



О.П. Солдатова, П.Д. Чайка

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЧЕТКОЙ ГИБРИДНОЙ СЕТИ КОХОНЕНА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ КЛАССИФИКАЦИИ

(Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика
С.П. Королева (национальный исследовательский университет))

В настоящее время для решения задачи классификации широко используются нейронные сети различной архитектуры. Одним из самых известных классов нейронных сетей являются сети с самоорганизацией. Самоорганизация нейронных сетей основана на закономерности, в соответствии с которой глобальное упорядочение сети становится возможным в результате самоорганизующихся операций, независимо друг от друга реализуемых в различных локальных сегментах сети. В соответствии с входными сигналами осуществляется активация нейронов, в результате чего активным оказывается один нейрон в сети (или в группе). Выходной нейрон, который выиграл соревнование, называется нейроном-победителем. Сети с самоорганизацией обучаются без учителя. Типичным представителем сетей с самоорганизацией являются карты Кохонена, которая представляет собой однослойную сеть прямого распространения сигнала.

Также для решения задачи классификации часто используют многослойный персептрон (MLP). Обычно многослойная сеть состоит из множества входных узлов, которые образуют входной слой; одного или нескольких скрытых слоев вычислительных нейронов и одного выходного слоя. Входной сигнал распространяется по сети в прямом направлении от слоя к слою. Многослойные персептроны обучаются с учителем, при этом обучение с учителем обычно выполняется с помощью градиентных алгоритмов и метода обратного распространения ошибки.

В качестве отдельного класса нейронных сетей выделяют сети с нечеткой логикой. Нечеткий многослойный персептрон является представителем данного класса. Он состоит из двух частей: нейронов «нечеткого слоя» и собственно многослойного персептрона. Функции активации нейронов «нечеткого слоя» такой сети являются радиальными базисными функциями (в виде функции Гаусса), моделирующими функции принадлежности. Эти нейроны предназначены для определения степеней принадлежности компонентов входных векторов.

Однако, как показывает практика, лучшие результаты достигаются при использовании гибридных сетей, которые строятся из сетей различных классов. Примером такой сети может служить гибридная сеть Кохонена, которая состоит из слоя Кохонена и многослойного персептрона. Также авторами были разработаны две собственные сети на основе гибридной сети Кохонена- составной и распределенной гибридной сети Кохонена. В них, за счет изменения структуры слоя Кохонена, а также алгоритма обучения удалось уменьшить погреш-



ность классификации, а также уменьшить количество нейронов и связей между ними. [1]

Еще одним вариантом построения гибридной сети является соединение слоя Кохонена с нечетким персептроном[2]. Использование нечеткого слоя позволяет уменьшить погрешность классификации пересекающихся классов.

В данной работе авторами предлагается новая нечёткая сеть - нечеткая гибридная сеть Кохонена, которая состоит из трех связанных друг с другом слоев. Первый слой – это сама сеть Кохонена. С ней соединяется второй слой нечеткой самоорганизации. Третий слой - это многослойный персептрон. Структура сети представлена на рисунке 1.

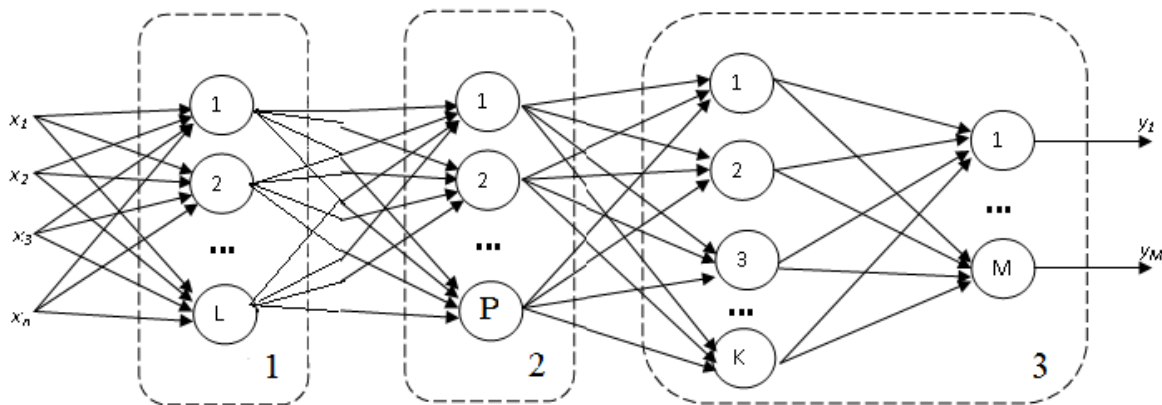


Рис. 1. Структура гибридной сети Кохонена, где 1 – слой Кохонена, 2 – слой нечеткой самоорганизации, 3 – многослойный персептрон.

Входной вектор $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$ подается на вход слоя Кохонена, в котором формируется вектор расстояний от этого вектора до каждого из нейронов слоя Кохонена $z = [z_1, z_2, \dots, z_p]^T$. Далее этот вектор попадает на вход слоя нечеткой самоорганизации, на выходе которого формируется вектор, состоящий из степеней принадлежности z к конкретным центрам (радиально базисным функциям); $\mu(z) = [\mu_1(z), \mu_2(z), \dots, \mu_k(z)]^T$. Конкретные компоненты $\mu_i(z)$ рассчитываются таким образом, чтобы удовлетворять условию нормализации

$$\sum_{i=1}^m \mu_i(z^{(t)}) = 1 \text{ для каждого вектора } z^t, t = 1, \dots, p, \text{ где } p - \text{число векторов в обучающей выборке. [2]}$$

Выходы нечёткого многослойного персептрона трактуются как степени принадлежности предъявленного объекта соответствующему классу. После этого вектор степеней принадлежности поступает на вход многослойного персептрона, на выходе которого мы получаем код класса, к которому принадлежит $x = [x_1, x_2, \dots, x_n]^T$.

Обучение сети происходит в три этапа. Сначала обучается слой Кохонена. В результате обучения векторы весов нейронов данного слоя с минимальной погрешностью отображают распределение данных обучающих векторов x [3]. После этого происходит обучение слоя нечеткой самоорганизации с помощью алгоритма C-means. И наконец, происходит обучение многослойного



персептрона алгоритмом наискорейшего спуска и методом обратного распространения ошибки.

В качестве тестовых данных были взяты три набора данных из репозитория UCI[4]: ирисы Фишера, сорта вин и заболевания печени. В таблице 1 производится сравнение погрешности классификации многослойного персептрона, нечеткого многослойного персептрона, гибридной сети Кохонена, составной гибридной сети Кохонена, распределенной гибридной сети Кохонена и нечеткой гибридной сети Кохонена на заданных наборах данных.

Таблица 1 – Сравнение погрешности классификации на различных наборах данных

Тип сети	Ирисы Фишера	Сорта вин	Заболевания печени
Многослойный персептрон	0,0370	0,2450	0,4850
Нечеткий многослойный персептрон	0,0000	0,0723	0,4140
Гибридная сеть Кохонена	0,0000	0,0723	0,3860
Составная гибридная сеть Кохонена	0,0000	0,0552	0,2160
Распределенная гибридная сеть Кохонена	0,0000	0,0693	0,2300
Нечеткая гибридная сеть Кохонена	0,0000	0,0552	0,1530

На основе этих данных можно сделать вывод, что нечеткая гибридная сеть Кохонена лучше справляется с задачей классификации, не только если классы входных данных линейно неразделимы (сорта вин), но и если они сильно пересекаются (заболевания печени).

Литература

1 Солдатова О.П., Чайка П.Д. Исследование эффективности решения задачи классификации распределённой гибридной сетью Кохонена // Труды международной научно технической конференции «Перспективные информационные технологии (ПИТ 2014)» (Самара, СГАУ, 30 июня–2 июля 2014 г.). – Самара: Издательство Самарского научного центра РАН, 2014. с.170-173.

2 Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации [Текст] /С. Осовский, пер. с польского И.Д. Рудинского. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.

3 Нейронные сети [Электронный ресурс]. — <http://www.aiportal.ru/articles/neural-networks/neural-networks.html>

4 UCI Machine Learning Repository [Электронныйресурс]. – <http://archive.ics.uci.edu/ml>