

# МАТРИЧНАЯ ВЕРОЯТНОСТНАЯ НЕЙРО-ФАЗЗИ СИСТЕМА В ЗАДАЧЕ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБРАЗОВ

Чалая О.С.

Научный руководитель – д.т.н., проф. Бодянский Е. В.

Харьковский национальный университет радиоэлектроники  
(61166, Харьков, пр. Науки, 14, каф. Кафедра искусственного интеллекта,  
тел. (057) 702-13-37 e-mail: olha.chala@nure.ua).

A matrix neuro-fuzzy system for quick image processing is proposed. The input signals are fed to the receptive layer of the system in the matrix form, then to all radial basis neurons of the first hidden layer. In the second hidden layer the distribution densities of the original data are determined. In the third hidden layer these estimates are corrected. In the output layer the winning class is defined. In the case of overlapping classes, both class centroids and membership levels are clarified. This system uses the matrix representation of the image, which can significantly reduce the recognition time.

На данный момент в рамках общей проблемы интеллектуального анализа данных (Data Mining) актуальной является задача распознавания образов-изображений. Для решения этой задачи разработан целый ряд эффективных подходов, методов и алгоритмов, основанных на аппарате вычислительного интеллекта (Computational Intelligence). Наиболее часто сегодня для распознавания образов-изображений используются глубокие сверточные нейронные сети [1]. Однако, эффективность решения данной задачи в значительной мере зависит и от быстродействия системы распознавания. Наиболее быстродействующими нейронными сетями, пригодными для распознавания, являются вероятностные нейронные сети [2].

В докладе предложена вероятностная нейро-фаззи система для распознавания образов-изображений, являющаяся обобщением на матричный случай нечеткой нейронной сети, предложенной в [3]. Система обеспечивает высокую скорость обработки информации, которая поступает в матричном виде. При этом она может оценивать классы, которые произвольным образом пересекаются в пространстве признаков (ситуация нечеткости).

Первый скрытый слой сети – это слой образов. Вторым скрытым слоем сформирован элементами суммирования. Третий скрытый слой – это слой коррекции распределения вероятностей. Последний, четвертый слой – выходной, где определяются уровни принадлежности классифицированных образов к конкретным классам.

Обучение системы происходит на уровне слоя образов на основе концепции «Нейроны в точках данных». При поступлении на все радиально-базисные нейроны первого скрытого слоя образа с неизвестной классификацией на выходах этого слоя появляется  $N$  сигналов, на основе которых оцениваются плотности распределения данных.

Второй скрытый слой состоит из элементарных сумматоров, количество которых задается количеством классов в сети. В свою очередь, входные сигналы этого слоя являются парзеновскими оценками плотностей распределения.

В третьем скрытом слое эти оценки корректируются с учетом эмпирических априорных вероятностей и цены ошибок классификации. В выходном слое определяется класс-победитель, к которому принадлежит входной образ.

Задача классификации усложняется при возникновении ситуации нечеткости, то есть при условии, когда классифицируемый образ может одновременно относиться к нескольким классам. В данном случае в выходном слое сети помимо результата классификации также определяется уровень нечеткой принадлежности образа к каждому классу.

В нечетких задачах классификации также может возникать ситуация, когда образ относится к одному классу, однако ближе к центроиду другого. В таком случае центроид «родного» класса должен притягиваться к наблюдению, а центроид «чужого» класса должен отталкиваться от этого наблюдения. По сути, описанная процедура является вариантом обучаемого векторного квантования, которое часто используется в задачах классификации и распознавания образов.

Выводы. Предложена вероятностная нейро-фаззи система, которая позволяет решать задачи online классификации последовательностей изображений при условии, что классы могут произвольным образом пересекаться в пространстве признаков. Система обладает высоким быстродействием и проста в численной реализации.

Список использованной литературы:

1. Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview // Neural Networks. – 2015. – Vol. 63. – P. 85-117.
2. Specht D. F. Probabilistic neural networks // Neural Networks. – 1990. – Vol. 3. – P. 109-118.
3. Deineko A. Intellectual systems for decision making and problems of computational intelligence: Modified fuzzy probabilistic neural network / A. Deineko, P. Zhernova, I. Pliss, O. Chala // Intellectual Systems for Decision Making and Problems of Computational Intelligence: Modified fuzzy probabilistic neural network. – 2018. – P. 228-230.