

Бутусов Олег Борисович

д-р физ.-мат. наук, профессор

Джулай Анна Алексеевна

магистрант

ФГБОУ ВО «Московский политехнический университет»

г. Москва

DOI 10.21661/r-471020

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДОВ ВИЗУАЛЬНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ И ПРОГРАММИРОВАНИЯ В ОБРАЗОВАТЕЛЬНОМ ПРОЦЕССЕ ПО ДИСЦИПЛИНЕ «НЕЙРОННЫЕ СЕТИ»

Аннотация: с помощью средств визуального моделирования в среде Matlab-Simulink разработана компьютерная модель вероятностной нейронной сети, предназначенной для классификации данных на два класса. Показано, что использование средств визуального моделирования сложных систем из отдельных блоков имеет наглядный характер, что важно для обеспечения эффективности образовательного процесса по дисциплине «Нейронные сети». Методы визуального конструирования и программирования являются также перспективными для преподавания других математических и технических дисциплин.

Ключевые слова: визуальное моделирование, среда Matlab-Simulink, базовые блоки, нейронные сети, преподавание, эталонные векторы, метрика Евклида, нейрон Гаусса.

Введение. Одной из важных задач современной информатики является интеллектуальный анализ данных (Data Mining (DM)), который эффективно решается с помощью искусственных нейронных сетей (ИНС) различной архитектуры [2–4]. Базовыми задачами DM являются задачи классификации и кластеризации данных [9]. Большинство ИНС, в том числе многослойные сети прямого распространения сигнала, успешно решают задачи классификации. К числу ИНС, специализированных на классификации данных, следует отнести вероятностные нейронные сети (ВНС) [2,5,8], которые с успехом используются для решения

различных практических задач классификации [5]. В качестве критерия подобия между векторами в ВНС используется расстояние с различными метриками. Например, в качестве расстояния можно использовать расстояние Евклида

$$d(\mathbf{x}, \mathbf{y}) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

где x и y – многомерные векторы, n – размер векторов.

Архитектура простейшей ВНС представлена на рис.1 и включает четыре слоя: входной слой, выполняющий функцию коммутатора входных сигналов, слой эталонных нейронов, слой суммирования и выходной слой.

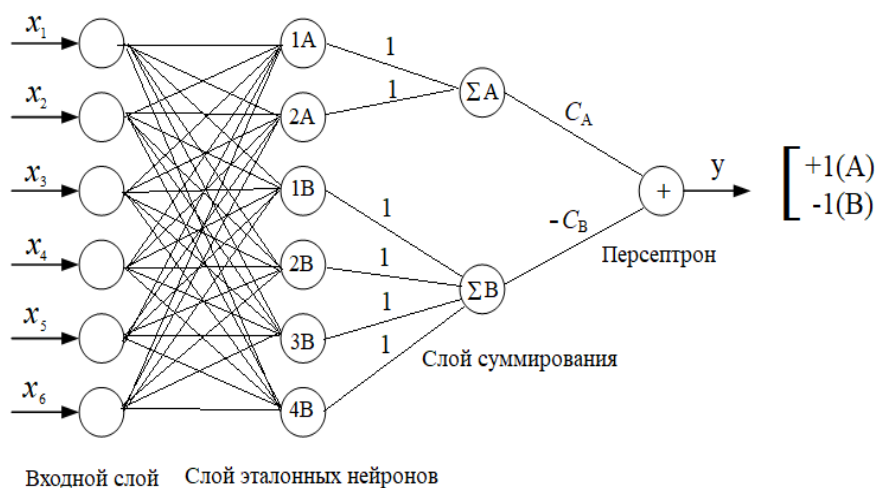


Рис. 1. Архитектура вероятностной нейронной сети

ВНС, представленная на рис. 1, предназначена для классификации на два класса: А и В. Нейроны входного слоя предназначены для перераспределения входных сигналов между нейронами эталонного слоя. Каждый эталонный нейрон представляет один из эталонных векторов. Весовые коэффициенты этого нейрона равны координатам соответствующего эталонного вектора: $w_{ij} = x_i^{(j)}$, где i – номер координаты, j – номер эталона. Эталонный нейрон вычисляет расстояние Евклида (1) между пробным вектором и эталоном. Для нормализованных векторов квадрат этого расстояния равен [2]:

$$\begin{aligned}
 s = d^2(\mathbf{x}, \mathbf{w}_j) &= \sum_{i=1}^n (x_i - w_{ij})^2 = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 2x_i w_{ij} + w_{ij}^2) = \\
 &= \sum_{i=1}^n x_i^2 - 2 \sum_{i=1}^n x_i \cdot w_{ij} + \sum_{i=1}^n w_{ij}^2 = -2(\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_j - 1)
 \end{aligned} \tag{2}$$

В качестве функции активации в ВНС часто используется функция Гаусса:

$$y = f(s) = \exp\left(-\frac{s}{2\sigma^2}\right) = \exp\left(\frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_j - 1}{\sigma^2}\right) \tag{3}$$

В случае архитектуры ВНС для деления входных векторов на два класса в слое суммирования должны находиться два нейрона: один для класса А, второй для класса – В. Весовые коэффициенты этих нейронов должны быть равны единице, что показано на рис.1. Выходные сигналы нейронов слоя суммирования имеют вид

$$y_A = \sum_{j \in A} \exp\left(\frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_j - 1}{\sigma^2}\right), \quad y_B = \sum_{j \in B} \exp\left(\frac{\mathbf{x} \cdot \mathbf{w}_j - 1}{\sigma^2}\right) \tag{4}$$

Выходным нейроном ВНС является персептрон, на вход которого поступает сигнал $z = y_A \cdot C_A - y_B \cdot C_B$. При $z > 0$ $x \in A$. При $z < 0$ $x \in B$.

Методика. Визуальное моделирование является одним из эффективных средств конструирования сложных систем с помощью простых элементов и блоков. Достаточно обширную систему базовых блоков предоставляет среда Matlab – Simulink [1; 6; 7]. В рамках этой среды нами разработаны базовые блоки, предназначенные для моделирования ВНС. Схемы блоков представлены на рис. 2. Блок, выполняющий скалярное произведение векторов показан на рис. 2а. При этом стандартный блок Simulink «Product» выполняет поэлементное умножение. Для вычисления скалярного произведения компоненты вектора необходимо сложить, что выполняется с помощью стандартного блока Simulink «Sum of elements».

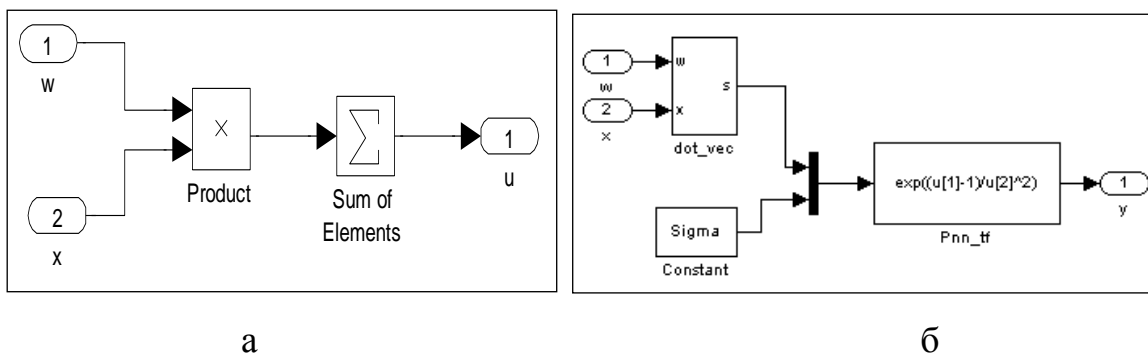


Рис. 2. Блоки нейронов: а – блок «dot_vec» скалярного произведения между векторами w и x ; б – блок нейрона Гаусса

Блок нейрона Гаусса «gauss_neuron» представлен на рис. 2б. Блок предназначен для вычисления выходного сигнала нейрона по формуле (4). Вычисление выполняется с помощью блока стандартной библиотеки Simulink «fcn». Разработанные блоки нейронов использованы для построения учебной ВНС. Блок-схема ВНС представлена на рис.3 и содержит 11 эталонных нейронов: шесть нейронов класса – А и пять нейронов класса – В.

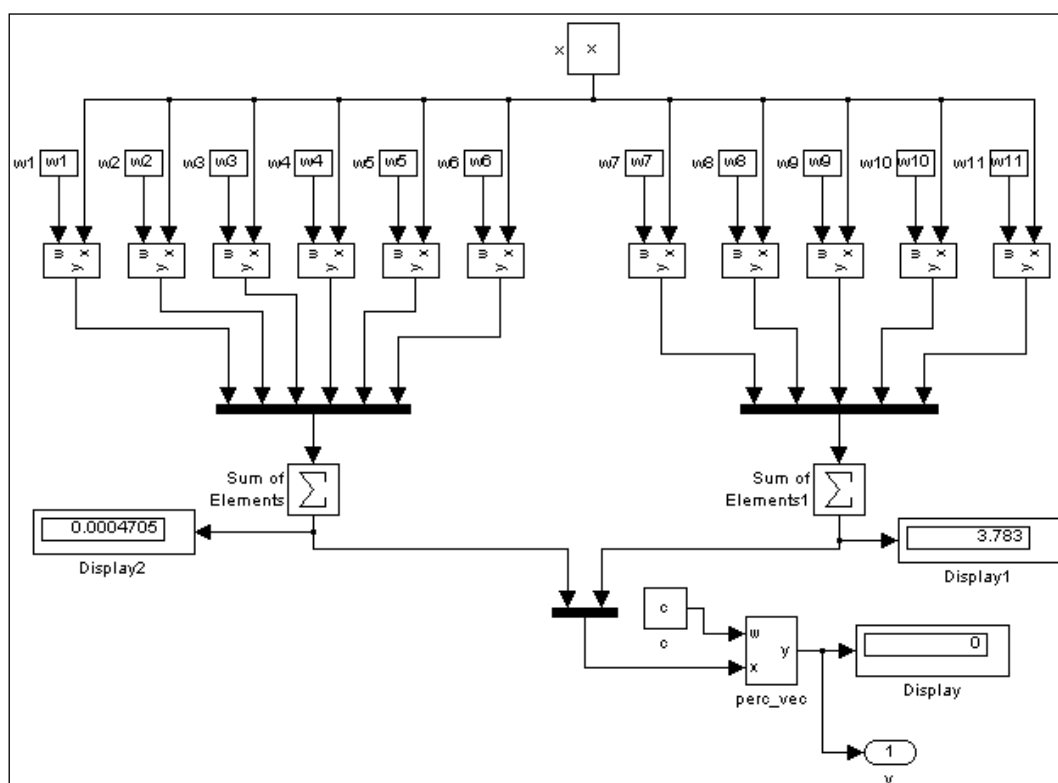


Рис. 3. Схема ВНС, состоящая из 11 нейронов Гаусса и предназначенная для классификации многомерных векторов на два класса

Результаты моделирования ВНС. Рассмотрим результаты классификации учебных векторов. Для наглядности были использованы двухмерные векторы, изображаемые в виде точек на плоскости (см. рис. 4). При этом эталонные векторы класса А представлены символами «звезда», а класса В символами «круг». Пробные векторы представлены символами «ромб». Для использования формулы (4) выполнена нормализация всех векторов. Расположение векторов в абсолютных координатах представлено на рис.4а, а в нормализованных координатах на рис. 4б.

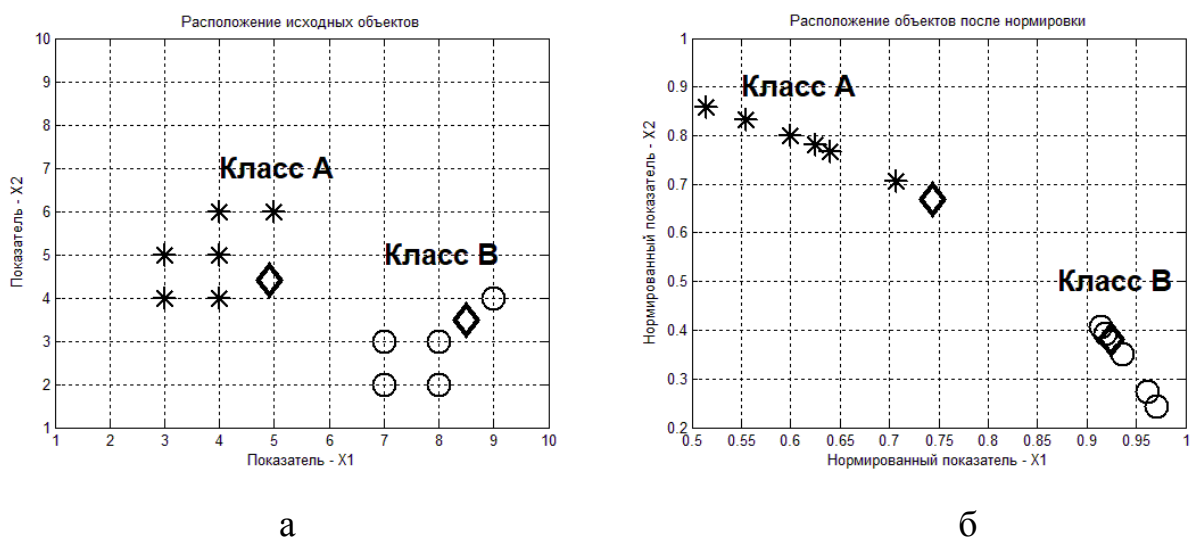


Рис. 4. Расположение эталонных и пробных векторов: а – абсолютные и б – нормализованные координаты

Результаты классификации оформлены в виде сообщений, показанных на рис. 5.

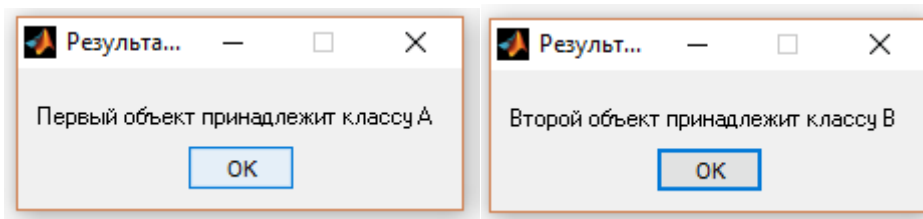


Рис. 5. Результаты классификации, оформленные в виде сообщений

Выводы. 1. Использование средств визуального моделирования имеет наглядный характер, что важно для обеспечения эффективности

образовательного процесса. 2. Визуальное моделирование и программирование позволяет перенести часть нагрузки, связанной с разработкой программ, на конструирование, что делает доступным конструирование сложных программ для специалистов гуманитарных специальностей.

Список литературы

1. Дебни Дж. Simulink 4. Секреты мастерства / Дж. Б. Дебни, Т.Л. Харман; пер. с англ. М.Л. Симонова. – М.: Бинوم. Лаборатория знаний, 2003. – 403 с.
2. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. – М.: Вильямс, 2003. – 288 с.
3. Тарков М.С. Нейрокомпьютерные системы: Учебное пособие. – М.: Интернет-университет информационных технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. – 142 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Вильямс, 2016. – 1103 с.
5. Azar A.T. Probabilistic neural network for breast cancer classification / Ahmad Taher Azar, Shaimaa Ahmed El-Said // Neural Computing and Applications. – 2013. – Vol. 23. – Issue 6. – P. 1737–1751.
6. Gran R.J. Numerical computing with Simulink. Volume 1. Creating simulations. – USA, Philadelphia: SIAM, 2007. – 327 p.
7. Karris S.T. Introduction to Simulink with Engineering Application. – USA, New York: Orchard publications, 2008. – 716 p.
8. Specht D.F. Probabilistic Neural Networks // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3. – P. 109–118.
9. Zaki M.J. Data mining and analysis. Fundamental Concepts and Algorithms / Mohammed J. Zaki, Wagner Meira. – Great Britain, Cambridge: Cambridge University Press, 2014. – 604 p.