

УДК 519:627.1

Бучельников Михаил Александрович¹, к.б.н., доцент,
e-mail: nsk3000@rambler.ru

Бик Юрий Игоревич¹, д.т.н., профессор., зав. кафедрой
e-mail: yibik@mail.ru

Бобыльская Виктория Александровна¹, к.т.н., доцент,
e-mail: ek@ngs.ru

¹Сибирский государственный университет водного транспорта, г. Новосибирск, Россия.

ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ОЦЕНКИ ВОЗДЕЙСТВИЯ ДНОУГЛУБИТЕЛЬНЫХ РАБОТ НА РЕЧНЫЕ ЭКОСИСТЕМЫ

Аннотация. Рассмотрены возможности использования искусственных нейронных сетей для решения некоторых гидрологических и гидроэкологических задач. Дано описание алгоритма работы искусственной нейронной сети для оценки техногенного воздействия дноуглубительных работ на перекатном участке и для распознавания типов речных перекатов.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, гидроэкология, методы оценки, техногенное воздействие, русловые формы, перекатные участки.

В настоящее время искусственные нейронные сети (ИНС) находят все более широкое применение при решении самых разнообразных прикладных задач. ИНС призваны увеличить возможности функционирования различных систем за счет применения алгоритмов, схожих с теми, которые существуют в биологических структурах. Они дают возможность распознавать и создавать графические образы и окружающую обстановку, прокладывать маршруты, классифицировать объекты, прогнозировать естественные и искусственные процессы, управлять транспортными средствами и т.д.

ИНС могут быть применены для моделирования и прогнозирования гидрологических процессов [1-4], использоваться для отдельных элементов при проектировании дноуглубительных работ [5]. Возможности ИНС в этих направлениях широки и в перспективе охватят и изучение русловых процессов и проектирование гидротехнических сооружений и оценку воздействия путевых работ на речные экосистемы.

Наиболее масштабные ИНС называют искусственным интеллектом. Однако в основе даже самых сложных ИНС лежит простая первичная структура, складывающаяся из элементарных ячеек.

Конструирование ИНС состоит из нескольких этапов. Прежде всего, необходимо определить алгоритмы, которые будут положены в ее основу. В данном случае для использования в ИНС послужил метод оценки воздействия дноуглубительных работ на окружающую среду, изложенный в наших прежних работах [6].

Техногенные факторы, возникающие при выполнении дноуглубительных работ, были классифицированы в зависимости от качества влияния, времени воздействия, локализации. Также определены коэффициенты воздействия факторов на биоту, которые могут в дальнейшем послужить в качестве весов.

Следующий этап – выбор архитектуры сети. В нашем случае был выбран перцептрон с несколькими слоями нейронов. Входными сигналами на нейроны будут служить значения техногенных факторов. Ассоциативные нейроны должны содержать функциональные зависимости экологических условий каждого небольшого участка, т.е. каждому такому участку (ячейке) будет соответствовать «решающий» нейрон первичного звена ИНС.

Завершающий этап – обучение ИНС и запуск ее в работу. Процесс обучения состоит в подборе значимости влияния факторов на те или иные гидрологические или гидробиологические условия, а конечным результатом станет «решение» выходного нейрона о наличии или отсутствии отрицательного влияния в каждой «ячейке» рассматриваемого перекаточного участка.

Функция, заложенная в решающем нейроне определяется задачами, которые должна решать создаваемая ИНС. В искусственных нейронах применяются функции активации различных типов: функция единичного скачка, логистическая функция, сигмоидальная функция и иные. Из представленных функций была выбрана функция единичного скачка. Очевидно, что основное ее отличие от остальных функций - однозначность получаемого результата при заданных пороговых значениях.

В результате проведенных исследований были созданы ИНС для решения простейшей экологической задачи, ИНС для распознавания перекаточных форм, а также предложены принципы усложнения архитектуры ИНС, используемой для оценки экологического воздействия дноуглубительных работ.

Решаемая ИНС гидроэкологическая задача заключалась в следующем. При проведении дноуглубительных работ шлейф мутности распространяется на определенную акваторию, разбитую на единичные участки. Необходимо определить экологическое воздействие на каждый единичный участок по одному из критериев, в данном случае - нанесению ущерба ихтиофауне. ИНС для решения простейшей экологической задачи в одной ячейке состояла из двух слоев: слоя входных сигналов и «решающей ячейки».

Весовые коэффициенты сети определялись произвольно, исходя из экспертного опыта, (что возможно только при очень небольших сетях), при увеличении их масштабов необходимо переходить к методам обучения с минимальным участием человека. Рассмотрим вариант обучения построенной сети методом обратного распространения ошибки, алгоритм в этом случае будет следующим.

1. В ранее построенной сети весовые коэффициенты задаются случайным образом.
2. Сеть «запускается» и выдает первый (неверный) результат.
3. Начинается корректировка весов сигналов к решающему нейрону.
4. Находится разница между имеющимся и ожидаемым (верным) результатом на конечном нейроне.
5. Вычисляется изменение весов как произведение ошибки и производной функции в решающем нейроне.
6. Вычисляются новые веса для решающего нейрона: от предыдущего веса отнимается значение, переданное с нейрона скрытого слоя умноженное на изменение веса и на обучающее значение.
7. Для распространения ошибки «вправо» новый вес нейрона умножается на ошибку, вычисленную в пункте 4.
8. Действия повторяются для всех нейронов во всех имеющихся слоях.

Рассматриваемые ИНС реализованы на языке программирования Python. Простая ИНС (с двумя слоями) для решения гидроэкологической задачи в отдельной ячейке, состоящая из слоя входных сигналов и «решающей ячейки», при расстановке весовых коэффициентов «экспертным» способом (метод обучения «с учителем») ожидаемо дает 100 % предсказуемый результат. Более сложная ИНС (с тремя слоями) при «экспертной» расстановке весовых коэффициентов также дает 100 % предсказуемый результат. Однако,

верная расстановка весовых коэффициентов крайне затруднена при наличии более чем 4-5 входных сигналов (факторов).

Результаты обучения такой сети методом обратного распространения ошибки позволили в настоящее время приблизиться к 80% верных результатов.

Также была разработана ИНС для распознавания русловых форм. Несмотря на значительное разнообразие плановых очертаний русел, как правило, выделяют несколько основных типов перекатов: перекаты-перевалы, перекаты с затонской частью, сложные перекаты и перекаты-россыпи. Для распознавания каждого вида перекатов создается своя ИНС, которые объединяются в более разветвленную ИНС, представляющие уже многослойный перцептрон.

Обучающей выборкой для нее служат образы всех видов перекатов, тестовой выборкой разнообразные варианты вида одного переката в строковом формате. При определении весов начальное значение задается равным 0, взвешенная сумма пороговой активации равна половине общего значения. Приемлемого распознавания ИНС добивается через определенное количество обучающих циклов, что объясняется сложностью создания очень большого числа обучающих образов. Улучшить процесс обучения можно повышением равномерности показа всех обучающих образов или увеличения количества шагов обучения.

Программа для реализации ИНС создается на языке программирования Python. В программе используется функция для расчета взвешенной суммы и сравнения ее с порогом. В настоящее время получены следующие результаты:

- распознавание простых перекатных форм (нормальных перекатов-перевалов и сдвинутых, с затонской частью): 90 %.
- распознавание перекатов-россыпей: 80%.
- распознавание сложных перекатных форм: 60%.

Список литературы:

1. Aiylokun O. Modeling and simulation of river discharge using artificial neural networks// Ife Journal of Science. – 2018. – Vol. 20. – Is. 2. – p.p. 207-214. DOI: 10.4314/ij.s.v20i2.17.

2. Bisht D.C. Ann based river stage - discharge modelling for Godavari river, India// Computer Modelling and New Technologies. – 2010. – Vol.14 – Is.3. – p.p. 48–62.

3. Kovacevic M. Application of artificial neural networks for hydrological modelling in Karst //Gradevinar.– 2018. – Vol. 70. – Is.10.– p.p. 120-131. DOI:10.14256/JCE.1594.2016.

4. Rabault J. Artificial neural networks trained through deep reinforcement learning discover control strategies for active flow control // Journal of Fluid Mechanics. – 2019. – Vol.865. – p.p. 281-302.https://doi.org/10.1017/jfm.2019.62

5. Бучельников М.А., Седых, В.Н. Кофеева В.Н. К вопросу о применении искусственных нейронных сетей для повышения эффективности проектирования дноуглубительных работ // V Всероссийская научная конференция с международным участием «Закономерности проявления эрозионных и русловых процессов в различных природных условиях»: сборник тезисов докладов. – М.: МГУ, 2019. – с.127-128.

6. Бучельников М.А. Оценка экологического влияния путевых работ на речные экосистемы (на примере реки Обь) (монография). Новосибирск: Сибир. гос. унив. водн. трансп., 2018. – 182 с.

APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ASSESS THE IMPACT OF DREDGING ON RIVER ECOSYSTEMS

Mikhail A. Buchelnikov, Yuriy I. Bik, Victoria A. Bobilskaiy

Abstract. The possibilities of using artificial neural networks for solving some hydrological and hydroecological problems are considered. A description is given of the algorithm of the artificial neural network for assessing the technogenic impact of dredging in the erratic area and for recognizing the types of river rifts.

Keywords: channel forms, artificial neural networks, hydroecology