

Почечун В.А.

ПРИМЕНЕНИЕ КОМПЬЮТЕРНОЙ ПРОГРАММЫ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ГЕОЭКОЛОГИИ

V.A. Pochechun

THE USE OF A COMPUTER PROGRAM NEURAL NETWORKS IN GEOECOLOGY

УДК: 502.2; 622; 504.5

В работе рассмотрена возможность использования программы нейронных сетей для установления взаимосвязи между различными компонентами живой и неживой природы по содержанию в них загрязняющих веществ. Установлено, что компьютерную программу нейронных сетей возможно использовать для прогнозирования экологического состояния окружающей среды.

Ключевые слова: экологические проблемы, компоненты окружающей среды, программа нейронных сетей, прогноз, тяжелые металлы.

The paper discusses the possibility of using the program of neural networks to establish linkages between the different components of animate and inanimate nature in their content of pollutants. It is established that the computer program of neural networks may be used to predict the ecological status of the environment.

Key words: environmental problems, environmental components, the program of neural networks, prediction, and heavy metals.

В настоящее время, как никогда прежде, ощущается глубокое противоречие между требованиями технического прогресса и необходимостью сохранения природной среды. Естественные природные ресурсы ограничены, а неразумная их эксплуатация и урбанизация ведут к нарушению биологического равновесия. Эта глобальная проблема принадлежит разделу экологии, изучающему условия стабильного существования и саморегулирования открытых систем и содержащему задачи об их устойчивости и самоорганизации. Предметом изучения экологии является биотическая составляющая литосферы, имеющая большое число растительных сообществ, существующих в пространстве и времени в виде экосистем. В результате взаимодействия с внешней средой элементы экосистемы развиваются, видоизменяются, прогрессируют и деградируют по механизму открытых нелинейных сред неорганической природы [1]. Обратные связи в открытых экосистемах управляют их жизненными процессами, превращая их в аддитивные.

Специфическим выражением сущности экосистем, позволяющим определить внутренние причины, основу их динамики и развития, выявить значение в их формировании внешних условий, являются процессы образования и разрушения органического

вещества, протекающие в рамках биохимического цикла их функционирования.

Под биогеохимическим круговоротом понимается вся совокупность процессов обмена веществом между биотическими и абиотическими компонентами экосистем. Основные потоки движения органического вещества в процессе биогеохимического круговорота в экосистемах можно представить в виде балансового уравнения за какой-либо отрезок времени:

$$\Delta F = F_{\text{нф}} - F_{\text{кф}} = F_{\text{ос}} - F_{\text{тр}} + F_{\text{п}} + F_{\text{с}} + F_{\text{ж}} \pm F_{\text{в}} \pm F_{\text{а}}, \quad (1)$$

где $F_{\text{нф}}$ и $F_{\text{кф}}$ – соответственно начальное и конечное количество органического вещества, образовавшееся в геосистеме в результате фотосинтеза;

ΔF – коэффициент эффективности биогеохимического цикла;

$F_{\text{ос}}$ – поступление химических элементов с осадками;

$F_{\text{тр}}$ – вынос химических элементов с транспирацией;

$F_{\text{п}}$ – переход химических элементов из опада и опада в почву и поступление элементов питания в растения;

$F_{\text{с}}$ – вынос или поступление органического вещества с поверхностным, внутриводным и подземным стоком;

$F_{\text{ж}}$ – потребление химических элементов животными при поедании растений или поступление химических элементов в почву с трупами животных или их экскрементами и другими выделениями;

$F_{\text{в}}$ – вынос или поступление органического вещества с воздушными массами;

$F_{\text{а}}$ – антропогенное внесение или изъятие органического вещества.

Следует отметить, что отличительная особенность вещественно-энергетических круговоротов и балансов географической среды – высокая степень их замкнутости и сбалансированности, в то время как деятельность человека ($F_{\text{а}}$) ведет к разомкнутости и, следовательно, к неустойчивости экосистем. Нарушения замкнутости как локальных экосистем, так и глобальных циклов приводят к серьезным геоэкологическим проблемам.

Проблема безопасного состояния окружающей среды по своей значимости и актуальности относится к числу наиболее значимых для общества. Одним

из решающих условий оптимизации стратегий по планированию природоохранных мероприятий является решение задач, связанных с получением оценок экологической безопасности территорий, прогнозом изменения экологического состояния и выработкой решений по уменьшению степени экологической опасности, предотвращению экологических аварий и катастроф.

Данный круг задач относится к проблемам поиска решений в условиях неопределенности, характеризующихся неполнотой и недостоверностью имеющейся информации, многообразием и сложностью влияния на процесс принятия решений внешних факторов.

Подобные задачи являются многопараметрическими, поскольку принимаемые решения зависят от большого числа определяющих их признаков, таких как характер природных условий, значения метеопараметров, тип рельефа местности, виды и интенсивности загрязняющих воздействий и т.д. Совокупность указанных признаков определяет также принятие различных решений в зависимости от привязки к конкретным координатам местности, что в целом обуславливает сложный многокритериальный характер решаемых задач.

Отличительной чертой перечисленных экологических задач является необходимость учета в процессе выработки и принятия решений изменений, происходящих в окружающей среде, обусловленных движением воздушных масс, колебаниями метеохарактеристик, особенностями переноса и распространения различных загрязняющих веществ.

Таким образом, специфика исследуемой предметной области обуславливает необходимость интегрированного подхода к построению моделей принятия решений, позволяющего рационально сочетать логическое мышление и интуицию субъекта, принимающего решения, с использованием численных математических методов и вычислительных экспериментов при формировании моделей и выработке решений.

При реализации такого подхода возникает необходимость решения ряда научных проблем, связанных с согласованием количественных значений, получаемых в процессе численных расчетов, с качественными субъективными оценками, вырабатываемыми экспертами, приведением данных, имеющих различную природу происхождения, к единой числовой системе.

Последние научные исследования показали, что синтез методов, основанных на аппарате нейронных сетей, является мощным средством диагностирования качественной информации, используемой при управлении сложными объектами и процессами [2].

В данной работе решалась проблема восстановления зависимости между количеством разного рода металлов в разных компонентах окружающей среды.

Для решения поставленной задачи использовался аппарат нейронных сетей, подробно описанный у Саймона Хайкина [3]. В основе этого метода лежит понятие нейрона.

Нейроны объединяются в слои, а нейронная сеть может состоять из нескольких слоев. Нейроны входного слоя призваны принять входные данные (значения x_1, x_2, \dots, x_n) и передать их в неизменном виде всем нейронам последующего слоя.

Между каждым нейроном i предыдущего слоя и каждым нейроном j последующего слоя устанавливается связь с некоторым весовым коэффициентом W_{ij} . Сигналы, поступающие на вход одного нейрона, взвешенно суммируются, и на вход нейрона подается величина:

$$NET = \sum_{i=1}^n w_i x_i \quad (\text{комбинированный вход})$$

где i - нейрон предыдущего слоя, W_{ij} - вес связи между i -ым и j -ым нейронами, а x_i - величина выхода i -ого нейрона.

Величина выходного сигнала нейрона получается в результате воздействия на комбинированный вход нейрона активационной функции. В качестве этой функции обычно берется сигмоидальная функция:

$$OUT(NET) = \frac{1}{1 + e^{-bNET}}$$

На выходе нейрон имеет точку ветвления, через которую сигнал передается дальше. Таким образом, сигнал распространяется по всей сети и в выходном слое получается конкретный результат.

На первом этапе решения задачи подбирается архитектура нейронной сети и запускается процесс обучения. При этом корректируются веса синаптических связей в соответствии с конкретной обучающей выборкой и параметрами обучения. Чем лучше сеть обучена, тем эффективнее будет результат. После обучения настроенная нейронная сеть используется для решения задачи. Обычно, в качестве обучающего алгоритма берут «Алгоритм обратного распространения ошибки», для работы которого необходимо задать шаг спуска и шаг подъема. Такой процесс обучения подробно описан у Саймона Хайкина [3].

С применением аппарата нейронных сетей были проведены исследования в 3 направлениях по выявлению зависимостей между параметрами загрязнения окружающей среды. Для испытания были взяты концентрации трех металлов: Cu, Zn, Pb в пробах различных компонентов окружающей среды: в снежном покрове (растворенная и взвешенная части), в почве и в растениях.

Первым исследованием была проверена зависимость одного металла от других в одной компоненте окружающей среды. Для этого была построена нейронная сеть с архитектурой 2-3-1 (рис. 1), шаг спуска равнялся 0.5, шаг подъема 1.2. Обучение сети

проходило на 75% процентах входных данных, остальные 25% использовались для тестирования сети в результате обучения. Сеть обучалась методом «Обратного распространения ошибки», что позволило получить решение за конечный промежуток времени.

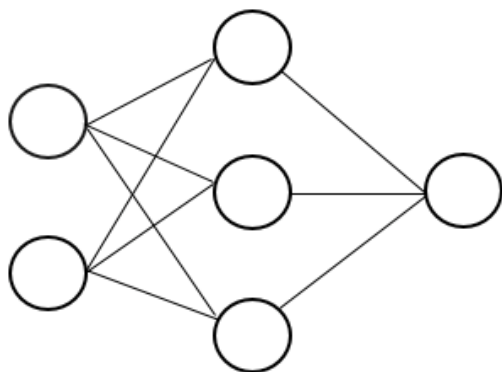


Рис. 1. Архитектура сети 2-3-1

В результате, тестирования сети было выявлено, что подобного рода зависимости присутствуют, и нейронная сеть может предугадать количество металла в зависимости от проб других металлов в одной компоненте среды:

- Количество Cu в зависимости от Zn и Pb во всех четырех компонентах среды, нейронная сеть верно предугадывала результат не менее чем в 75% случаев.
- Количество Zn в зависимости от Cu и Pb только в трех компонентах среды, нейронная сеть прогнозировала хорошо.
- Количество Pb в зависимости от Cu и Zn было тоже хорошо предугадано только в трех компонентах среды.

Следующим исследованием, нужно было проверить, можно ли предугадать количество одного и того же металла в конкретной среде основываясь на результатах других сред. Для этого была построена сеть 3-3-1 (рис. 2), шаг спуска равен 0.5, шаг подъема 1.2. Процент разбиения данных на обучающую и тестовую выборки был тем же.

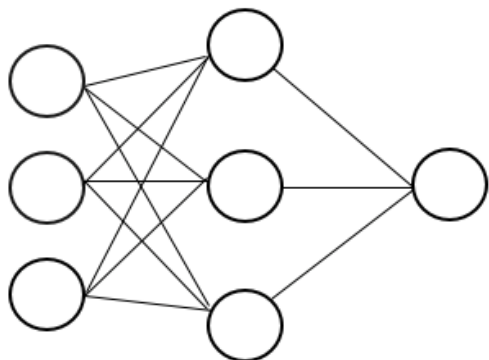


Рис. 2. Архитектура сети 3-3-1

После обучения такой сети, были получены следующие результаты:

- Для вещества Cu, зависимость в одной компоненте среды от других, сеть хорошо распознала только в 2 случаях.
- Для Zn, зависимость хорошо распознала только в одном случае.
- Для Pb, в двух случаях сеть распознала >75% тестового множества.

В последнем исследовании нужно было проверить, есть ли зависимость «один к одному» металла в одной компоненте среды от другого металла в другой компоненте. Для такого исследования была построена сеть 1-2-1 (рис. 3), шаг спуска равен 0.5, шаг подъема 1.2. Процент разбиения данных на обучающую и тестовую выборки был тем же.

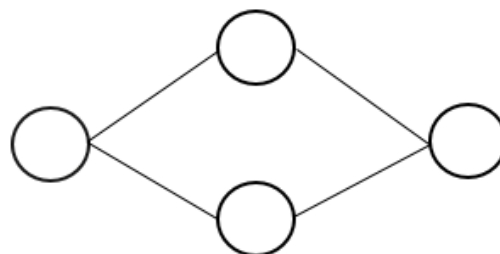


Рис. 3. Архитектура сети 1-2-1

В результате большая часть проверенных зависимостей дала хороший результат.

Выводы. Обосновано использование данного подхода, основанного на применении нейронных сетей и методов нечетких измерений, для моделирования процессов загрязнения окружающей среды. Показано, что он обладает рядом преимуществ, поскольку комплексный анализ геоэкологической информации представляет собой задачу восстановления пропусков в таблице экспериментальных данных и соответствующем пространственном слое. При этом создается единый методический подход, как для задач классификации, так и для задач прогнозирования и оптимального управления.

Литература:

1. Кондратьев, К.Я. Аэрокосмические методы исследования почв и растительности / К.Я. Кондратьев, В. В. Козодеров, П.П. Федченко. Л: Гидрометеиздат, 1986 - 232 с.
2. Хорошавин Л.Б. Диалектическое развитие технологических наук и технологий. Екатеринбург: ООО «УИПЦ», 2013 – 393 с.
3. Саймон Хайкин. Нейронные сети: полный курс, 2-е изд.: Пер. с англ. - М.: Изд.дом «Вильямс», 2006. - 1104 с.
4. Каллан Роберт. Основные концепции нейронных сетей. Пер. с англ. - М.: Изд.дом «Вильямс», 2001. – 286 с.

Рецензент: д.геол.-мин.н., профессор Семячков А.И.