

**ИЗЫСКАНИЕ, ПРОЕКТИРОВАНИЕ,
СТРОИТЕЛЬСТВО И МОНТАЖ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ОБОРУДОВАНИЯ
ОБЪЕКТОВ АТОМНОЙ ОТРАСЛИ**

УДК 62-529

**КЛАСТЕРНЫЙ АНАЛИЗ ТРАЕКТОРИИ ДВИЖЕНИЯ ТОРЦА
ЭЛЕКТРОДА В КОМПЬЮТЕРНОМ ТРЕНАЖЁРЕ**

© 2015 В.А. Толстов, В.В. Кривин, И.О. Ишигов, Н.А. Кравцова

*Волгодонский инженерно-технический институт – филиал Национального исследовательского
ядерного университета «МИФИ», Волгодонск, Ростовская обл.*

Задача анализа траектории перемещения торца электрода вдоль разделки не решается тривиальной, но её можно свести к распознаванию образов. Поэтому предлагается методика применения нейронной сети в компьютерном тренажере сварщика для идентификации характеристик этой траектории. Впервые для решения этой задачи была использована совместная работа нейронной сети типа перцептрон и карта самоорганизации Кохонена. Разрабатываемая методика создает предпосылки для создания автоматической системы оценки моторных навыков сварщика в процессе обучения.

Ключевые слова: сварка, тренажер, нейронная сеть, карта самоорганизации.

Поступила в редакцию 20.10.2015 г.

Известно, что для правильного формирования сварного шва необходимо осуществлять электродом не только движения вдоль кромок свариваемых деталей, но и в поперечном направлении. Совокупность продольных и поперечных перемещений может породить сложные траектории [1]. За счет манипуляций движением торца электрода вдоль разделки, сварщики управляют тепловыми процессами в сварочной ванне, околошовной зоне и процессом переноса электродного металла [2]. Поэтому при обучении навыкам ручной дуговой сварки необходимо уделять внимание моторным навыкам движения по заданной траектории. Обучение на реальном процессе затрудняет оценку траектории движения торца электрода инструктором. Реализовать данную возможность можно в компьютерном тренажёре для обучения навыкам сварки [3]. В этом тренажере с помощью бесконтактного устройства координатного слежения (УКС) ведется контроль и фиксация координат торца электрода в процессе виртуальной сварки. Полученная от УКС информация создает предпосылки для получения количественных характеристик моторных навыков обучаемого.

Для автоматического распознавания характерных фрагментов траектории была применена искусственная нейронная сеть типа перцептрон [4]. На примере траектории «зигзаг» рассматривалось распознавание фрагментов, разбитых экспертом на следующие классы:

- а) поворот на правом краю разделки («ППК»);
- б) движение от правого края к левому («ДПЛ»);
- в) поворот на левом краю разделки («ПЛК»);
- г) движение от левого края к правому («ДЛП»).

Тест обученной сети показал следующие результаты. Сеть безошибочно распознала примеры из учебного множества, но с обобщением полученных знаний на примеры тестового множества возникли проблемы. Доли фрагментов траектории, отнесённых сетью к каждому из целевых классов не по ошибке, составляют: ДЛП –

100%, ДПЛ – 100%, ППК – 50%, ПЛК – 16%.

Таким образом, сеть ненадёжно распознаёт повороты на краях разделки. Одной из возможных причин является ограниченный набор целевых классов. В случае простой траектории «зигзаг», в которой отсутствуют пересечения и обратные перемещения, человеку-эксперту сложно определить большое количество классов, на которые можно её разбить. Поэтому воспользуемся картой самоорганизации для статистического разделения фрагментов на кластеры [5]. Карты самоорганизации были предложены Т.Кохоненом.

Для формирования учебного множества для карты самоорганизации возьмём ту же самую траекторию, которая использовалась при обучении персептрона. Разбиение на фрагменты было выполнено в пакете Matlab, там же проведём моделирование работы карт. В данном случае сеть не получает никакой информации, к какому из целевых классов принадлежит каждый фрагмент.

Количество входов карты определяется решаемой задачей. В предыдущем исследовании каждый фрагмент траектории был представлен 36-ю числами. Поэтому в карте будет 36 входов. На рисунке 1 для примера представлена карта размерностью 8x8 нейронов.

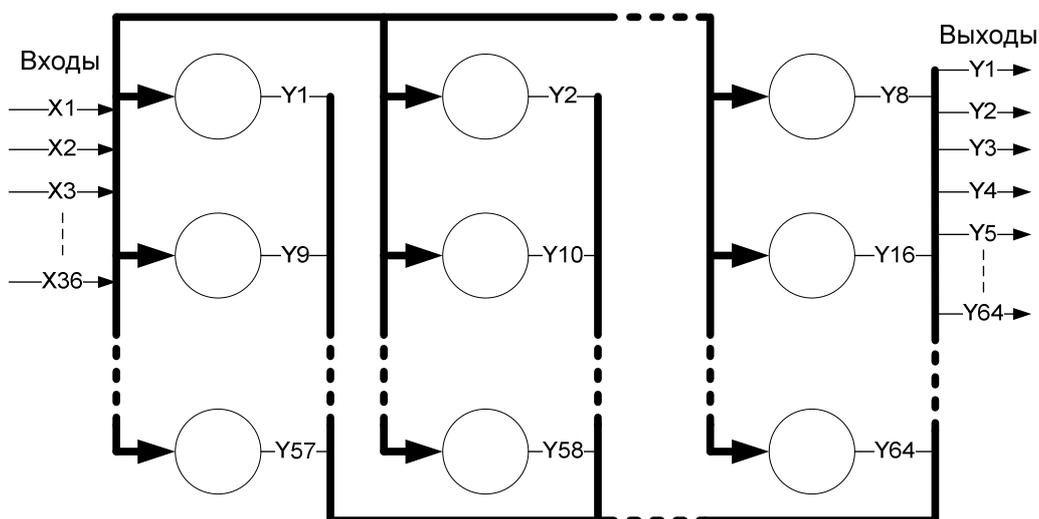


Рис. 1. – Строение карты самоорганизации

Наиболее подходящее количество нейронов в карте самоорганизации определяется экспериментально. Для этого на одном учебном множестве обучают семейство карт, из которого затем выбирают оптимальную карту.

В случае карт самоорганизации простейшим критерием выбора оптимальной карты может быть количество выделенных ею кластеров. Но большое их количество будет трудно интерпретировать эксперту. Поэтому принято решение обучать с каждой картой персептрон. Персептрон обучается на примерах – парах значений (X, Y) , где X – вектор входных сигналов (текущее значение координат торца электрода относительно разделки), Y – вектор выходных сигналов (позиционный код целевого образца ДЛП – 0001, ДПЛ – 0010, ППК – 0100, ПЛК – 1000). На рисунке 2 представлена схема обучения двух сетей. В типовой схеме обучения с учителем, используемой для персептрона, обведенный пунктиром блок соответствует «учителю» – средству, управляющему обучением по принципу «правильно – неправильно» [6].

Критерием выбора нейрона-победителя является евклидово расстояние между вектором входных сигналов x и вектором весовых коэффициентов w :

$$d = \sqrt{\sum_i (x(i) - w(i))^2}.$$

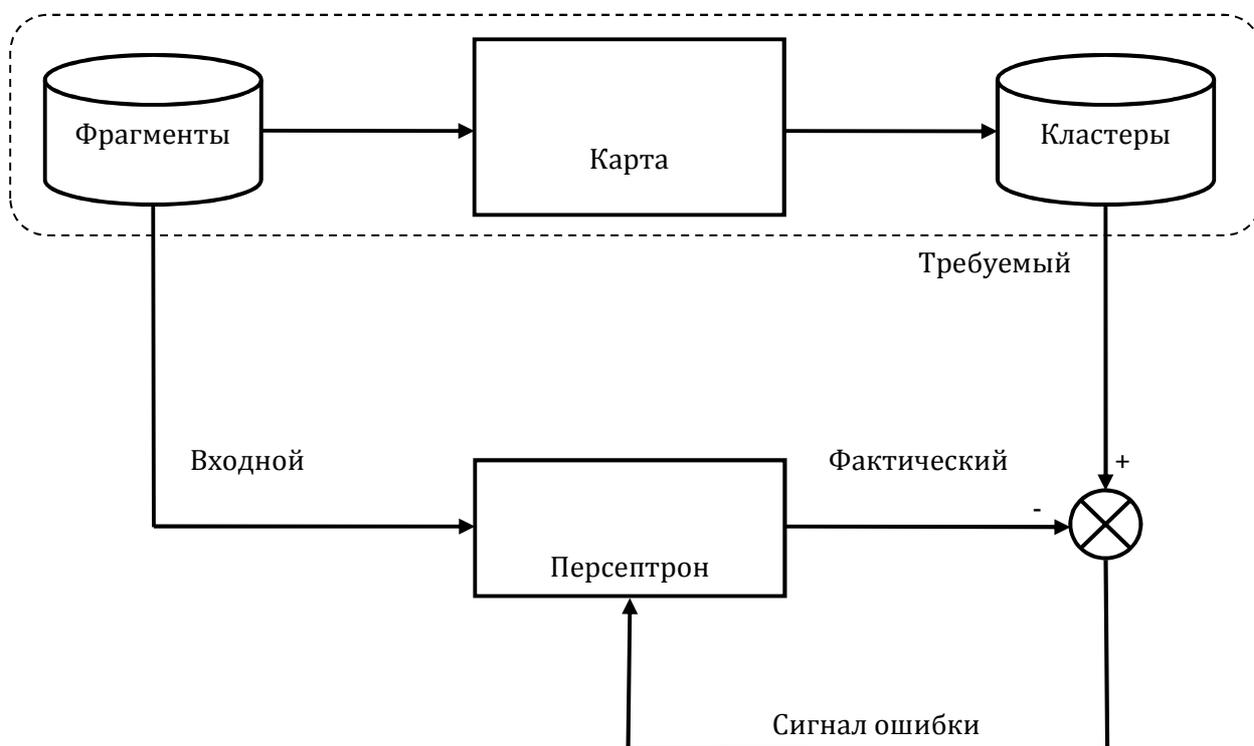


Рис. 2. – Схема обучения двух сетей

В момент создания карты весовые коэффициенты всех нейронов устанавливаются случайным образом. На каждом шаге обучения карты выполняются следующие действия:

1) Конкуренция. Количество входов каждого нейрона равно количеству входов сети – все сигналы поступают на все нейроны параллельно. Нейроны конкурируют между собой за право быть активированными. Нейроном-победителем объявляется тот нейрон, для которого евклидово расстояние оказалось минимальным.

2) Кооперация. По умолчанию в MATLAB кооперация происходит по принципу «нейрон-победитель забирает не всё», что означает изменение весовых коэффициентов не только у нейрона-победителя, но и ближайших к нему нейронов.

3) Адаптация. Производятся корректировки весов таким образом, чтобы отклик нейрона-победителя на последующее поступление аналогичных примеров усиливался. При выбранной кооперации также изменяются веса у ближайших к нему нейронов:

$$\Delta \bar{w}_n = \eta \Lambda(n^*, n) (\bar{x} - \bar{w}_{n^*}),$$

где n – номер нейрона в карте;

n^* – номер победившего нейрона;

$\Delta \bar{w}_n$ – изменение вектора весов нейрона с номером n ;

$\Lambda(n^*, n)$ – функция соседства: равна 1 при $n^*=n$; меньше 1, но больше 0 в остальных случаях;

η – постоянный множитель, делающий корректировку небольшой.

На рисунке 3 представлена зависимость ошибки персептрона от количества кластеров, выделенных картой самоорганизации.

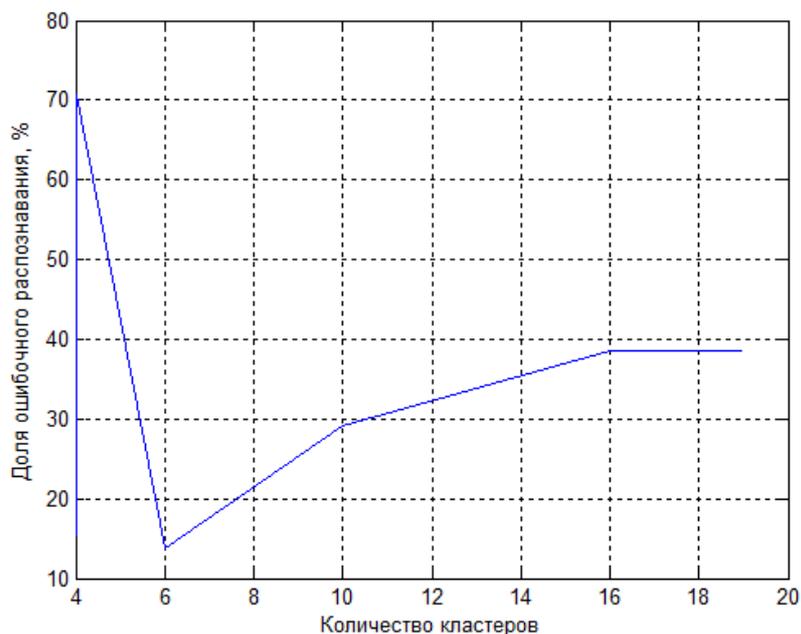


Рис. 3. – Зависимость количества ошибок от количества кластеров

Из графика видно, что с ростом количества классов фрагментов траектории уверенность их распознавания ухудшается. Кроме этого, использование четырех классов, как ранее, способствует минимальной ошибке. Использование шести классов не уменьшает ошибки, но требует больше памяти под большее количество нейронов и связей. При анализе полученных кластеров выявлено, что в один кластер с фрагментами прямолинейных движений попадали и фрагменты с поворотами. Поэтому автоматическое деление фрагментов на классы менее надёжно, чем экспертная оценка.

Для снижения количества ошибок распознавания, рассмотрим, каким образом можно усовершенствовать персептрон. Изначально количество нейронов в скрытом слое было равным 12, в соответствии с рекомендацией выбирать 30-50% от числа входных элементов, равного 36 [6]. Рассмотрим, как на ошибку распознавания влияет изменение этого количества. Обучено и протестировано семейство персептронов с количеством нейронов скрытого слоя от 11 до 20. График количества ошибок представлен на рисунке 4.

Видно, что надёжность распознавания практически не зависит от размерности скрытого слоя. Исходя из проведенного исследования, можно сделать следующие выводы:

- учебная выборка, составленная с помощью самоорганизации, не несёт надёжных знаний о фрагменте траектории;
- количество ошибок распознавания не зависит от размерности скрытого слоя персептрона;
- в связи с погрешностью определения координат торца электрода трекером и естественного дрожания руки сварщика сложно определить, какая именно точка снятой траектории является узловой;
- представляется целесообразным отображать реальную траекторию движения торца электрода совместно с идеальной, заданной экспертом, и на этом отображении производить оценку характеристик моторных навыков сварщика.

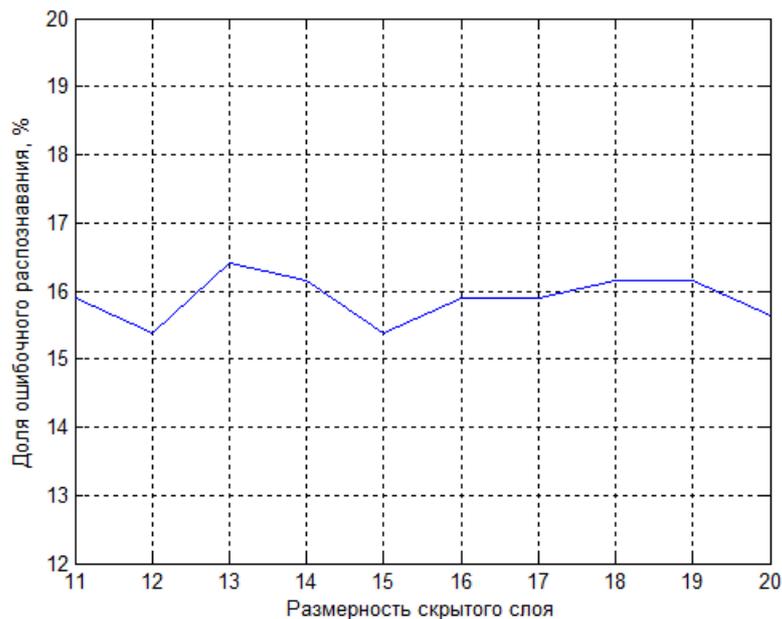


Рис. 4. – Зависимость количества ошибок от количества нейронов скрытого слоя

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Тудвасев, В.А. Ручная дуговая сварка. Техника и приёмы сварки. Практическое пособие для сварщиков [Текст] / В.А. Тудвасев. Книга 2. – Ростов н/Д: Ростиздат, 2012. – 216 с.
2. Березовский, Б.М. Математическое моделирование и оптимизация формирования различных типов сварных швов [Текст] / Б.М. Березовский. Математические модели дуговой сварки. Том 2. – Челябинск: ЮУрГУ, 2003. – 601 с.
3. Кривин, В.В. и др. Использование устройства координатного слежения Trackir для измерения координат электрода в мультимедийном тренажёре сварщика РДС [Текст] / В.В. Кривин, И.О. Ишигов, В.А. Толстов, А.А. Тямалов, Н.А. Симакова // Глобальная ядерная безопасность – 2014. – №3(12). – С. 73–77.
4. Толстов, В.А. и др. Модель анализатора траектории торца электрода в мультимедийном тренажёре сварщика [Текст] / В.А. Толстов, Е.А. Андреева, Л.О. Ишигова // Глобальная ядерная безопасность. – 2013. – №2(7). – С. 40–44.
5. Рутковский, Л. Методы и технологии искусственного интеллекта [Текст] / Л. Рутковский. Пер. с польск. – М.: Горячая линия–Телеком, 2010. – 520 с.
6. Каллан, Р. Основные концепции нейронных сетей: Пер. с англ. [Текст] / Р. Каллан. – М.: Изд-во «Вильямс», – 2001. – 267 с.

REFERENCES

- [1] Tudvasev V.A. Ruchnaya dugovaya svarka [The manual arc welding]. Tekhnika i priyomy svarki [The welding skills and technics]. Prakticheskoe posobie dlya svarschikov [Practice manual for welders]. Kniga 2 [Part 2]. Rostov-na-Donu [Rostov-on-Don]. Pub. Rostizdat [Rostizdat], 2012, 216 p. (in Russian)
- [2] Berezovskiy B.M. Matematicheskie modeli dugovoy svarki [The mathematical models of arc welding]. Tom 2 [Vol. 2]. Matematicheskoe modelirovanie i optimizatsiya formirovaniya razlichnykh tipov svarnykh shvov [The mathematical modeling and form optimization of welding joints of different types]. Chelyabinsk [Chelyabinsk]. Pub. YUrGU [YUrGU], 2003, 601 p (in Russian)
- [3] Krivin V.V., Ishigov I.O., Tolstov V.A., Tyamalov A.A., Simakova N.A. Ispolzovaniye ustroystva koordinatnogo slezheniya Trackir dlya izmereniya koordinat elektroda v multimediynom trenazhore svarschika RDS [The TRACKIR Coordinate Tracking Device Usage For Measurement Of Electrode Coordinates In The Multimedia Training System For Manual Arc Welding]. Globalnaya yadernaya bezopasnost [Global Nuclear Safety], 2014, №3, ISSN 2305-414X, pp.73–77. (in Russian)

- [4] Tolstov V.A., Andreeva E.A., Ishigova L.O. Model analizatora traektorii tortsa elektroda v multimediynom trenazhore srarschika [The model of the electrode tip trace analyzer for the multimedia welding training system]. *Globalnaya yadernaya bezopasnost* [Global Nuclear Safety], 2013, №2, ISSN 2305-414X, pp.40–44. (in Russian)
- [5] Rutkovskiy L. *Metody i tekhnologii iskusstvennogo intellekta* [The methods and technics of artificial intelligence]. M. Pub. Goryachaya liniya – Telekom [Hot Line – Telecom], 2010, ISBN 978-5-9912-0105-6, 520 p. (in Russian)
- [6] Kallan R. *Osnovnye kontseptsii neironnykh setey* [The general conceptions of neural networks]. M. Pub. Vilyams [Vilyams], 2001, ISBN 0-13-908732-X/5-8459-0210-X, 267 p. (in Russian)

The Cluster Analysis of Electrode Node Motion Track in Computer Simulator

V.A. Tolstov, V.V. Krivin, I.O. Ishigov, N.A. Kravtsova

*Volgodonsk Engineering Technical Institute the branch of
National Research Nuclear University «MEPhI»,
73/94 Lenin St., Volgodonsk, Rostov region, Russia 347360
e-mail: VITkafIUS@mephi.ru*

Abstract – The analysis of electrode node motion track moving over joint is not the simple task. This analysis is similar to pattern recognition solving by artificial neural networks. The article deals with usage of neural network for identifying motion track properties. This is the first time of solving this task by collaborated feed-forward network and self-organizing map of T. Kohonen. The method is developing and gives opportunity to construct the automatic system for welder's motion skills examination.

Keywords: welding, training system, neural network, self-organizing map.