

ОЦЕНКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭКСТРЕМАЛЬНЫХ ГИДРОЛОГИЧЕСКИХ СИТУАЦИЙ**Красногорская Н. Н.¹, Нафикова Э. В.¹, Ферапонтов Ю. И.²**¹ФГБОУ ВПО Уфимский государственный авиационный технический университет, 450000, Россия, г.Уфа, ул.К.Маркса, 12, Тел.: +7 (347) 272-36-33, E-mail:nk.ufa@mail.ru²ГУ Башкирское управление по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды, 450000, Россия, Уфа, Зорге, 25/2

Разработана модель прогноза экстремальных гидрологических ситуаций в условиях изменяющегося климата и антропогенной нагрузки с помощью элементов искусственного интеллекта: искусственных нейронных сетей и генетических алгоритмов. Рассмотрена возможность использования искусственных нейронных сетей при прогнозировании дат наступления характерных гидрологических явлений и определения объема обучающей выборки входных данных для прогнозирования гидрологических характеристик. Выявлены значимые входные астрономические, гидрологические и климатические параметры для прогноза экстремальных гидрологических ситуаций с помощью генетических алгоритмов в каждый период водности. Модели прогнозирования гидрологических показателей, полученные с помощью искусственных нейронных сетей, апробированы на примере р. Белой.

Ключевые слова: экстремальные гидрологические ситуации, астрономические показатели, гидрологические характеристики, искусственные нейронные сети, генетические алгоритмы, отбор входных параметров, обучение, обучающая выборка, прогнозирование.

ESTIMATION AND PREDICTION OF THE EXTREME HYDROLOGICAL SITUATIONS**Krasnogorskaya N. N., Nafikova E.V., Ferapontov Yu. I.**

Ufa State Aviation Technical University, 450000, Russia, Ufa, 12, K. Marx str., Phone: +7 (347) 272-36-33, E-mail:nk.ufa@mail.ru

The Bashkir administration of hydrometeorology and environment monitoring, 450000, Russia, Ufa, 25/2 Zorge str.

The forecasting model for extreme hydrological situations under condition of changing climate and anthropogenic loading is developed with use of artificial intelligence elements like neural network and genetic algorithm. A possibility of using the artificial neural networks at forecasting the date of characteristic hydrological phenomena approach and evaluation of the volume of input sampling data for forecasting the hydrological characteristics is considered. The significant input astronomical, hydrological and climatic parameters for forecasting the extreme hydrological situations with use of genetic algorithms during every water content are revealed. The models of forecasting the aid of artificial neural networks are verified at the example of Belaya River.

Key words: extreme hydrological situations, astronomical parameters, hydrological parameters, artificial neural networks, genetic algorithm, input selection, training, teaching selection, predicting.

Более двух третей населенных пунктов на земном шаре расположены в непосредственной близости к водным объектам, которые исторически использовались как источники питья, транспорта и энергии. С ростом экономической значимости водных ресурсов для производства и жилых комплексов возле водотоков растут крупные промышленные центры, жизнедеятельность которых становится все более зависимой от экстремальных гидрологических ситуаций (ЭГС): периода малой и высокой водности. Создание модели, которая обеспечит достоверный заблаговременный прогноз гидрологических явлений, является перспективным направлением повышения безопасности населения и территорий.

Гидрологические процессы на территориях речных водосборов отличаются чрезвычайно большой неоднородностью географической среды и являются результатом комплекса сложных процессов, происходящих в атмосфере, на поверхности и в толще Земли, что усложняет прогнозирование состояния водного объекта.

При управлении водными ресурсами наибольшее распространение получили модели прогнозирования физические, эмпирические и управления данными [по данным института воды ЮНЕСКО UNESCO IHE].

Физические модели используются редко вследствие высоких затрат и сложности изменения параметров модели. При этом моделирование предполагает максимальный учет особенностей гидрологических процессов. Использование распределенных, физических моделей, таких как Европейская гидрологическая система (Abbott et al. 1986), требует значительных объемов параметров и входных данных, которые зачастую недоступны или для их определения необходимо проведение сложных экспериментов.

Эмпирические модели наиболее широко распространены на практике. Как правило, они не имеют строгого обоснования и весьма слабо связаны с воспроизведением реальных природных механизмов формирования водного режима реки. Эмпирические модели конструируются с учетом различных представлений о стокообразующих процессах водотоков и эмпирических связях между элементами модели. Это принципиально важно, так как большинство параметров, влияющих на экстремальные гидрологические ситуации, имеет конкретный физический смысл, что позволяет определить диапазон их изменения. Существует большое количество эмпирических моделей с различным уровнем детализации, которые уже давно и широко используются в гидрологическом прогнозировании. Они различаются по масштабам (водосборы крупной, средней, малой рек), по времени (год, сезон, месяц). Эмпирические методы просты в использовании, требуют сравнительно малого объема исходной информации и зачастую достаточны для поддержки многих управленческих решений и предварительных прогнозов [9].

В последнее время при управлении водными ресурсами широкое распространение получили так называемые **модели управления** данными. С помощью этих моделей описываются явления, в которых присутствует неопределенность, не позволяющая объяснить явление детерминированными зависимостями. Простейшей моделью данного класса является статистическая модель линейной регрессии. Использование статистических моделей для прогнозирования гидрологических параметров достаточно широко распространено. Наибольшее применение в практике моделирования временных рядов нашли следующие статистические модели: скользящего среднего, авторегрессии, авторегрессии – скользящего среднего и авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего (WenruiH., 2001).

В настоящее время известны также модели прогноза гидрологических ситуаций на реках, учитывающие климатические факторы (Георгиевский Ю.М., Шаночкин С.В., 2007 и др.) процессы стокообразования (Георгиевский Ю.М., 2007; JringerJ., HelmsM., 2011 и др.) и особенности географической среды (JringerJ., LehmannV., 2011). В условиях изменения климата все большую популярность приобретают работы, описывающие влияние глобально-космических процессов на формирование водных объектов и факторов, определяющих водный режим (Чижевский А.Л., 1969; Сидоренков Н.В., 2002; Абдулсаматов Х.И., 2007; Леонов Е.А., 2010 и др.).

Для прогнозирования ЭГС, наряду с определением уровней и расходов воды, важной задачей является определение дат наступления характерных гидрологических явлений: максимума, начала и конца половодья, начала и конца паводков.

Наиболее популярным методом определения дат наступления характерных гидрологических явлений является трудоемкий вероятностно-статистический метод (по СП 33-101-2003 Определение основных гидрологических характеристик) с построением кривых обеспеченности. При этом не учитываются периодичности гидрологических процессов, в том числе периодичность дат наступления характерных гидрологических явлений.

При разработке модели прогноза ЭГС существующими методами математического моделирования учет всех факторов, влияющих на условия формирования режима водных объектов, невозможен. Следует учесть то, что законы взаимодействия ряда этих процессов, характер их изменения во времени не изучены или изучены недостаточно. Формирование гидрологических процессов является многофакторным процессом, т.к. параметры, формирующие гидрологические процессы (климатические, подстилающей поверхности и др.) обусловлены изменением других параметров (астрономических, антропогенной нагрузки, и т.д.). Поэтому при разработке методов гидрологических прогнозов приходится существенно упрощать реальные процессы, что приводит к снижению точности методов классического прогнозирования.

Модели прогнозирования ЭГС, основанные на применении этих методов, малоэффективны, трудоемки и требуют больших затрат времени, что неприемлемо в условиях, когда необходимо принимать быстрые решения по ликвидации и предотвращению ЧС на водотоках.

В этой связи оценка и прогнозирование экстремальных гидрологических ситуаций и дат их наступления с учетом антропогенного воздействия в условиях глобального изменения климата является **весьма актуальной**.

Методы элементов искусственного интеллекта, в частности ИНС, обладают способностью в ряду квазициклических данных (как, например, гидрологические) учитывать скрытые периодичности (Боровиков В.П., 2008, Dandy, G.C) и строить алгоритмы обработки информации, обладающие уникальной способностью обучаться на примерах и “узнавать” в потоке “зашумленной” и противоречивой информации характер ранее встреченных образов и ситуаций, что приобретает исключительную важность при прогнозировании количественных характеристик водных объектов, обусловленных региональными природными, антропогенными, климатическими особенностями территории.

В связи с этим в настоящей работе для прогнозирования ЭГС и дат наступления характерных гидрологических явлений на р. Белой предлагается использование искусственных нейронных сетей, широко используемых в медицине, экономике, биологии (Simpson, A.R., 2006; Andreussi, P., 2005; Huang, W., Foo, S., 2002; Silverman, D., Dracup, J.A., 2000).

Объектом исследования является река Белая – крупнейшая водная артерия Республики Башкортостан и приток р. Волги II-го порядка. Река Белая протекает через все крупные промышленные центры Башкортостана и служит источником водоснабжения многочисленных городов и поселков, расположенных вдоль ее берегов.

Река Белая имеет преимущественно снеговое питание. Наибольшая сумма годовых и зимних осадков (730–900 мм и 280–360 мм соответственно) и доля зимних осадков в годовых (35–45 %) приурочена к Уфимскому плато и к западным предгорьям Южного Урала. Несколько снижается величина зимних осадков в горных районах (годовые 700–1000 мм, зимние 200–295 мм, 29–40 %). Здесь наблюдается прямая связь доли зимних осадков с их годовой суммой. В тех районах, где доля зимних осадков понижена, континентальность климата возрастает.

Водный режим р. Белой характеризуется четко выраженной волной весеннего половодья, значительно слабыми дождевыми паводками в летне-осенний сезон и устойчивой зимней меженью. Доля весеннего стока в годовом стоке составляет 64–83 % в верховье, 60–74 % в среднем и нижнем течении реки. Половодье обычно начинается в конце марта – начале апреля и продолжается до конца мая – начала июня. Максимальная водность приходится на месяц апрель, май. Доля летне-осеннего стока значительно меньше – 25–30 % годового стока. Зимняя межень устанавливается во второй половине ноября, минимальные расходы воды наблюдаются в феврале-марте, иногда в январе (Гареев А.М., 2001).

Во время половодья при уровне выхода воды на пойму р. Белой в отдельных районах Башкортостана происходит подтопление объектов, расположенных в пойме, и нарушение нормальной жизнедеятельности населения, проживающего в зоне затопления [по данным МЧС РФ по РБ].

Характеристика исходных данных

В качестве исходных данных для прогнозирования гидрологических показателей использовались данные наблюдений за метеорологическими показателями, водным режимом р. Белой Башкирского территориального управления по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды (Баш.УГМС); параметры вращения Земли по данным Международной службы вращения Земли (International Earth Rotation and Reference System Service); эфемериды Солнца и Луны, параметры звездного времени, представленные в «Астрономических ежегодниках», издаваемых Российской Академией наук; аргументы для расчета астрономических показателей по данным обзора резолюций Генеральной Ассамблеи Международного астрономического союза и решений Генеральных Ассамблей Международного геодезического и геофизического союза (ГАМГГС). Расчет астрономических показателей проводился по формулам, представленным в монографии [6] и решений ГАМГГС.

Отбор параметров по гидрологическим и метеорологическим показателям р. Белой проводился для 4 пунктов: г. Белорецк (в черте д/о Арский камень), г. Стерлитамак, г. Уфа, г. Бирск (рис.1).

Выбор створов обусловлен двумя факторами: 1) полнотой исходной информации – наличием ежемесячных гидрологических и метеорологических данных; 2) расположением на различных участках водотока – от истока до устья.

Для определения параметров, оказывающих влияние на формирование стока воды р. Белой на основании анализа литературных источников, отобраны следующие параметры:

– астрономические: приливной потенциал, секториальная, тиссеральная и зональная гармоник приливной потенциал, гелиоцентрическое расстояние, геоцентрическое расстояние, склонение Солнца и Луны, фаза Луны, расход-прихода лучистой энергии Солнца, вековые движения полюса, угловая скорость вращения Земли, координаты полюса вращения Земли, изменение географической координаты местности, значения индекса Южного колебания и др.

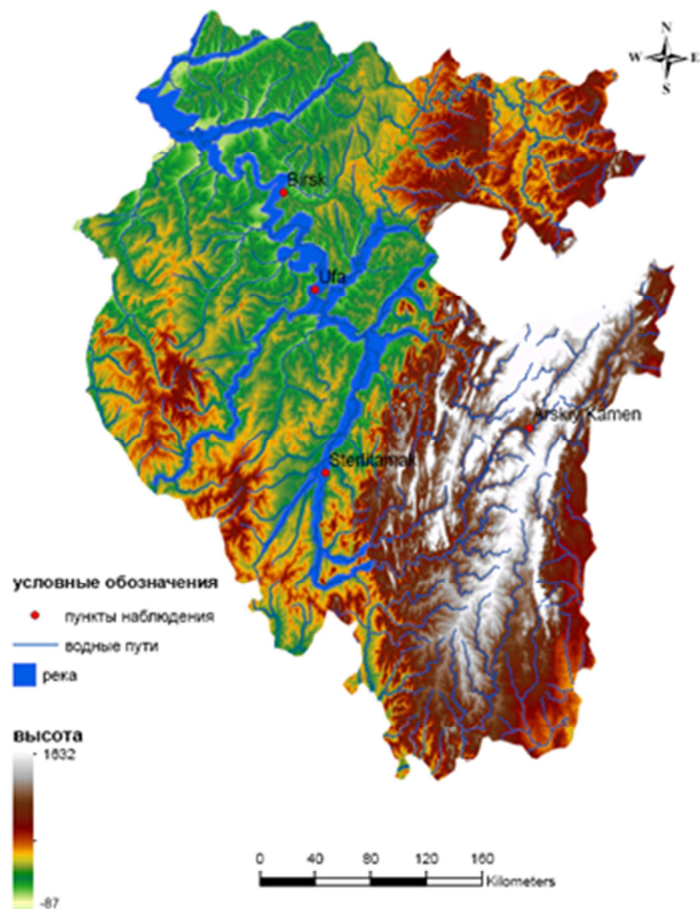


Рис. 1 – Карта бассейна р. Белой (обработано в ArcGIS по данным The CGIAR Consortium for Spatial Information)

Изменения географической координаты местности, значения индекса Южного колебания и др.

– гидроклиматические: температура воздуха, температура воды, температура воздуха на изобарической поверхности 850гПа, количество осадков, осеннее увлажнение почвы, глубина промерзания почвы, снеготпасы, максимальные количества запасов воды в снеге, скорость течения.

Графаналитическим методом, методами спектрального (Фурье) и корреляционно-регрессионного анализа проанализировано влияние вышеперечисленных параметров на сток воды р. Белой.

По результатам анализа и наличия полного комплекса ежедневных данных за одинаковый период времени для прогнозирования ЭГС на р. Белой отобраны параметры, перечень которых представлен в табл. 1.

Таблица 1. Перечень параметров, использованных для прогнозирования ЭГС на р. Белой за период 1971–2008 гг.

№ п/п	Параметр	Единица измерения
Гидрологические параметры		
1	Расход воды	м ³ /с
2	Скорость течения	м/с
Гидрометеорологические параметры		
	Количество осадков	см
3	Температура воздуха	°С
4	Температура воды	°С
Характеристики элементов весеннего половодья		
5	Глубина промерзания почвы	м
6	Макс. запасы воды в снеге	см
7	Осеннее увлажнение почвы	мм
Астрономические параметры		
8	Приливной потенциал	Вб/м
9	Высота статического прилива	м
10	Геоцентрическое расстояние	см
11	Фаза Луны	доли
12	Склонение Луны	град.
13	Гелиоцентрическое расстояние	м
14	Расход-приход лучистой энергии	Вт/м ²
15	Склонение Солнца	град.
16	Угловая скорость вращения Земли	радиан/с
17	Изменение географической координаты местности	м

Для прогнозирования ЭГС р. Белой, характеризующихся изменениями расходов и уровней воды, априори в качестве входных (независимых) переменных выбраны ежедневные гидрометеорологические, астрономические параметры и характеристика весеннего половодья (табл. 1) – максимальные запасы воды в снеге за период 1971–2008 гг., гидрологические параметры за период 1971–2007 гг., и характеристики весеннего половодья: глубина промерзания почвы и осеннее увлажнение почвы с лагом опережения в 1 год за 1960–2007 гг.

Прогнозирование экстремальных гидрологических ситуаций на р. Белой с использованием элементов искусственного интеллекта

При создании модели прогнозирования экстремальных гидрологических процессов с помощью ИНС возникают следующие сложности:

- число показателей, которые могут быть использованы в качестве входных параметров нейронной сети (табл. 1), измеряется десятками: расходы воды, температура воздуха, количество осадков, высота статического прилива и др.;
- не все потенциальные входные переменные одинаково информативны. Некоторые могут быть коррелированными (иметь хорошую связь между собой), зашумленными (искаженными случайными факторами) или иметь слабую связь с выходными параметрами нейросети;
- специфика астрономических и гидрологических процессов обуславливает наличие временных лагов (запаздывающей зависимости) входных параметров;
- различие значимых для экстремальных гидрологических явлений входных параметров в разные периоды водности;
- сложности в определении размера обучающей выборки входных переменных из-за изменения гидрологических показателей под действием изменения климата и антропогенной нагрузки.

Для решения вышеописанных сложностей прогнозирования ЭГС с помощью ИНС предложено создание синтетической модели ИНС прогноза ЭГС с учетом оптимального объема обучающей выборки входных переменных и отбора значимых климатических, астрономических и гидрологических входных переменных в каждый период водности.

Определение оптимального объема обучающей выборки для прогнозирования количественных характеристик реки Белая с помощью искусственных нейронных сетей

Для определения размера и достаточности обучающей выборки входных переменных при изменении гидрологических показателей под действием изменения климата и антропогенной нагрузки и оценки оптимальности размера нейронной сети для прогнозирования расхода воды р. Белой применена теория “кривых обучения” [7,8], т.е. интер- и экстраполяции графиков ошибок обучения, построенных по размеру обучающей выборки (аргумент – объем обучающей выборки, значение – ошибка обучения и ошибка обобщения), и поиска областей минимумов, асимптотических приближений ошибок обучения и обобщения друг к другу.

Вариации ошибок обучения и обобщения моделирования ежедневных расходов при изменении объема обучающей выборки от 365 до 13505 (ежедневные данные от 1 года до 37 лет) графически интерпретированы на рисунке 2.

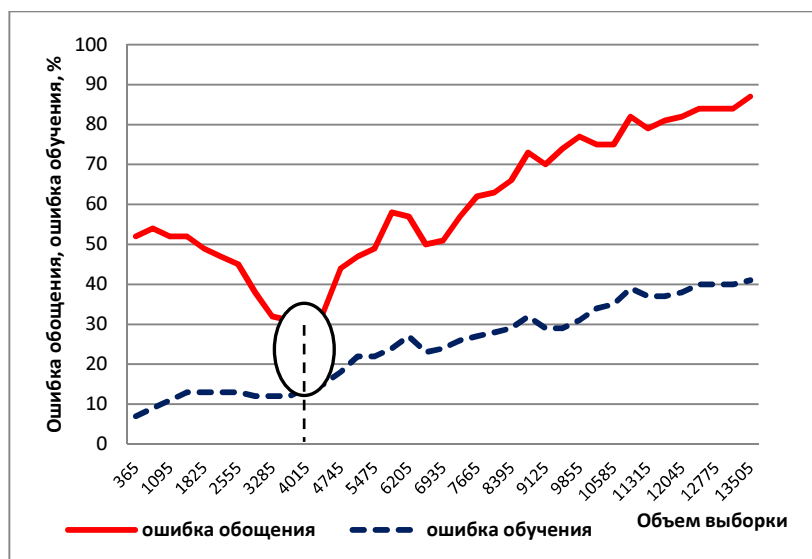


Рис. 2. Зависимость ошибок обучения и обобщения от объема обучающей выборки

Анализ рисунка 2 показывает, что оптимальный размер обучающей выборки, при котором достигается минимум ошибки обобщения при удовлетворительной ошибке обучения, составляет 4015 суток (11 лет с 1997 по 2007 г.). Приоритетным критерием отбора оптимального размера обучающей выборки исходных данных в данном случае является ошибка обобщения, определяющая способность сети к прогнозированию.

Ухудшение обобщающей способности сети (характеризующей способность модели к прогнозированию) с ростом обучающей выборки, по-видимому, иллюстрирует увеличение шума (выбросов) в данных с ростом объема выборки и значительным влиянием выбросов на процесс оценивания параметров модели при ее обучении. Вероятно, это связано с изменением количественных характеристик водотока под действием антропогенной нагрузки. Таким образом, подбор оптимального объема обучающей выборки для ИНС исключает параметры, искаженные и зашумленные под действием антропогенной нагрузки, уменьшая ошибки прогноза.

Определение дат наступления характерных гидрологических явлений

Для прогноза дат наступления характерных гидрологических явлений из ежедневных значений расходов воды р. Белая по четырем контрольным створам за период 1971–2008 проводился отбор дат: начала и конца половодья, максимума половодья, начала осенне-летней межени, начала зимней межени, которые послужили входными параметрами для обучения ИНС в программе Statistica 7.0 NeuralNetworks с последующим прогнозом и верифицированием данных на 2008 год.

Даты наступления характерных гидрологических явлений переведены в формат дней от начала года (например: 1.02.-32; 2.02.-33 и т.д.).

В процессе обучения протестированы обобщенно-регрессионные сети (GRNN), радиально-базисные сети (RBF) и многослойный персептрон (MLP). По результатам обучения и анализа топологий сети отобрана наилучшей обобщенно-регрессионная сеть (GRNN).

Результаты прогноза дат наступления характерных гидрологических явлений с помощью ИНС сравнивались с результатами прогноза вероятностно-статистического (ВС) метода. Сравнительная оценка ошибок прогнозирования дат наступления характерных гидрологических явлений ВС метода и ИНС для р. Белой створа г. Уфа представлена в табл. 2.

Таблица 2. Сравнительная таблица относительных ошибок прогноза дат наступления характерных гидрологических явлений с помощью ИНС и ВС метода для створа р. Белая – г. Уфа

Параметры	Относительная ошибка ВС метода	Относительная ошибка прогноза ИНС
Дата начала половодья	0,2	0,16
Дата конца половодья	0,13	0,15
Дата максимума половодья	0,12	0,12
Дата начала зимней межени	0,22	0,17
Дата конца осенне-летней межени	0,16	0,17

Анализ таблицы 2 показывает, что относительные ошибки прогноза с помощью ИНС и ВС метода практически не различаются. Это свидетельствует о возможности использования ИНС для прогноза дат наступления гидрологических явлений, что позволит уменьшить трудоемкость процесса прогнозирования гидрологических процессов.

Рассчитанные даты наступления гидрологических явлений: дата начала и конца половодья, начала осенне-летней межени, начала зимней межени определили границы моделей для каждой фазы водного режима: половодье, осенне-летняя и зимняя межень.

Отбор входных астрономических, гидрологических и метеорологических параметров нейросети с помощью генетических алгоритмов при прогнозе расходов воды р. Белая

Для повышения достоверности прогнозирования ЭГС за счет учета природы процессов и учета значимых параметров, влияющих на гидрологический режим, проведен отбор значимых входных климатических, астрономических и гидрологических параметров прогнозной модели. Отбор и ранжирования значимых входных параметров при прогнозировании гидрологических ситуаций р. Белая с помощью ИНС предложено использовать генетические алгоритмы (ГА).

Попытки сочетания ГА и ИНС предприняты в некоторых работах (Campolo, M., Soldati, A., et al., 2000; Jain, S.K., et al., 2005; Andreussi, P., 2005; Dandy, G.C., Simpson, A.R., 2006., и др.). В данных работах исследованы возможности применения ГА для оптимизации процесса обучения ИНС, направленной на уменьшение объема вычислений при условии сохранения точности решения на требуемом уровне. В работе [4] впервые рассмотрена возможность использования ГА для выявления значимых параметров нейронной сети с целью прогнозирования гидрохимических показателей качества речной воды.

В настоящей работе впервые апробировано применение ГА для отбора и ранжирования значимых гидрометеорологических и астрономических входных параметров нейронных сетей в разные фазы водного режима с целью последующего прогнозирования расходов воды р. Белой.

С помощью ГА в программе Statistica 7.0 из 16 заданных (входных) (табл. 1) выявлены и проранжированы наиболее значимые параметры для расхода воды в период половодья, осенне-летней и зимней межени. Границы разделения моделей по времени определились по рассчитанным ранее датам наступления характерных гидрологических явлений.

Процесс нахождения "оптимального" набора входных переменных выполнялся путем построения битовых масок, обозначающих, какие из переменных следует оставить на входе, а какие удалить (Goldberg, 1989). Ранжирование входных параметров по степени значимости на результат прогнозной модели проводилось аналогично работам [4,7] по методу «ГА-штраф за элемент». Функция приспособленности определялась значением среднеквадратичной ошибки обучения. Чем больше значение ошибки, тем меньше приспособленность (тем меньше связь между исследуемыми астрономическими и гидрометеорологическими параметрами).

Результаты отбора и ранжирования для р. Белой в створе г. Уфа представлены в таблице 3.

Таблица 3. Отбор и ранжирование ГАвходных параметров для прогнозирования расходов воды р. Белая – г. Уфа

Входные параметры \ Выходные параметры	Скорость течения	Температура воздуха	Количество осадков	Температура воды	Глубина промерзания почвы	Макс. запасы воды в снеге	Осеннее увлажнение почвы	Приливной потенциал	Высота статического прилива	Геоцентрическое расстояние	Фаза Луны	Склонение Луны	Гелиоцентрическое расстояние	Расход-приход лучистой энергии	Склонение Солнца	Угловая скорость вращения Земли	Изменение географических координат местности
Половодье	-	2	3	6	5	1	4	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
Осенне-летняя межень	-	2	1	3	-	-	-	6	5	-	-	-	-	4	-	-	-
Зимняя межень	-	3	1	2	4	-	-	-	5	-	-	-	-	-	-	-	-

* 1-наиболее значимый параметр,...n – наименее значимый параметр.

Анализ таблицы 3 показал, что значимыми параметрами для расхода воды в период половодья являются: максимальные запасы воды в снеге, температура воздуха, осадки, осеннее увлажнение почвы, глубина промерзания почвы. Результаты отбора ГА значимых параметров для периода половодья аналогичны работе [8], выполненной с помощью ИНС для р. Ай, однако ранжирование этих параметров по степени значимости для р. Белой отличается, по-видимому, это связано с особенностями географического расположения р. Белой. Также из таблицы 3 видно, что для периода половодья в числе значимых для расхода воды р. Белой отобраны астрономические параметры, по-видимому, это связано со слабой корреляцией с астрономическими параметрами и большим влиянием климатических параметров в этот период. Для периода осенне-летней и зимней межени значимыми для расходов воды р. Белой ГА отобраны астрономические параметры: высота статического прилива, приливной потенциал и расход лучистой энергии, как одни из значимых параметров для прогноза расхода воды р. Белой. Следует отметить, что наиболее значимыми входными параметрами для расходов воды в каждую фазу водного режима являются температура воздуха и осадки. Аналогичным образом можно проранжировать значимые параметры и для другого водотока.

Отобранные ГА значимые для экстремальных гидрологических ситуаций показатели с учетом рассчитанного ранее оптимального объема обучающей выборки (4015 суток) использованы в качестве входных параметров прогнозной модели искусственных нейронных сетей в программе Statistica 7,0.

Прогнозирование расходов воды реки Белой с использованием отобранных входных астрономических, метеорологических и гидрологических параметров

Обзор различных топологий нейронных сетей (Campolo, M., Soldati, A., et al., 2000; Andreussi, P., 2005; Jain, S.K., et al., 2005; Dandy, G.C., Simpson, A.R., 2006.; Боровиков В.П., 2008 и др.) и их пригодность для прогнозирования гидрологических параметров показали целесообразность использования для прогнозирования расходов воды р. Белой GRNN-сети.

Процесс обучения и критерии оценки обучения нейронных сетей также подробно рассмотрены в работе [4]. Результаты обучения ИНС для створа г. Уфа представлены в табл. 4.

Таблица 4. Результаты обучения нейронных сетей для прогнозирования расхода воды р. Белой в створе г. Уфа (в числителе – показатель для обучающей выборки, в знаменателе – для контрольной выборки)

Число элементов входного слоя/выходного слоя:	
- в период половодья;	6/1
- в период осенне-летней межени;	6/1
- в период зимней межени	5/1
Наименование показателей	р.Белая –г.Уфа
Число элементов скрытого слоя	364
Средняя абсолютная разность расчетных и	234/256

фактических значений	
Отношение стандартного отклонения ошибки сети к стандартному отклонению исходных данных	0,24/0,36
Коэффициенты корреляции расчетных и фактических значений	0,79/0,77

Анализ результатов обучения нейронных сетей для прогнозирования расходов воды р. Белой (табл.4) показал, что нейронная сеть имеет хорошие результаты обучения, демонстрируя высокую сходимость реальных и моделируемых расходов речной воды на обучающей выборке. Обученная нейронная сеть затем использована для прогнозирования расходов речной воды на 2008 г. (т.е. данные 2008 г. использованы в качестве контрольной выборки для валидации модели).

Результаты прогнозирования и реальные значения расходов воды на 2008 г. графически интерпретированы на рисунке 3.

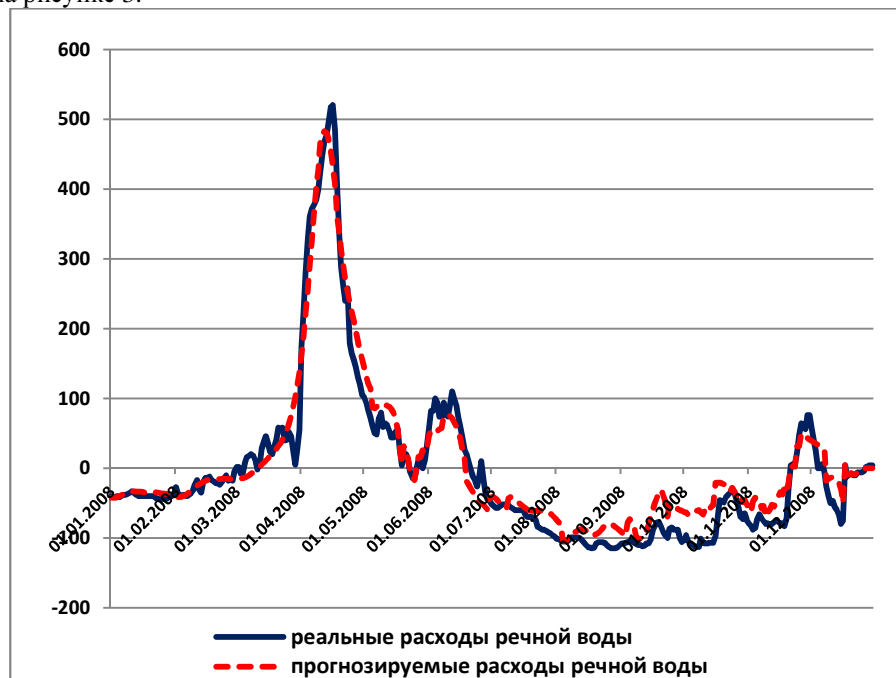


Рис. 3. Реальные и прогнозируемые расходы речной воды (р. Белая – г. Уфа, 2008 г.)

Анализ валидации модели показал, что относительная ошибка прогнозирования расходов воды р. Белой в створе г. Уфы не превышает 12 %, что показывает высокую степень достоверности прогноза гидрологических ситуаций с помощью ИНС.

Отбор оптимального объема обучающей выборки входных параметров и отбор ГА значимых для расходов воды р.Белой параметров позволили нивелировать относительную ошибку прогноза по сравнению с результатами прогноза ИНС без учета этих факторов на 30 %.

Следует отметить, что ошибка прогноза для осенне-летней межени наибольшая, по-видимому, это связано с тем, что р. Белая имеет слабо выраженные дождевые паводки в осенне-летнюю межень (Гареев А.М., 2001 и др.), где влияние нескольких значимых для расходов воды параметров зашумляется взаимным влиянием. Возможно, ошибки прогноза связаны также с запаздывающим влиянием астрономических процессов на гидрологические, как уже отмечалось другими авторами (Леонов Е.А., 2010 и др.), или сказывается влияние изменяющейся антропогенной нагрузки на водоток.

Таким образом, в работе исследованы основные метеорологические и астрономические факторы, влияющие на точность прогноза экстремальных гидрологических ситуаций. Разработана структура комплексной нейросетевой модели прогноза ЭГС р.Белой с учетом оптимального объема обучающей выборки и отобранных значимых входных параметров. Экспериментально показано, что точность прогнозирования ЭГС с интеграцией элементов искусственного интеллекта соответствует точности прогноза метеопараметров.

Учет объема обучающей выборки и отобранных значимых входных параметров модели позволяет обеспечить прогнозирование с относительной ошибкой прогнозирования не более 12 %, что на 30 % лучше прогноза, составленного по модели без учета этих особенностей.

Интеграция элементов искусственного интеллекта: генетических алгоритмов и искусственных нейронных сетей при прогнозировании ЭГС и дат их наступления позволяет ускорить процесс и повысить эффективность прогнозирования, что особенно актуально в условиях, когда необходимо принимать оперативные решения по предупреждению и ликвидации чрезвычайных ситуаций, вызванных экстремальными гидрологическими ситуациями на водотоке.

Учет влияния астрономических процессов позволяет разрабатывать долгосрочный прогноз экстремальных гидрологических ситуаций, что особенно эффективно для разработки заблаговременных мероприятий, направленных на улучшение природоохранных мер на водотоке и повышение устойчивости объектов экономики, расположенных в пойме реки в случае ЧС.

Список литературы

1. Гареев А.М. Реки и озера Башкортостана. – Уфа: Китап, 2001. – 260 с.
2. Ганцева Е.М. Управление безопасностью социально-экономических комплексов в экстремальных ситуациях: дисс... канд. техн. наук. – Воронеж, 1999. – 216с.
3. Георгиевский Ю.М., Шаночкин С.В. Гидрологические прогнозы. – СПб.: РГГМУ, 2007. – 436 с.
4. Красногорская Н.Н., Елизарьев А.Н., Фашевская Т.Б., Ферапонтов Ю.М., Якупова Л.М., Нафикова Э.В. Интеграция генетических алгоритмов и искусственных нейронных сетей для прогнозирования качества речной воды // Безопасность жизнедеятельности. – 2010. – №8. – С.24-30.
5. Леонов Е.А. Космос и сверхдолгосрочный гидрологический прогноз. – СПб.: Алетейя, 2010. – 352 с.
6. Сидоренков Н.С. Атмосферные процессы и вращение Земли. – СПб.: Гидрометеиздат, 2002. – 366 с.
7. Хайкин С. Нейронные сети: Полный курс. – Вильямс, 2006. – 1104 с.
8. Maier, H.R., Dandy, G.C., 2006. The use of artificial neural networks for the prediction of water quality parameters. Water Resources Research 32 (4), 1013–1022.
9. Shaw Elizabeth. Hydrology in Practice. Taylor & Francis e-Library, 2010. – 613 p.
10. <http://www.iers.org/TERS/EN/Science/science.html> – International Earth Rotation and Reference System Service (датаобращения19.07.2011).
11. http://iau.org/science/publications/proceedings_rules/units/ – International Astronomical Unions (19.07.2011).

Рецензенты:

Шакиров А.В., д.г.н., профессор, заведующий кафедрой географии и географического образования ФГБОУ ВПО Башкирский государственный педагогический университет им. М. Акмуллы, г. Уфа.

Васильев В.И., д.т.н., профессор, заведующий кафедрой вычислительных технологий и защиты информации ФГБОУ ВПО Уфимский государственный авиационный технический университет, г. Уфа.