



3. Лысиков М. Г. Применение имитационного моделирования для системного анализа функционирования транспортно-пересадочных узлов // Системы компьютерной математики и их приложения. – 2017. – №. 18. – С. 25-27.

З.З. Мингалиев, И.М. Кычкин

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ТИПА «МНОГОСЛОЙНЫЙ ПЕРСПЕТРОН» ДЛЯ РЕШЕНИЯ МНОГОМЕРНЫХ ОБРАТНЫХ ЗАДАЧ

(Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева - КАИ)

Обратные задачи – это класс задач, когда известна некоторая прямая зависимость «вход-выход», опираясь на которую требуется рассчитать значения «выход-вход» [1]. При построении прямой модели на основе экспериментальных данных (регрессионная модель), могут возникать трудности с построением адекватных прямых регрессионных зависимостей, особенно для нелинейных моделей с несколькими выходами. Для таких задач может оказаться эффективным использование в качестве прямой модели нейронных сетей.

Нейронные сети типа «многослойный персептрон» хорошо зарекомендовали себя в решении регрессионных задач, когда сеть моделирует собой сложную самообучающуюся нелинейную регрессионную функцию [2].

Построим математическую модель, представляющую собой нейронную сеть типа «многослойный персептрон».

Существует табличная связь некоторого выходного вектора $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ от входного $X = (x_1, x_2, \dots, x_m)$. Допустим, существует зависимость между содержанием тяжелых металлов, таких как цинк, медь, свинец и хром, в крови и волосах человека и содержания тяжелых металлов в снеге и подвижном слое почвы.

Обозначим входные вектора следующим образом:

x_1 – содержание тяжелых металлов в крови;

x_2 – содержание тяжелых металлов в волосах;

и выходные вектора:

y_1 – уровень тяжелых металлов в снеге;

y_2 – уровень тяжелых металлов в подвижном слое почвы;

Для содержания тяжелых металлов в снеге и почве существуют предельно допустимые нормы, которые принято считать безопасными для человека. Обозначим эти значения как y_1^* , y_2^* соответственно.

Необходимо определить концентрацию металлов в крови и волосах человека, которые будут получены, если в снеге и подвижном слое почвы присутствует максимально допустимая концентрация этих металлов.

Решение поставленной задачи разделим на два этапа.



Первый этап – это построение математической модели, которая описывает прямую зависимость Y от X :

$$(y_1, y_2, \dots, y_m) = f(x_1, x_2, \dots, x_n) \quad (1)$$

Соотношение (1) представляет собой задачу многомерной регрессии.

Стандартные регрессионные методы позволяют строить формальные зависимости (функции регрессии) для одной выходной переменной y . Для расчета коэффициентов нелинейной функции применяется метод наименьших квадратов - это математический метод, который основан на минимизации суммы квадратов отклонений значений функции регрессии от известных экспериментальных значений выходных переменных [3].

Однако классические методы регрессионного анализа не применимы для решения исходной задачи, так как в нашем случае выходных переменных несколько (y_1 - уровень тяжелого металла в снеге, y_2 - уровень тяжелого металла в подвижном слое почвы).

Альтернативой в качестве математической модели целесообразно выбрать нейронную сеть типа «многослойный персептрон». В нашем случае у сети будет два входа (x_1 - уровень тяжелого металла в крови и x_2 - уровень тяжелого металла в волосах) и два выхода (y_1 - уровень тяжелого металла в снеге, y_2 - уровень тяжелого металла в подвижном слое почвы).

В результате было построено и обучено четыре нейронных сети, показавших следующие результаты:

Таблица 1. Точность нейросетевых моделей с двумя выходами.

Входы	Выход нейронной сети	Средняя ошибка
Уровень цинка в крови + волосах	Уровень цинка в снеге + почве	$1.74 * 10^{-6}$
Уровень меди в крови + волосах	Уровень меди в снеге + почве	$6.02 * 10^{-2}$
Уровень свинца в крови + волосах	Уровень свинца в снеге + почве	$6.02 * 10^{-2}$
Уровень хрома в крови + волосах	Уровень хрома в снеге + почве	$6.74 * 10^{-2}$

Результаты были признаны неудовлетворительными – приемлемая ошибка была достигнута только для модели по содержанию цинка. Для выяснения причин низкой точности моделей был проведен корреляционный анализ выходных векторов, показавший практическое отсутствие зависимости между содержанием металлов в снеге и подвижном слое почвы. В связи с этим для увеличения точности было принято решение построить отдельные нейросетевые модели для каждого металла и каждой внешней среды.

После обучение самостоятельных нейронных сетей по каждому тяжелому металлу в отдельности средние ошибки при обучении составили (см. Таблицу 2).

Таблица 2. Точность нейросетевых моделей с одним выходом.

Входы	Выход нейронной сети	Средняя ошибка
-------	----------------------	----------------



Входы	Выход нейронной сети	Средняя ошибка
Уровень цинка в крови + волосах	Уровень цинка в снеге	$8.35 * 10^{-7}$
Уровень цинка в крови + волосах	Уровень цинка в почве	$8.59 * 10^{-7}$
Уровень меди в крови + волосах	Уровень меди в снеге	$1.65 * 10^{-5}$
Уровень меди в крови + волосах	Уровень меди в почве	$7.61 * 10^{-7}$
Уровень свинца в крови + волосах	Уровень свинца в снеге	$1.65 * 10^{-5}$
Уровень свинца в крови + волосах	Уровень свинца в почве	$7.61 * 10^{-7}$
Уровень хрома в крови + волосах	Уровень хрома в снеге	$6.24 * 10^{-3}$
Уровень хрома в крови + волосах	Уровень хрома в почве	$2.26 * 10^{-3}$

Сравнительный анализ данных Таблиц 1 и 2 показывает, что погрешность обучения при одном выходе значительно уменьшилась.

Таким образом для решения поставленной задачи мы выбираем модель с одним выходом.

Спроектированная в результате нейронная сеть имеет один скрытый слой и 300 нейронов в нем с сигмоидальной функцией активации.

Сеть обучается по имеющимся исходным данным зависимости содержания металлов в биосредах и окружающей среде по методу градиентного спуска с адаптивным обучением.

На втором этапе строится обратная задача. Необходимо задать значения выходных переменных, то есть $y_i (i = \overline{1,2})$, и по ним вычислить значения входных переменных $x_i (i = \overline{1,2})$. y_i будут равны предельно допустимым нормативам содержания металлов в крови и волосах: y_1^* и y_2^* . Для решения обратной задачи поиска соответствующих значений x_i необходимо построить оптимизационные задачи следующего вида:

$$F(x_1, x_2) = [f(x_1, x_2) - (y_1^*)]^2 \rightarrow \min \quad (2)$$

$$F(x_1, x_2) = [f(x_1, x_2) - (y_2^*)]^2 \rightarrow \min \quad (3)$$

Здесь $f(x_1, x_2)$ - ответ нейронной сети, построенной и обученной на первом этапе, на поданный входной вектор (x_1, x_2) , y_1^* и y_2^* - заданные постоянные значения.

Функция $F(x_1, x_2)$ квадратичная, то есть достигает минимума в нуле. Очевидно, что равенство нулю $F(x_1, x_2)$ эквивалентно условиям: $f(x_1, x_2) = (y_1^*)$ или $f(x_1, x_2) = (y_2^*)$, что нам и требуется.

Задачи минимизации (2) и (3) возможно решить только численным методом, так как аналитически записать нейросетевую модель затруднительно.

Для решения поставленной задачи можно использовать любой численный оптимизационный метод. Будем применять прямые методы из-за сложности вычисления градиента функции $F(x_1, x_2)$. В частности для практической реализации был выбран метод Зейделя, который заключается в последовательной минимизации целевой функции $F(x_1, x_2)$ с выбором «наилучшего» шага [4].



Для реализации программного вычислительного комплекса использовался инструмент NNTool пакета прикладных программ MATLAB для построения, обучения и использования искусственных нейронных сетей [5]. Был разработан программный скрипт, реализующий оптимизационный метод Зейделя.

Для каждого из тяжелых металлов для выхода нейронной сети с данными о содержании металлов в снеге и подвижном слое почвы получены оптимальные концентрации металлов в крови и волосах. Результаты работы программы представлены в таблице 3.

Таблица 3. Оптимальные концентрации металлов в крови и волосах

Выход нейронной сети	k	X1MIN	X2MIN	FMIN
Цинк_снег	54	81.7500	2.15	0.0349
Цинк_почва	65	80.8500	2.4550	0.4047
Свинец_снег	11	0.55	0.266	0.1511
Свинец_почва	49	0.256	0.014	1.1182
Медь_снег	24	4.88	1.14	2.2531
Медь_почва	26	5.58	0.084	0.3986
Хром_снег	73	0.0937	0.0214	0.7150
Хром_почва	111	0.0937	0.0241	0.0317

Здесь k – номер итерации, при котором достигнута заданная точность $\varepsilon = 0.05$ при нахождении точек глобального минимума, X1MIN и X2MIN – искомые значения концентрации металлов в крови и волосах человека.

Таким образом, для каждого металла получено два условно безопасных значения по содержанию в крови и волосах. В качестве безопасного следует принимать минимальное из них.

В результате применения искусственных нейронных сетей типа «многослойный персептрон» в качестве прямой модели расчета, и последующей минимизации квадратичной функции ошибки методом Зейделя, с успехом могут решаться обратные задачи для сложных нелинейных зависимостей с произвольным числом выходов модели.



Литература

1. Костин В.А., Снегуренко А.П. Теория и практика решения обратных задач прочности летательных аппаратов. Казань: Издательство Казанского государственного технического университета, 2004.
2. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации. / Пер. с польского И.Д. Рудинского: М. Финансы и статистика, - 2002, - 344с. с ил.
3. Норман Дрейпер, Гарри Смит Прикладной регрессионный анализ, 3-е издание. М: Вильямс, 2007, - 912 с.
4. Мурга О.К., Еремеева А.А. Методы оптимизации: учебное пособие / О.К. Мурга, А.А.Еремеева. – М.: Изд-во Казан. гос. техн. ун-та, 2013. – 189 с.
5. В.Медведев, В.Потемкин. Нейронные сети. MATLAB 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. - 630 с.

З.З. Мингалиев

РАСПОЗНАВАНИЕ БИНАРНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХЭММИНГА

(Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева - КАИ)

За последние годы в различных отраслях науки и техники отмечается тенденция к возрастанию интереса к искусственным нейронным сетям. Их популярность объясняется тем, что они позволяют эффективно решать задачи, которые плохо решаются классическими «аналитическими» методами.

По истечении многих лет забвения интерес к интеллектуальным системам быстро вырос за последнее время. Специалисты из несмежных областей (логистика, экология, физиология, архитектура, психология и другие) заинтригованы возможностями, предоставляемыми этой технологией, и ищут приложения им внутри своих дисциплин [1].

Искусственные нейронные сети сегодня находят применение в различных предметных областях: экономике, бизнесе, медицине, связи, интернете, вводе и обработке информации, безопасности и охраняемые системы, авионике и других.

Необходимо разработать программный комплекс, который будет выполнять задачу распознавания состояния окружающей среды. Входные данные: значения вероятностных рисков отдельных составляющих окружающей среды (воздуха, снега, почвы и биосреды). Выходные данные – номер одного из запомненных ранее состояний окружающей среды.

Распознаватель должен основываться на парадигме нейронной сети Хэмминга.

Алгоритм работы сети базируется на определении Хэммингово расстояния. Хэммингово расстояния – это количество отличающихся позиций в бинарных векторах. Результатом работы сети является нахождение образа с наименьшим расстоянием.