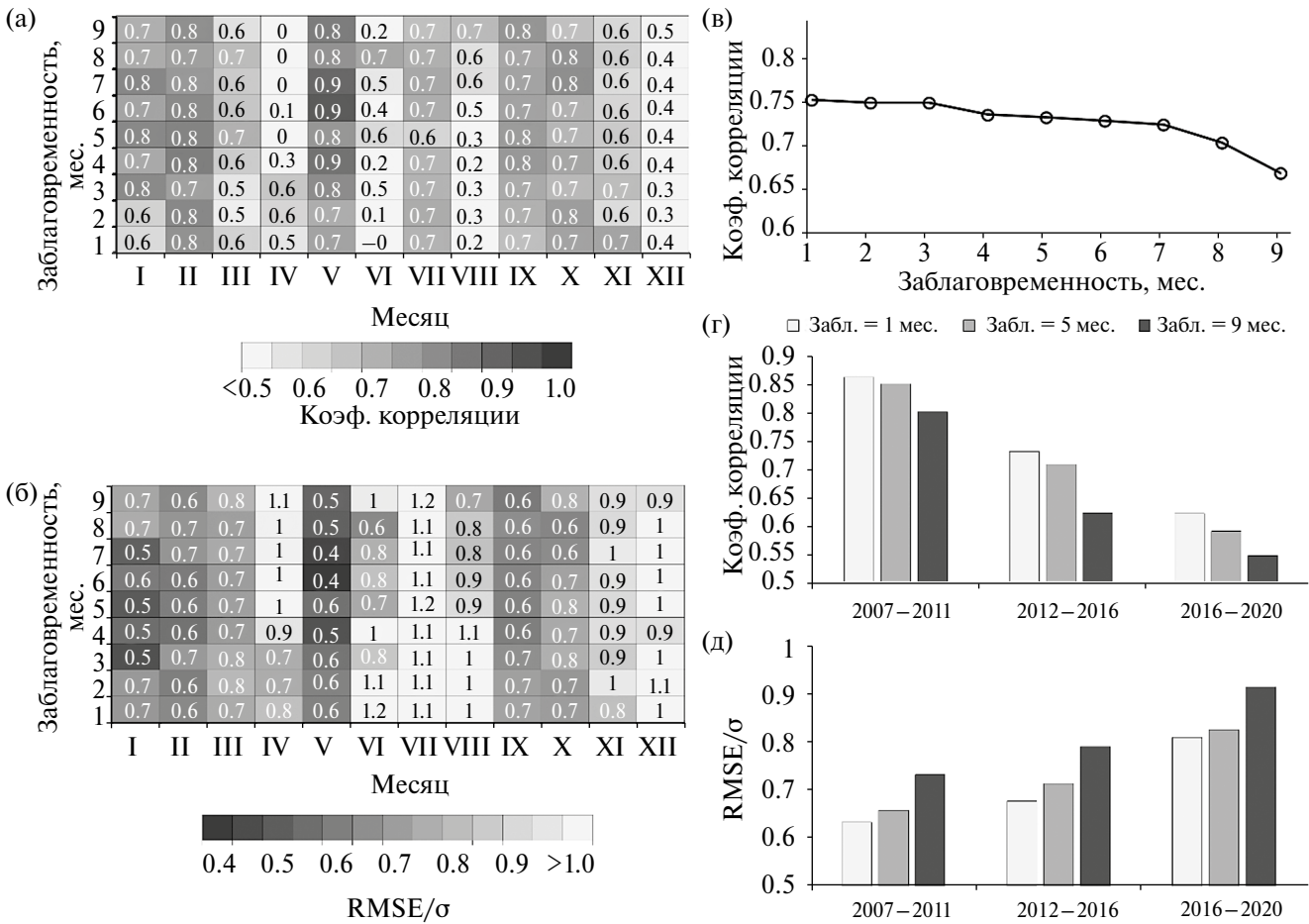


Рис. 4. Оценки способности модели прогнозировать случаи с экстремальными осадками и с использованием за контрольный период 2007–2020 гг.: а, б – диаграммы зависимости изменения мастерства моделирования в зависимости от моделируемого месяца и заблаговременности прогноза; в – изменение коэффициента корреляции в зависимости от заблаговременности; г, д – изменение мастерства моделирования для трех временных периодов контрольной выборки на примере заблаговременности 1, 5 и 9 мес.

варе выпадало  $>60$  мм, в 1959 ~80 мм, в 1960 г. с 9 по 12 января  $>48$  мм, в 1968 г. в январе  $>117$  мм, в этот год 25 дней января были дождливыми. Как видно из рис. 3, ситуации, когда за несколько дней выпадало январских осадков около нормы и более, не так редки и их нужно прогнозировать.

Для среднемесячных прогнозов в Черноморском регионе, включая Крым, ранее уже применялась однонаправленная гетероассоциативная НС с одним скрытым слоем [8, 20]. Предикторами для используемой модели служили наборы индексов глобальных климатических сигналов системы океан–атмосфера. В работе [20] такая модель применена для прогноза частоты интенсивных циклонов в Черноморском регионе с заблаговременностью до 6 мес., а в работе [8] – для прогнозирования осадков в районе Ай-Петри. В этом исследовании применим архитектуру модели на основе НС из работ [8, 20], но с изменениями в конфигурации, описанными ниже.

На рис. 4 представлены оценки способности модели прогнозировать случаи с осадками  $>40$  мм за три последовательных дня с заблаговременностью до 9 мес. за контрольный период 2007–2020 гг. Из рис. 4а, 4б видно, что только для декабря результаты моделирования статистически не значимы с любой заблаговременностью. На графике зависимости коэффициента корреляции от заблаговременности прогноза (рис. 4в) отмечена закономерная обратная связь. Также стоит отметить убывание величины коэффициента корреляции и возрастание  $RMSE/\sigma$  (рис. 4г, 4д) по мере удаления от тестовой выборки (1988–2006 гг.), участвующей в процессе моделирования для определения момента максимума обучения (подробная методика описана в работе [8]). Таким образом, можно отметить нестационарность модели и, следовательно, необходимость ее пересчета каждые 5 лет.

На рис. 5 представлены результаты моделирования случаев с осадками  $>40$  мм за три последовательных дня в виде блочных диаграмм за период 2007–2024 гг., включающих контрольную выборку и построенных на основе 20 лучших конструкций НС. В большинстве случаев модель улавливает экстремальные месяцы, когда наблюдалось  $\geq 2$  событий превышения порога

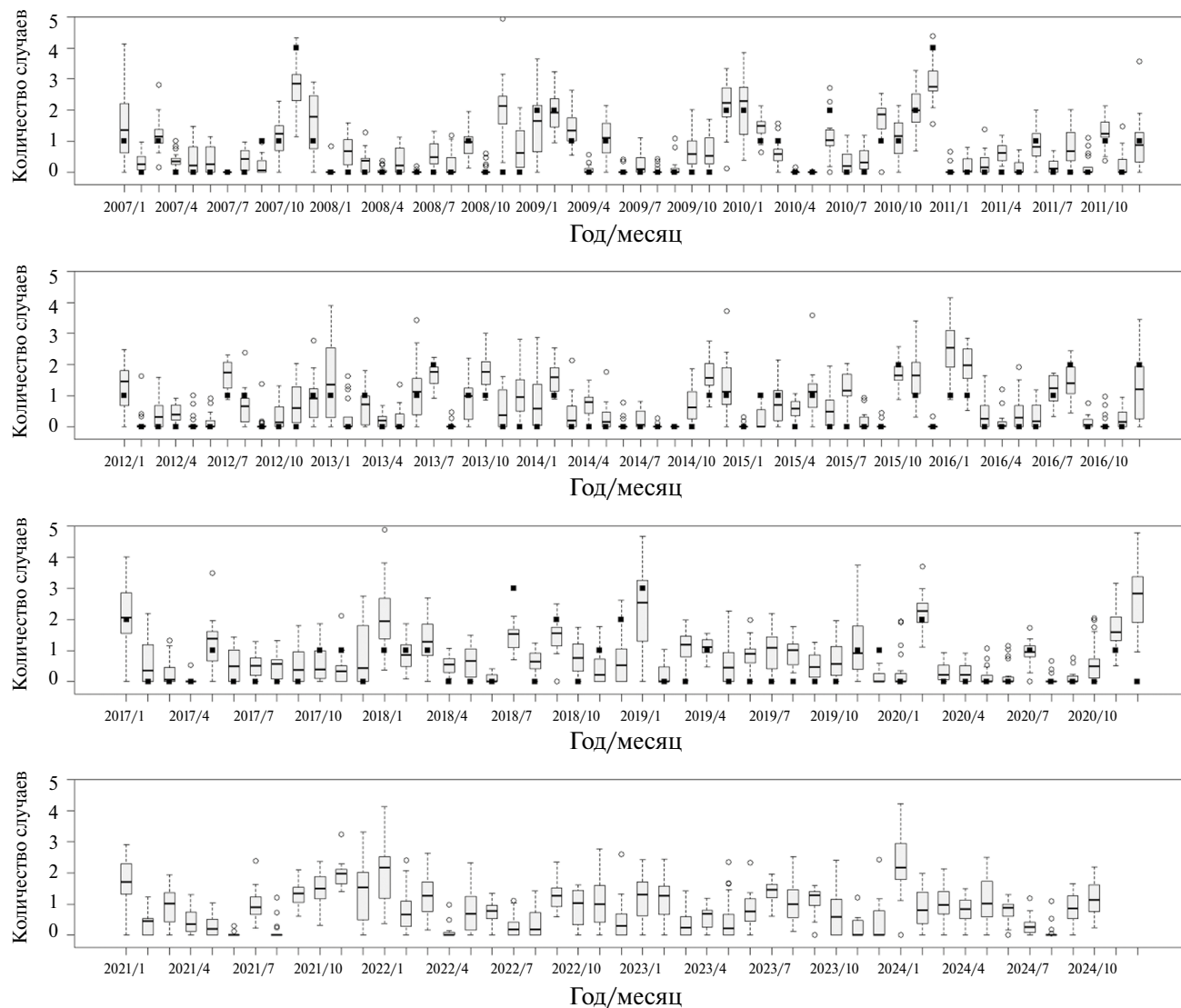
40 мм осадков за 3 последовательных дня. Так, в ноябре 2007 г. наблюдалось 4 случая, модель показала в среднем 3; в декабре 2010 г. наблюдалось 4 случая, модель показала 3; в июле 2018 г. наблюдалось 3 случая, модель показала разброс от 1 до 2 (при средней многолетней величине 0.3 случая); в январе 2019 г. наблюдалось 3 случая, модель показала разброс от 1 до 3. Также в этот временной период (2007–2024 гг.) наблюдалось 14 мес., за которые отмечены 2 случая превышения порога 40 мм осадков за 3 последовательных дня. Для 10 из 14 мес. модель верно воспроизводит случаи превышения порога осадков. Для 4 мес. количество моделируемых случаев было занижено.

Особое внимание авторов работы привлекло событие, произошедшее в Севастопольском регионе в январе 2024 г. Предложенная модель смогла спрогнозировать возникшую климатическую аномалию. Заблаговременный модельный прогноз показал наступление в январе 2024 г. двух событий превышения порога 40 мм осадков за 3 последовательных дня. В описанных случаях экстремальные осадки, выпавшие за короткий промежуток времени, привели к быстрому заполнению русел горных рек, подъему уровня воды и, как следствие, интенсификации эрозионных процессов. Поскольку русла рек горного Крыма имеют существенные уклоны, то их потоки обладают большой размывающей способностью и во время паводков могут транспортировать большое количество наносов разного размера [6, 11].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Сложные орографические условия п-ова Крым, наблюдаемый рост температуры воздуха и параметров экстремальных осадков в горном Крыму формируют благоприятные условия для возникновения паводков, носящих катастрофический характер.

Катастрофическая гидролого-экологическая ситуация, возникшая в январе 2024 г. в Севастопольском регионе в результате трехдневного выпадения интенсивных осадков, предшествующих возникновению сильных эрозионных процессов, не уникальна. Подобные условия



**Рис. 5.** Блочные диаграммы для 20 лучших результатов моделирования с заблаговременностью прогноза 3 месяца на контрольной выборке 2007–2024 гг. Рассчитанные по данным наблюдений случаи с осадками >40 мм за три последовательных дня показаны черными точками (по 2020 г.).

повторяются в межгодовом—междесятилетнем масштабе и требуют качественного прогнозирования.

Исследование возможности прогнозирования экстремальных осадков в горном Крыму с использованием разработанной авторами модели искусственной НС показало следующее: все аномальные месяцы, когда повторялось  $\geq 3$  случаев превышения порога 40 мм осадков за 3 последовательных дня, были спрогнозированы верно с заблаговременностью  $\geq 3$  мес. на контрольной выборке. 10 из 14 мес., когда наблюдалось 2 случая превышения порога 40 мм осадков

за 3 последовательных дня, были успешно спрогнозированы с заблаговременностью от 3 мес. Коэффициент корреляции и заблаговременность прогноза имеют обратную связь. Коэффициент корреляции убывает, а  $RMSE/\sigma$  возрастает на контрольной выборке по мере удаления от тестовой выборки, что говорит о нестационарности модели. Отсюда возникает необходимость актуализации данных обучающей контрольной выборки пересчетом на последующие 5 лет.

По результатам исследования модели на контрольной выборке можно заключить, что она пригодна для контроля и предупреждения

опасных природных явлений (паводков, селей), обусловленных выпадением в течение 2–3 последовательных дней экстремальных осадков, с необходимостью пересчета вычислительного блока каждые 5 лет.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Алешина М.А., Семенов В.А.* Изменения характеристик осадков на территории России в XX–XXI вв. по данным ансамбля моделей CMIP6 // *Фундаментал. приклад. климатология*. 2022. Т. 8. № 4. С. 424–440.
2. *Воскресенская Е., Вышваркова Е.* Экстремальные осадки в Украине и глобальные климатические процессы. Saarbrücken: LAP LAMBERT Acad. Publ., 2014. 147 с.
3. *Гидрогеология СССР. Т. VIII. Крым* / Гл. ред. *А.В. Сидоренко*. М.: Недра, 1970. 364 с.
4. *Землянкова А.А., Макарьева О.М., Нестерова Н.В., Федорова А.Д.* Моделирование формирования стока горной реки Дерекойки (полуостров Крым) // *Сбор. докл. междунаrod. науч. конф. памяти Ю.Б. Виноградова “Четвертые Виноградовские чтения. Гидрология от познания к мировоззрению”* СПб., 2020. С. 78–83.
5. *Коваленко О.Ю., Бардин М.Ю., Воскресенская Е.Н.* Изменения характеристик экстремальности температуры воздуха в причерноморском регионе и их изменчивость в связи с крупномасштабными климатическими процессами межгодового масштаба // *Фундаментал. приклад. климатология*. 2017. Т. 2. С. 42–62.
6. *Куксина Л.В., Голосов В.Н., Жданова Е.Ю., Цыпленков А.С.* Гидролого-климатические факторы формирования экстремальных эрозионных событий в горном Крыму // *Вестн. Моск. ун-та. Сер. 5, География*. 2021. № 5. С. 36–50.
7. *Лубков А.С., Воскресенская Е.Н., Марчукова О.В.* Новый подход к использованию нейронных сетей для долгосрочного прогноза Эль-Ниньо и Ла-Нинья // *Фундаментал. приклад. климатология*. 2023. Т. 9. № 4. С. 432–466. DOI: 10.21513/2410-8758-2023-4-432-466
8. *Лубков А.С., Воскресенская Е.Н., Сухонос О.Ю.* Прогноз выпадения осадков в районе Ай-Петри на основе модели искусственной нейронной сети // *Вод. ресурсы*. 2022. Т. 49. № 4. С. 517–526.
9. *Михайлов В.Н., Добролюбов С.А.* Гидрология. М.; Берлин: Директ-медиа, 2017. 753 с.
10. *Олиферов А.Н., Тимченко З.В.* Реки и озера Крыма. Симферополь: Доля, 2005. 216 с.
11. *Павлов И.Н.* Реки Крыма: русловые процессы и их экологическая оценка // *Вестн. Моск. ун-та. Сер. 5, География*. 1994. № 3. С. 76–82.
12. Современное состояние береговой зоны Крыма / Под ред. *Ю.Н. Горячкина*. Севастополь: ЭКОСИ-Гидрофизика, 2015. 252 с.
13. *Aksoy H., Dahamsheh A.* Artificial neural network models for forecasting monthly precipitation in Jordan // *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.* 2009. V. 23. P. 917–931.
14. *Deo R.C., Şahin M.* Application of the artificial neural network model for prediction of monthly standardized precipitation and evapotranspiration index using hydrometeorological parameters and climate indices in eastern Australia // *Atmos. Res.* 2015. V. 161–162. P. 65–81.
15. *Haidar A., Verma B.* Monthly Rainfall Forecasting Using One-Dimensional Deep Convolutional Neural Network // *IEEE Access*. 2018. V. 6. P. 69053–69063.
16. *Hoefding W.* A non-parametric test of independence // *Annals of Mathematical Statistics*. 1948. V. 19. P. 293–325.
17. IPCC 2021. Climate Change 2021: The Physical Science Basis. Contribution of Working Group I to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change / Eds *Masson-Delmotte V., Zhai P., Pirani A., Connors S.L., Péan C., Berger S., Caud N., Chen Y., Goldfarb L., Gomis M.I., Huang M., Leitzell K., Lonnoy E., Matthews J.B.R., Maycock T.K., Waterfield T., Yelekçi O., Yu R., Zhou B.* Cambridge: Cambridge Univ. Press, 2021. In Press.
18. *Kendall M. G.* A new measure of rank correlation // *Biometrika*. 1938. V. 30. P. 81–93.
19. *Lu W., Chu H., Zhang Z.* Application of generalized regression neural network and support vector regression for monthly rainfall forecasting in western Jilin Province, China // *J. Water Supply: Res. Technol.-Aqua*. 2014. V. 64. № 1. P. 95–104.
20. *Maslova V.N., Voskresenskaya E.N., Lubkov A.S., Yurovsky A.V., Zhuravskiy V.Y., Evstigneev V.P.* Intense Cyclones in the Black Sea Region: Change, Variability, Predictability and Manifestations in the Storm Activity // *Sustainability*. 2020. V. 12. № 11. P. 4468.
21. *Mekanik F., Imteaz M.A., Gato-Trinidad S., Elmahdi A.* Multiple regression and Artificial Neural Network for long-term rainfall forecasting using large scale climate modes // *J. Hydrol.* 2013. V. 503. P. 11–21.
22. *Moustris K.P., Larissi I.K., Nastos P.T., Paliatso A.G.* Precipitation Forecast Using Artificial Neural Net-

- works in Specific Regions of Greece // *Water Resour. Manage.* 2011. V. 25. P. 1979–1993.
23. Nagahamulla H.R.K., Ratnayake U.R., Ratnaweera A. Monsoon rainfall forecasting in Sri Lanka using artificial neural networks // *Proc. 6th Int. Conf. Ind. Inf. Syst.* 2011. P. 305–309.
  24. Shukla R.P., Tripathi K.C., Pandey A.C., Das I.M.L. Prediction of Indian summer monsoon rainfall using Niño indices: A neural network approach // *Atmospheric Res.* 2011. V. 102. № 1–2. P. 99–109.
  25. Singh P., Borah B. Indian summer monsoon rainfall prediction using artificial neural network // *Stoch. Environ. Res. Risk Assess.* 2013. V. 27. P. 1585–1599.
  26. Voskresenskaya E., Vyshkvarkova E. Extreme precipitation over the Crimean peninsula // *Quaternary Int.* 2016. V. 409. P. 75–80.
  27. Vyshkvarkova E. Changes in extreme precipitation over the North Caucasus and the Crimean Peninsula during 1961–2018 // *IDŐJÁRÁS.* 2021. V. 125. № 2. P. 321–336.
  28. Vyshkvarkova E., Voskresenskaya E., Martin-Vide J. Spatial distribution of the daily precipitation concentration index in Southern Russia // *Atmospheric Research.* 2018. V. 203. P. 36 – 43. DOI: 10.1016/j.atmos-res.2017.12.003
  29. Zhang M., Su B., Nazeer M., Bilal M., Qi P., Han G. Climatic Characteristics and Modeling Evaluation of Pan Evapotranspiration over Henan Province, China // *Land.* 2020. V. 9. № 7. P. 229.
  30. Zhang X., Yang F. *RClimDex (1.0) User Guide.* Climate Research Branch Environment. Ontario: Climate Res. Branch Environ. Canada, 2004.

## ON THE ISSUE OF FORECASTING CATASTROPHIC FLOODS IN THE TERRITORY OF CRIMEA

A. S. Lubkov, E. V. Vyshkvarkova\*, E. N. Voskresenskaya, A. E. Shchodro

*Institute of natural and technical systems, Sevastopol, 299011 Russia*

\*e-mail: aveiro\_7@mail.ru

The catastrophic situations of recent years – in June 2021 in the Yalta region and in January 2024 in Sevastopol – associated with heavy precipitation, rising water levels in rivers and the formation of mudflows, once again demonstrated the need for an early forecast of events with extreme precipitation in Crimea for a timely response and minimization of economic losses. The region of mountainous Crimea with its complex terrain and large slopes is especially susceptible to the emergence of dangerous situations after heavy (often multi-day) rains. Based on daily precipitation data from the Ai-Petri meteorological station, cases with a precipitation amount of  $\geq 40$  mm over three consecutive days were calculated and analyzed. Such conditions were used in the analysis as a threshold for extreme precipitation leading to erosion of river beds in mountainous Crimea and the formation of mudflows. The situation of a catastrophic flood on the river Chernaya in January 2024 is considered, caused by extreme precipitation that fell over three days in the Sevastopol region. Then, for such a situation, a study was conducted on the possibility of forecasting them with a lead time of 3 months using the developed artificial neural network model. The results showed satisfactory quality of the developed neural network for forecasting with a lead time of 3 months of 2–3-day extreme precipitation that intensifies erosion processes in the mountainous Crimea.

**Keywords:** extreme precipitation, rivers of Crimea, neural network, seasonal forecast