

# КЛАССИФИКАЦИЯ СНЕЖНО-ЛЕДНИКОВЫХ ПАВОДКОВ ПО ПРИЗНАКУ ИНТЕНСИВНОСТИ ПРИ ИХ ОПЕРАТИВНОМ ПРОГНОЗИРОВАНИИ

**В.В. Волчкова, канд. техн. наук, Л.И. Великанова**  
**Институт автоматки и информационных технологий НАН КР,**  
**Кыргызская Республика, ludvel@mail.ru**

Предложен метод разбиения на классы снежно-ледниковых паводков по их интенсивности на суточном интервале времени с использованием технологии нейронных сетей.

Реки Кыргызстана характеризуются значительной паводковой опасностью вследствие больших уклонов бассейнов в горной части и малым временем добегания паводковой волны. В связи с этим актуальным становится вопрос решения различных задач моделирования, прогнозирования, классификации и идентификации таких грозных явлений, как паводки, сели и т.д.

В процессе создания системы оперативного прогнозирования паводковых и селевых явлений решаются задачи:

1. Выбор диагностических характеристик, отображающих состояние объекта.
2. Выбор математической модели объекта.
3. Формирование библиотеки эталонов паводков.

4. Анализ оперативной информации о проходящем паводке на базе данных мониторинга, расчетных данных, полученных с помощью модели, сравнение этих данных с эталонами паводков, прогнозирование паводковой ситуации на защищаемых объектах и принятие решений по обеспечению безопасного прохождения паводка.

В качестве диагностических характеристик водного режима на реках чаще всего используют значения уровней и расходов воды в створах наблюдений. Интенсивность, амплитуда и длительность паводка определяют опасность паводка, его характер. В зависимости от причины, вызвавшей паводок, можно выделить паводки снежно-ледникового характера, ливневые и типа прорыва. Продолжительность снежно-ледниковых паводков достигает нескольких недель или даже месяцев. Они отличаются постепенным нарастанием с последующим убыванием уровня в разрезе суток. Для исследованных рек Чуйского бассейна наибольшее значение уровня воды наблюдается около 17 часов. Наиболее опасными и непредсказуемыми являются паводки от ливней или прорыва, когда расход и уровень в реке нарастают почти мгновенно и в течение 10 – 15 минут достигают катастрофических значений. Особое значение приобретает учет характера изменения расхода паводкового потока в створе его зарождения (в створе возмущения), т.к. по интенсивности и длительности волны паводка в этом створе на базе эталонов проводится отнесение паводка к определенному типу и выбирается соответствующая модель объекта.

За створ возмущения принят створ наблюдения в верховье реки, в достаточной степени фиксирующий величину и характер изменения контролируемого параметра в реке при прохождении фиксируемого паводка.

В настоящее время существует большое количество исследований, посвященных разработке математических моделей, применяемых в гидрологических прогнозах. При прогнозировании водного режима на реках с использованием закономерностей движения водного потока в русле реки участок реки рассматривают как систему, трансформирующую гидро-

граф стока. В этом случае, как правило, необходимо знание морфометрических и гидравлических характеристик русла и потока или наличие статистических данных наблюдений за изменением уровней во входном и выходном створах. В связи со сложностью конфигурации естественного русла реки, неоднородностью его характеристик для расчета параметров математических моделей паводков приходится заменять исследуемый участок реки конечным числом характерных участков с осредненными морфометрическими и гидравлическими параметрами.

При прогнозировании дождевых паводков с учетом формирования стока на площади водосбора используются совместно как математические модели отдельных составляющих стока, так и эмпирические характеристики процесса, данные об осадках, запасе воды в снежном покрове, влажности почвы, грунтовых водах и т. д.

Такие модели, как правило, содержат большое число эмпирических параметров, зависящих от учета факторов, влияющих на территориальную распределенность информации [1,2]. К сожалению, использование их при оперативном прогнозировании в настоящее время ограничено в основном из-за недостаточного объема и низкого качества оперативной информации.

Прогнозирование паводковой ситуации с учетом гидрометеорологических данных сталкивается с проблемой сложности учета всех факторов, влияющих на ситуацию в конкретных бассейнах рек, и сложностью сбора необходимой информации. На практике в качестве исходных данных берутся таблицы данных наблюдений гидропостов, метеостанций и систем мониторинга. В связи со сложностью проведения измерений, отказом датчиков и т.п. в таблице могут отсутствовать некоторые значения исходных и целевых признаков. За исключением простых случаев, пробелы и искажения данных не могут быть устранены полностью. Для решения задач классификации и прогноза используются различные математические методы: математическая статистика, факторный анализ и т.д. По сравнению с ними применение искусственных нейронных сетей обладает рядом преимуществ, позволяя решать достаточно сложные задачи классификации и прогноза с использованием малых обучающих выборок и возможностью «доучивания» их при поступлении новых данных или «переучивания» для обработки данных из другого региона.

Применение существующих методов прогнозирования паводков осложнено случайностью явления.

При разработке динамических моделей паводков снежно-ледникового характера был проведен анализ характеристик снежно-ледниковых паводков на горных реках Кыргызстана за весь период наблюдения. На рис. 1 приведен график скорости изменения уровня ( $\dot{x}$ ) во входном створе р. Ала-Арча за несколько дней прохождения паводка с шагом  $\Delta t=10$  мин.

Была доказана стационарность этого процесса [3], что позволило разработать математическую модель паводка для различных объектов с использованием корреляционного анализа и метода типовой идентификации [4].

Уравнение модели в операторной форме имеет вид [3]

$$Y(p)=G(p) X(p)e^{-\tau p},$$

где  $Y(p)=L[\dot{y}(t)]$ ,  $X(p)=L[\dot{x}(t)]$ ,  $\tau$  – время запаздывания,  $G(p)=\frac{M(p)}{D(p)}$  – передаточная функ-

ция с постоянными коэффициентами, порядок которой зависит от удаленности выходного створа от входного (для близлежащих створов – третий порядок, для удаленных – первый),  $M(p)=b_0 p^m + b_1 p^{m-1} + \dots + b_m$ ,  $D(p)=p^n + a_1 p^{n-1} + \dots + a_n$ ,  $\dot{x}(t)$ ,  $\dot{y}(t)$  – скорости изменения уровня воды соответственно во входном и выходном створах.

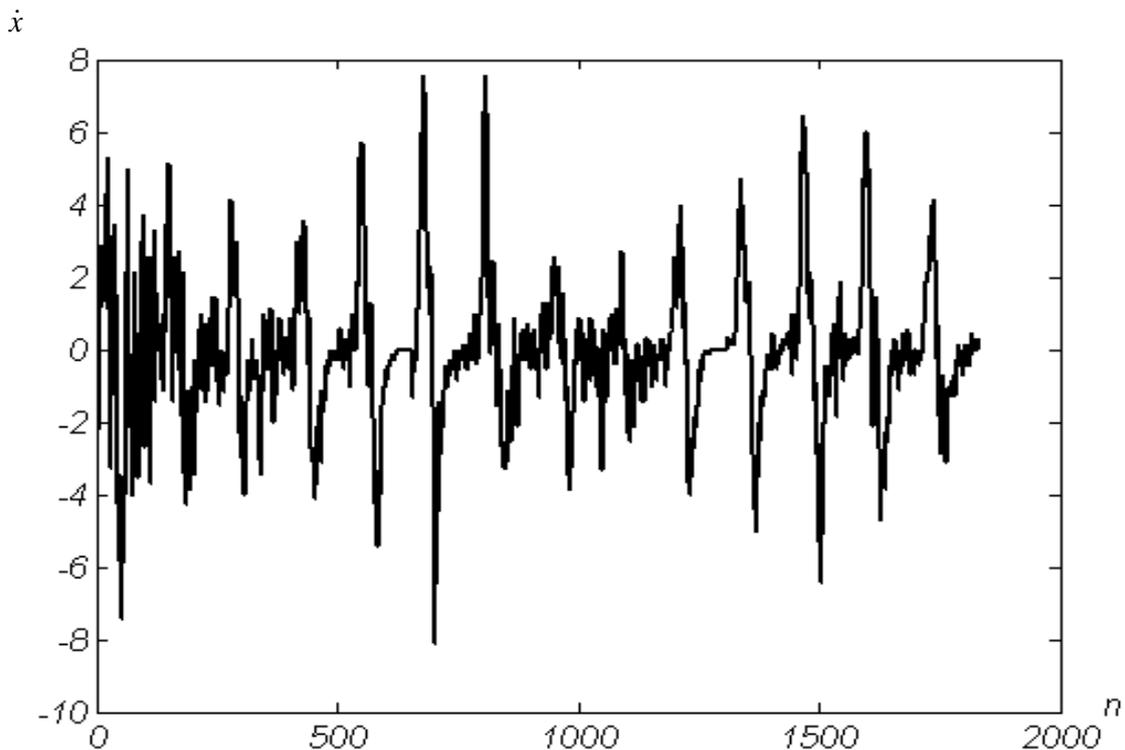


Рис. 1. График функции  $\dot{x}(t)$  за период прохождения паводка.

Анализ адекватности полученных динамических моделей паводков реальным процессам выявил необходимость разделения паводков на два класса по признаку интенсивности (высоких и средних). Для каждого класса в процессе компьютерного моделирования были определены поправочные коэффициенты моделей. Интенсивность паводка определялась по измеренным урезам уровня воды для каждого дня наблюдения. При этом четкой границы величины уреза для классификации паводков не удалось установить из-за ограниченного объема натуральных данных.

В связи с этим была предпринята попытка разделения паводков на классы с использованием самообучающейся нейронной сети Кохонена [5], принцип работы которой заключается в следующем. В процессе обучения на вход сети подаются различные образцы входных сигналов из обучающего множества. Сеть улавливает особенности их структуры и разделяет образцы на кластеры, а уже обученная сеть относит каждый вновь поступающий пример к одному из кластеров по критерию «близости». Количество элементов в выходном слое соответствует количеству распознаваемых кластеров.

Для классификации паводков была выбрана сеть с двумя выходными элементами, поскольку исследуемые паводки предполагалось разбивать на два класса (класс высоких паводков и средне-низких). Структура этой сети приведена на рис. 2.

В процессе обучения на входной слой сети подавались натурные данные о скорости изменения уровней воды  $\dot{x}(t)$  во входных створах исследуемых объектов для каждого дня реализации во время прохождения паводков, т.е. на вход подавалось множество входных сигналов, состоящее из  $N$  ста сорока четырех размерных векторов, где  $N$  – число реализаций. Элементами на выходе являются числа 1 и 2, соответствующие классу интенсивности паводка для каждого дня реализации. В результате обученная сеть разделила проверяемые паводки на два класса в полном соответствии с математическими моделями.

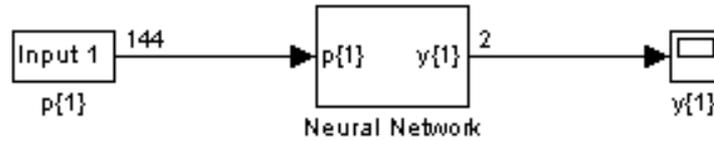


Рис. 2. Структура карты Кохонена для определения класса паводка на суточном интервале времени.

При таком представлении входных данных величина уреза, а значит и информация об интенсивности паводка, в явном виде отсутствует. Тем не менее, сеть четко уловила особенности структуры потоков различной интенсивности, разделив все паводки на два класса в соответствии с величиной уреза.

На рисунке 3 (а, б) приведены кривые скорости изменения уровня  $\dot{x}(t)$  во входном створе Карагайлибулак реки Ала-Арча, соответствующие паводкам высокой, а на рисунке 4 (а, б) – паводкам средней интенсивности. Шаг  $\Delta t = 10$  мин.

Из рисунков 3, 4 видно, что кривые скорости изменения уровней при прохождении паводков высокой интенсивности имеют более выраженный колебательный характер. Отсюда можно сделать вывод, что поведение паводковых потоков подчиняется некоторым закономерностям в зависимости от их интенсивности. Нейронные сети улавливают эти закономерности, выражение же их в аналитическом виде вызывает определенные трудности.

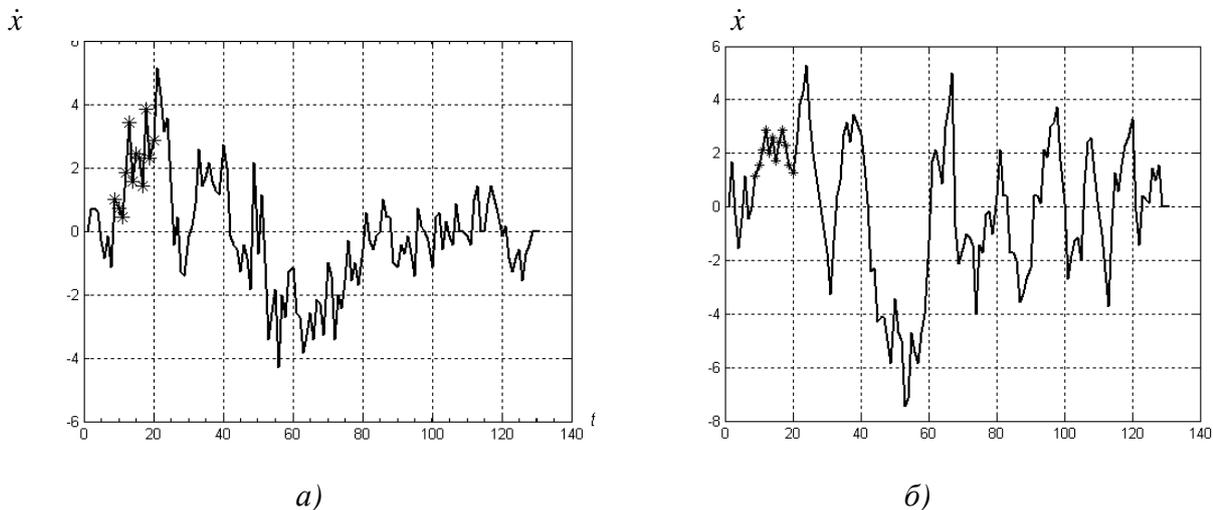


Рис. 3. Скорость изменения уровня воды на входе объекта при прохождении высокого паводка.

Представляет интерес заблаговременное определение интенсивности проходящего паводка. С этой целью, начиная с момента возникновения паводка, на вход вновь организованной сети Кохонена подавались натурные данные за сокращенные интервалы времени  $T$ , которые определялись методом деления отрезка пополам до тех пор, пока новая сеть продолжала безошибочно классифицировать паводки по интенсивности. Был получен минимальный

интервал времени  $T_{min}$ , по истечению которого нейросеть может определить дальнейшее поведение паводка (его класс).

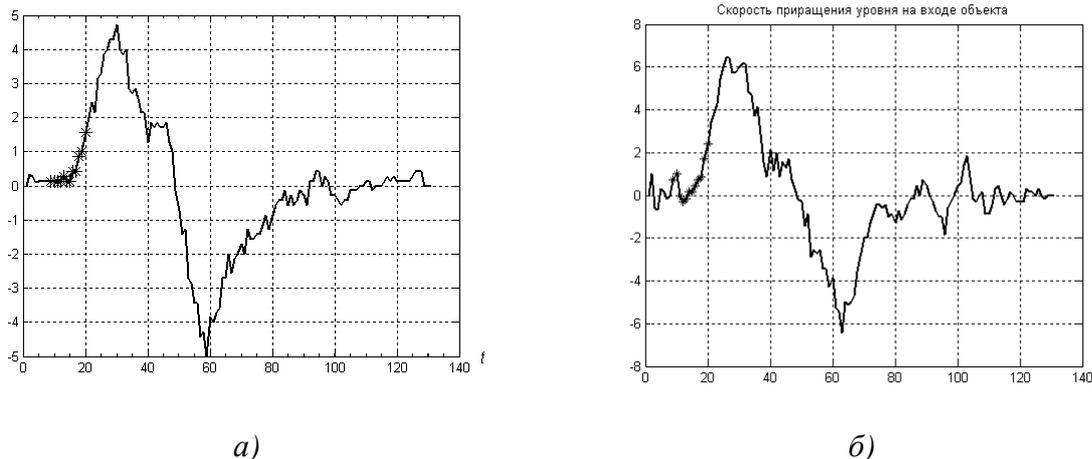


Рис. 4. Скорость изменения уровня воды на входе объекта при прохождении среднего паводка.

Этот интервал времени определяет заблаговременность прогнозирования. Обученная таким образом сеть в дальнейшем может быть использована для определения интенсивности новых паводков. Исследования, проведенные по натурным данным для разных рек, показали, что класс интенсивности паводкового потока во входных створах исследованных рек четко определяется за 2 – 2,5 часа при длительности нарастания паводка около 6 часов. Таким образом, имеется запас времени для принятия превентивных мер при прогнозировании паводков высокой интенсивности, даже без учета времени добегания паводковой волны до выходного створа.

### Литература

1. Корень В.И. Математические модели в прогнозах речного стока. – Л.: Гидрометеиздат, 1991. – 198 с.
2. Кучмент Л.С. Модели процессов формирования речного стока. – Л.: Гидрометеиздат, 1980. – 144 с.
3. Волчкова В.В., Великанова Л.И. Модель паводка снежно-ледникового характера //Проблемы автоматки и управления.– Бишкек: Илим, 2008.– С. 104–113.
4. Анисимов С.А., Зайцев И.С. и др. Типовые линейные модели объектов управления / Под ред. Н.С. Райбмана. – М.: Энергоавтомиздат, 1983. – 264 с.
5. А.Н. Горбань, В.Л. Дунин-Барковский, А.Н.Кирдин и др. Нейроинформатика – Новосибирск: Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. – 296с.