И. Г. ПОЛЕГЕНЬКО

ПОСТРОЕНИЕ МОДЕЛЕЙ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ КЛАССИФИКАЦИИ ДАННЫХ

В работе рассмотрено построение модели искусственной нейронной сети для классификации данных дистанционного зондирования земли. Настройка нейронной сети осуществляется на основе алгоритма обратного распространения ошибки. Входные данные являются нечетко-значными элементами.

Дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ) применяется для получения адекватных снимков земной поверхности [1].

Распознавание данных дистанционного зондирования может осуществляться различными способами. В работе предложен подход построения модели нейронной сети для обработки полученных данных, используя в качестве входных данных нечеткие вектора.

Данные дистанционного зондирования Земли представляются в виде матрицы данных, каждое числовое значение которой характеризует одну точку рассматриваемой поверхности.

Рассматриваемый участок поверхности Земли можно представить в виде фазовой плоскости, рисунок 1, с достаточно мелким разбиением.

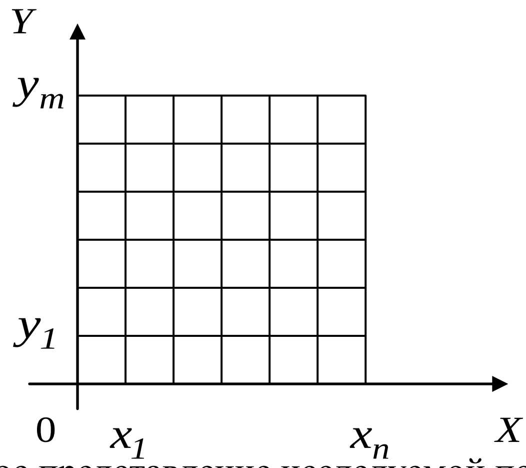

Рисунок 1 – Условное представление исследуемой поверхности Земли

Каждая единичная ячейка поверхности характеризуется некоторым числовым значением. Вместе все данные можно представить в виде конечной матрицы значений, каждое значение в которой предполагает некоторую обработку, тем или иным образом, для получения требуемого результата.

Формальное представление матрицы значений может быть записано в виде:

$$A = \begin{pmatrix} x_{11}\ x_{12}\ \dots x_{1n} \\ x_{21}\ x_{22}\ \dots x_{2n} \\ \dots\ \dots\ \ \dots \dots \\ x_{m1}\ x_{m2}\ \dots x_{mn} \end{pmatrix}, \qquad (1)$$

где значения x_{ij} задают координату ячейки. Значения x_{ij} изменяются от 1 до 20, где каждое значение соответствует изменению вида поверхности.

Таким образом, имеются 4 матрицы вида (1), данные которых позволяют произвести распознавание полученных результатов и получить конечный результат также в виде матрицы B:

$$B = \begin{pmatrix} y_{11}\ y_{12}\ \cdots y_{1n} \\ y_{21}\ y_{22}\ \cdots y_{2n} \\ \dots\ \dots\ \ \dots \dots \\ y_{m1}\ y_{m2}\ \cdots y_{mn} \end{pmatrix}, \qquad (2)$$

где значения y_{ij} изменяются от 0 до 256. Каждое цифровое значение с помощью графических программ преобразуется в заранее заданный цвет.

Таким образом, для процесса распознавания имеются 4 матрицы входных данных, которые составляют обучающую выборку и имеют вид:

$$X^k = \begin{pmatrix} x^k_{11}\ x^k_{12}\ \dots x^k_{1n} \\ x^k_{21}\ x^k_{22}\ \dots x^k_{2n} \\ \dots\ \dots\ \ \dots \dots \\ x^k_{m1}\ x^k_{m2}\ \dots x^k_{mn} \end{pmatrix}, \qquad (3)$$

где значения x^k_{ij}, где $i = \overline{1,m}, j = \overline{1,n}, k = \overline{1,l}$, являются нечеткими треугольными числами вида:

$$A = \langle a, \alpha, \beta \rangle, \alpha, \beta \in R. \qquad (4)$$

k представляет собой число матриц в обучающей выборке.

Матрица выходных значений для каждой итерации *k* имеет вид:

$$Y^k = \begin{pmatrix} y_{11}^k & y_{12}^k & \dots y_{1n}^k \\ y_{21}^k & y_{22}^k & \dots y_{2n}^k \\ \dots & \dots & \dots \dots \\ y_{m1}^k & y_{m2}^k & \dots y_{mn}^k \end{pmatrix}, \qquad (5)$$

где значения y_{ij}^k, где $i=\overline{1,m}, j=\overline{1,n}, k=\overline{1,l}$, являются нечеткими треугольными числами вида (4). Матрица выходных значений определяется на каждом шаге итерации *k.* Матрица выходных значений, полученная на последнем шаге итерации *k,* будет являться искомым результатом. Размерность матрицы выходных значений совпадает с размерностью матриц входных значений, так как в процессе преобразований площадь исследуемой поверхности не изменяется. В данном случае она составляет 2534×1800 единичных ячеек.

Рассмотрим процесс построения модели нечеткой нейронной сети для классификации данных дистанционного зондирования Земли.

Процесс распознавания данных осуществляется на нейронной сети представленной на рисунке 4:

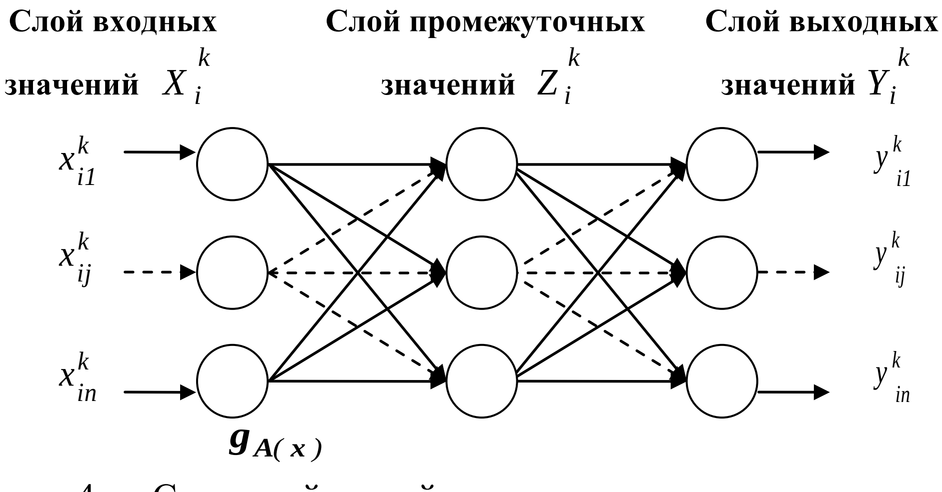

Рисунок 4 – Схема нейронной сети, используемая для классификации данных дистанционного зондирования

Настройка нейронной сети осуществляется на основе алгоритма обратного распространения ошибки. Алгоритм обратного распространения ошибки определяет два потока в сети: прямой поток от входного слоя к выходному и обратный поток — от выходного слоя к входному. В качестве входного вектора имеем нечеткий вектор размерности *n* вида:

$$\mathbf{a} = \{\mathbf{a} | \mathbf{a}(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, ..., \mathbf{x}_n), \mathbf{x}_1(x_1, \alpha_{1x}, \beta_{1x}), \\ \mathbf{x}_2(x_2, \alpha_{2x}, \beta_{2x}), ..., \mathbf{x}_n(x_n, \alpha_{nx}, \beta_{nx}), \alpha_{ix}, \beta_{ix}, \alpha_{iy}, \beta_{iy} \in \mathbf{R}^+\}. \quad (6)$$

Нечеткий входной вектор принимает вид:

$$X_i^k = \left(x_{ij}^k\right)_{ij}, \quad (7)$$

где значения x_{ij}^k, где $i = \overline{1,m}, j = \overline{1,n}, k = \overline{1,l}$, являются нечеткими треугольными числами вида (4). Ввод осуществляется по строкам соответствующей матрицы на каждом шаге итерации *k*.

Нейронная сеть не является предварительно настроенной, с помощью какого-либо обучающего алгоритма, то есть значения в матрицах весовых коэффициентов, связывающими слои нейронной сети устанавливаются произвольным образом. Условиями задачи задается одинаковая размерность матриц входных значений (обучающей выборки) и матрицы выходных значений. Следовательно, матрицы весовых коэффициентов, связывающие входной слой с промежуточным слоем и слой промежуточных значений с выходным будут являться квадратными матрицами. Матрицы весовых коэффициентов имеют вид:

$$W^p = \left\{w_{jj}^p\right\}_{jj}, \quad (8)$$

где $j = \overline{1,n}, p = \overline{1,f}$, p – число слоев нейронной сети. Любой элемент матрицы (8) w_{ij}^p является действительным числом.

Для вычислений необходимо определить векторы входных значений промежуточных и выходного слоев. Данные вектора также будут являться нечеткими векторами вида (6) размерности *n*.

Вектор выходных значений промежуточного слоя будет определяться по формуле:

$$Z_i^k = \left(z_{ij}^k\right)_{ij}, \tag{9}$$

где значения z_{ij}^k, где $i=\overline{1,m}, j=\overline{1,n}, k=\overline{1,l}$, являются нечеткими треугольными числами вида (4). Вывод осуществляется по строкам соответствующей матрицы для каждого шага *k*. Значения z_{ij}^k вычисляются по формуле:

$$z_{ij}^k = F\left(\sum_{j=1}^{n} w_{jj}^k \cdot x_{ij}^k\right). \tag{10}$$

Обозначим через S_{ij}^k взвешенную сумму на входе промежуточного слоя Z_i^k :

$$S_{ij}^k = \sum_{j=1}^{n} w_{jj}^k \cdot x_{ij}^k . \tag{11}$$

Функция активации нейронной сети является сигмоидной функцией и имеет вид:

$$F = \frac{1}{1+e^{-S_{ij}^k}}. \tag{12}$$

Аналогичным образом определяются значения вектора выходных значений результирующего слоя:

$$Y_i^k = \left(y_{ij}^k\right)_{ij}, \tag{13}$$

где значения y_{ij}^k, где $i=\overline{1,m}, j=\overline{1,n}, k=\overline{1,l}$, являются нечеткими треугольными числами вида (4). Вывод осуществляется по строкам соответствующей матрицы для каждого шага *k*. Значения y_{ij}^k вычисляются по формуле:

$$y_{ij}^k = F\left(\sum_{j=1}^{n} w_{jj}^k \cdot z_{ij}^k\right). \tag{14}$$

Обозначим через S_{ij}^k взвешенную сумму на входе промежуточного слоя Y_i^k :

$$S_{ij}^k = \sum_{j=1}^{n} w_{jj}^k \cdot z_{ij}^k \; . \tag{15}$$

Функция активации нейронной сети является сигмоидной функцией и имеет вид:

$$F = \frac{1}{1+e^{-S_{ij}^k}} \; . \tag{16}$$

В соответствии с формулами (9) – (12) и (13) – (16) определяются значения нечетких матриц на промежуточном и выходном слоях.

За целевой выходной образец на каждом шаге итерации k берется значение, находящееся в соответствующей строке шага $k+1$ итерации. То есть выходное значение $Y_i^k = \left(y_{ij}^k\right)_{ij}$ на шаге итерации k сравнивается с входным значением вектора $X_i^{k+1} = \left(x_{ij}^{k+1}\right)_{ij}$ на шаге итерации $k+1$.

Если для любых y_{ij}^k и x_{ij}^{k+1} выполняется условие:

$$\left| y_{ij}^k - x_{ij}^{k+1} \right| \le \varepsilon \, , \tag{17}$$

то можно переходить к следующему шагу итерации. Описанные шаги в формулах (7) – (16) являются прямым ходом алгоритма обратного распространения ошибки.

Если условие (17) не выполняется, то производится корректировка значений матриц весовых коэффициентов. Совершается операция: сети предъявляется образец и вычисляется вектор ошибок, в результате чего выясняется, насколько следует изменить значения весов, процесс повторяется для каждого образца. Все образцы подаются на рассмотрение сети снова и снова, пока все значения реального вывода для каждого образца не попадут в допустимые рамки.

Корректировка матриц весовых коэффициентов осуществляется по следующим формулам.

Для каждого выходного элемента последнего слоя нейронной сети вычислим его ошибку по формуле:

$$\delta_{ij\,y}^{k} = y_{ij}^{k} \cdot \left(1 - y_{ij}^{k}\right) \cdot \left(x_{ij}^{k+1} - y_{ij}^{k}\right). \tag{18}$$

Для последнего скрытого слоя вычислим ошибку каждого элемента:

$$\delta_{ij\,z}^{k} = z_{ij}^{k} \cdot \left(1 - z_{ij}^{k}\right) \cdot \sum_{j=1}^{n} \delta_{ij}^{k} \cdot w_{ij}^{p}. \tag{19}$$

Повторим вычисления по формуле (19) для всех последующих скрытых слоев.

Для всех слоев обновим значения матриц весовых коэффициентов:

$$\Delta w_{ij}^{k} = \alpha \cdot \Delta w_{ij}^{k-1} + \left(1 - \alpha\right) \cdot \eta \cdot \delta_{ij}^{k} \cdot y_{ij}^{k}, \tag{20}$$

$$w_{ij}^{k} = w_{ij}^{k-1} + \Delta w_{ij}^{k}. \tag{21}$$

где η – коэффициент, задающий скорость обучения, $0<\eta<1$;

α – шаг обучения, $0<\alpha<1$.

Критерием окончания обучения можно считать наступление момента, когда выход для каждого учебного образца оказывается в рамках допустимого отклонения от соответствующего целевого выходного образца. Если в процессе обучения наступает момент, когда ошибка в сети попадает в рамки допустимого изменения, то говорят, что наблюдается сходимость.

Количество итераций, необходимых для настройки сети, может быть значительным, поэтому целесообразно осуществлять настройку сети с помощью специально написанных программ. Отстроив нейронную сеть на заданных значениях входа и последующих значений, являющихся выходом, необходим переход к следующему вектору входных значений, при этом сдвиг осуществляется на одну строку, до момента перебора всех значений, приведенных в выборке.

Обучение сети осуществляется до шага *k-1* итерации. Шаг *k* итерации является завершающим и позволяет сформировать построчно матрицу выходных значений (5).

Последняя итерация в выборке позволяет получить искомое значение. Процесс, описанный формулами (18) – (21) называется обратным ходом алгоритма обратного распространения ошибки.

Конечный результат преобразований позволяет получить матрицу цифровых значений, которая с помощью графического пакета переводится в визуальное изображение.

Список использованных источников:

1 Э. А. Закарин, Л. Ф. Спивак, О. П. Архипкин, Н. Р. Муратова, А.Г.Терехов. Методы дистанционного зондирования в сельском хозяйстве Казахстана. – Алматы: Ғылым, 1999. – 176 с.