

УДК 004.896

Метод самоорганизации нейронной сети для прогнозирования процессов со штрафом за сложность и произвольной структурой

И.Ф. Ясинский
ФГБОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И.Ленина»,
г. Иваново, Российская Федерация
E-mail: igor2266@yandex.ru

Авторское резюме

Состояние вопроса: В качестве одного из инструментов при компьютерном моделировании физических процессов в энергетике все чаще выступает нейросетевая технология. Она применяется в таких задачах, как прогнозирование нагрузки в электрических и тепловых сетях. При этом эффективность различных архитектур нейронных сетей может меняться в зависимости от типа решаемой задачи, и правильность выбора структуры до сих пор зависит от опыта исследователя. Поэтому актуальной проблемой является создание нейронной сети, способной автоматически настраивать свою структуру в процессе обучения.

Материалы и методы: Используются методы математического моделирования, теория нейросетевых технологий, прикладное программирование.

Результаты: Предлагается метод самоорганизации нейросети, выстраивающий ее структуру автоматически. Разработан и исследован алгоритм работы нейронной сети с самоорганизацией.

Выводы: Численные эксперименты с компьютерной программой, моделирующей работу нейронной сети с самоорганизацией, показали преимущество в скорости обучения по сравнению с сетями постоянной стандартной архитектуры. Предложенный алгоритм работы нейронной сети с самоорганизацией позволяет ускорить процесс обучения нейронной сети и повысить качество ее работы.

Ключевые слова: нейронная сеть, алгоритм самоорганизации, оптимальная структура, ассоциативный слой.

Neural Network Self-organization Method for Processes Prediction with Penalty for Complexity and Optional Structure

I.F.Yasinskiy
Ivanovo State Power Engineering University, Ivanovo, Russian Federation
e-mail: igor2266@yandex.ru

Abstract

Background: The neural network technology often acts as one of the tools in computer modeling of physical processes in power engineering. It is applied in load forecasting in electrical and heating systems. Efficiency of various architectures of neural networks can change depending on the type of a solved task. The optimality of a structure choice still depends on experience of the researcher. Therefore, an actual problem is the creation of a neural network with automatic adjustment of the structure in the training process.

Materials and methods: Methods of mathematical modeling, the theory of neural network technologies, applied programming are used.

Results: In this article the method of self-organization of the neural net, building its structure automatically, is offered. The operation algorithm of a neural network with self-organization is developed and researched.

Conclusions: Numerical experiments with the computer program modeling the neural network operation with self-organization showed the advantages in training speed in comparison with networks of constant standard architecture. The considered algorithm of the neural net with self-organization allows to accelerate the training process of the neural net and increase its operation quality.

Key words: neural network, algorithm of self-organization, optimal structure, associative layer.

Наука о нейронных сетях часто используется в компьютерном моделировании при исследовании физических процессов. Ее возможности решения задач в условиях неопределенности находят широкое применение в энергетике при прогнозировании электрической нагрузки и энергопотребления [1], стабилизации напряжения [2], технической диагностике энергетических систем и оборудования [3, 4] и т.п. Как отмечает в своих работах А.И. Галушкин, перечень задач применения нейрокомпьютеров в системах управления

энергетическими системами постоянно растет [5, 6]. Однако в науке о нейронных сетях наряду с хорошо изученными областями остаются вопросы, на которые еще предстоит ответить. Одним из них является выбор архитектуры, построение нейронной сети и подбор размеров скрытых слоев.

Известна методика, согласно которой число связей нейронной сети L_w определяется по формуле

$$\frac{mN}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \left(\frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (1)$$

где n – размерность входного сигнала; m – размерность выходного сигнала; N – число элементов обучающей выборки.

Выбрав значение L_w в соответствии с формулой (1), число нейронов L на скрытом слое будет определяться как [7]

$$L = \frac{L_w}{n + m}. \quad (2)$$

Однако данная формула лишь предлагает диапазон выбора числа весов и нейронов сети и имеет рекомендательный эмпирический характер.

Известны способы настройки числа нейронов в процессе обучения, которые обеспечивают построение нейронной сети для решения задачи и дают возможность избежать избыточности. Эти способы настройки можно разделить на две группы: конструктивные алгоритмы (constructive algorithms) и алгоритмы сокращения (pruning algorithms) [8].

В основе алгоритмов сокращения лежит принцип постепенного удаления из нейронной сети синапсов и нейронов. В начале работы алгоритма обучения с сокращением число нейронов в скрытых слоях сети заведомо избыточно. Алгоритмы сокращения имеют по крайней мере два недостатка. Первый заключается в отсутствии методики определения числа нейронов скрытых слоев, которое является избыточным, поэтому перед началом работы алгоритма нужно угадать это число. Второй недостаток – в процессе работы алгорит-

ма сеть содержит избыточное число нейронов, поэтому обучение идет медленно.

В конструктивных алгоритмах число нейронов в скрытых слоях изначально мало и постепенно увеличивается. В отличие от описанной методики, в конструктивных алгоритмах сохраняются навыки, приобретенные сетью до увеличения числа нейронов.

Конструктивные алгоритмы различаются правилами задания значений параметров в новых добавленных в сеть нейронах:

- 1) значения параметров – случайные числа из заданного диапазона;
- 2) значения синаптических весов нового нейрона определяются путем расщепления (splitting) одного из старых нейронов.

Убирать из сети – расщеплять – нейроны, векторы изменений которых имеют два преимущественных направления, необходимо потому, что наличие таких нейронов приводит к осцилляциям при обучении классическим методом обратного распространения. При обучении методом с интегральной функцией ошибки наличие таких нейронов приводит к попаданию сети в локальный минимум с большим значением ошибки. Самым большим недостатком алгоритма является экспоненциальный рост времени вычислений при увеличении размерности сети.

Нами предлагается метод, при котором нейронная сеть будет оптимально изменять свою структуру в процессе обучения для достижения наиболее высоких показателей качества своей работы (рис. 1).

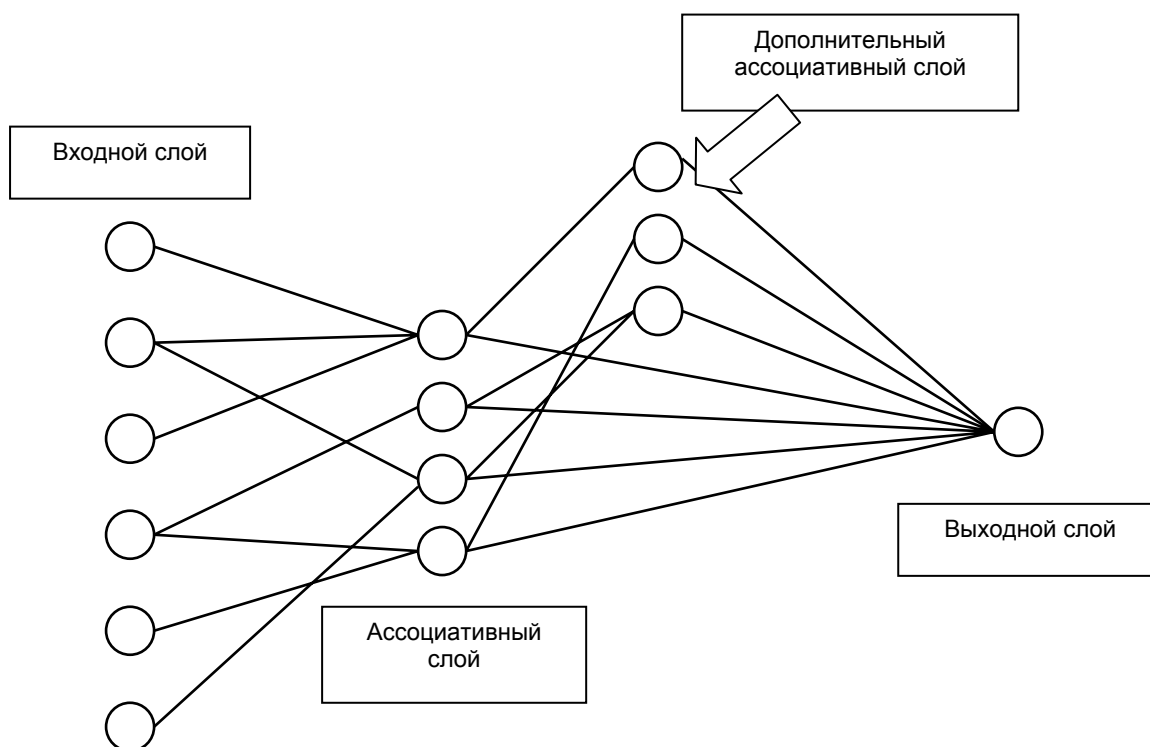


Рис. 1. Структура нейронной сети с добавлением ассоциативных слоев

Разработанный метод включает несколько блоков:

1. Достаивание активного скрытого слоя. Выражается в добавлении нейронов на скрытый слой.

2. Добавление новых скрытых слоев при превышении установленного допустимого количества нейронов на текущем активном слое. При образовании нового слоя число нейронов на заполненном слое замораживается, нейроны могут добавляться только на новом слое.

3. Ветвление процесса обучения. Здесь определяется – было ли предыдущее изменение структуры нейронной сети удачным в соответствии с неравенством

$$Q > Q' + S, \quad (3)$$

где Q , Q' – целевые функции ошибки соответственно до и после изменений; S – штраф за сложность при добавлении нейронов.

Существуют различные подходы к оценке S , однако лучше всех зарекомендовал себя следующий метод:

$$S = \alpha \sum_{i=1}^N |w_i|, \quad (4)$$

где α – константа; w_i – весовые коэффициенты нейронной сети; N – общее количество весов.

Если в результате добавления нейронов или введения нового скрытого слоя обучаемость нейронной сети стала хуже, то происходит возврат к последней удачной структуре и восстанавливаются соответствующие ей значения весовых коэффициентов.

Этот метод применим к любому алгоритму обучения нейронной сети с учителем.

Помимо описанных блоков, алгоритм самоорганизации может быть дополнен процедурами подстройки порогов согласно Головки [9]. Благодаря введенной методике подстройки порогов сигнал на входе нейрона оказывается на рабочем участке функции активации, что приводит к более быстрому обучению. В этом случае прямой и обратный ход алгоритма обратного распространения ошибки запишутся в следующем виде:

• *прямой ход*:

$$O_j = F \left(\sum_{i=1}^{N_j} W_{ij} O_i - T_j \right), \quad j = 1, 2, \dots, N_j, \quad (5)$$

$$O_k = F \left(\sum_{j=1}^{N_j} W_{jk} O_j - T_k \right); \quad k = 1, 2, \dots, N_k, \quad (6)$$

$$F(z) = 1/(1 + \exp(-z)), \quad (7)$$

где O_i , O_j , O_k – выходные значения нейронов слоев i , j , k соответственно; F – пороговая S-образная функция слоев j и k ; T_j , T_k – величины, отвечающие за подстройку порогов.

Полученный на выходе результирующий вектор O_k , $k = 1, 2, \dots, N_k$, сравнивается с тре-

буемым ответом Y_k . Вычисляются составляющие ошибки:

$$\delta_k'' = Y_k - O_k, \quad (8)$$

и выполняется обратный ход;

• *обратный ход*, в процессе которого

корректируются веса W_{ij}^l , W_{jk}^l :

$$W_{jk}^{l,r+1} = W_{jk}^{l,r} + \eta O_j \delta_k'', \quad (9)$$

$$T_k^{r+1} = T_k^r + \eta \delta_k'', \quad (10)$$

$$\delta_j^l = O_j (1 - O_j) \sum_{k=1}^{N_k} W_{jk}^l \delta_k'', \quad (11)$$

$$W_{ij}^{l,r+1} = W_{ij}^{l,r} + \eta O_i \delta_j^l, \quad (12)$$

$$T_j^{r+1} = T_j^r + \eta \delta_j^l, \quad (13)$$

где верхние индексы r , $r + 1$ означают номер коррекции.

Проведенные численные эксперименты (рис. 2) показали, что при использовании изложенной методики и начиная обучение нейронной сети с небольшим количеством нейронов на скрытом слое удается добиться наиболее высоких процентов обучения по сравнению со стандартными способами. Программа испытывалась на сложной стохастической функции, которая охватывает все возможные ситуации с нагрузкой в энергетических сетях, а также другие случаи.

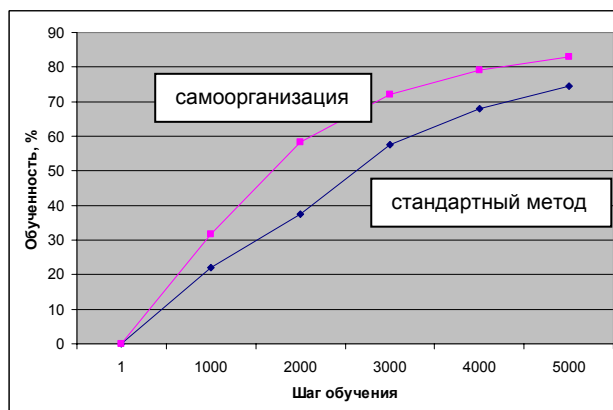


Рис. 2. Процессы обучения нейронной сети с самоорганизацией и постоянным числом нейронов на скрытом слое

Заключение

Предложенный метод самоорганизации нейронной сети, выполняемый в процессе обучения, позволяет добавлять нейроны и новые ассоциативные слои для достижения оптимальных параметров обучения. Численные эксперименты с компьютерной программой, моделирующей работу такой нейронной сети, показали преимущество в скорости обучения по сравнению с сетью стандартной постоянной архитектуры.

Список литературы

1. Староверов Б.А., Мормылев М.А. Комплексное применение нейронных сетей для автоматизации прогнозирования электропотребления на региональном уровне // Вестник ИГЭУ. – 2009. – № 4. – С. 1–4.
 2. Основанный на искусственной нейронной сети метод оценки состояния электростанций // Тр. междунар. конф. по нейронным сетям. Нагоя, 25–29 октября, 1993: IJCNN'93. Сб. 2. – Нагоя, 1993. – С.1523–1526.
 3. ЛаСала М., Тровато М., Торелли Ф. Нейросетевой метод контроля стабильности напряжения // IEEE Trans. on Power Systems. Сб.11. – Август 1996. – № 3.
 4. Михалик-Миежарска Г., Миежарски В. Применение нейронных сетей для оценки динамического состояния синхронных генераторов // Dynamic state estimation of a synchronous generator using neural-networks techniques: конф «Prepr. Pap. Control'92» 2–4 ноября, 1992 / Nat. Cont. Publ. / Inst. Eng., Австр. – 1992. – № 92/15. – С. 21–28.
 5. Галушкин А.И. Применение нейрокомпьютеров в энергетических системах. – М.: Научный центр нейрокомпьютеров, 1997.
 6. Галушкин А.И. Нейронные сети. Основы теории. – М.: Изд-во «Горячая Линия – Телеком», 2010.
 7. Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: учеб. пособие. – М.: Изд-во физ.-мат. лит., 2001.
 8. Отчет по научно-исследовательской работе «Создание аналитического обзора информационных источников по применению нейронных сетей для задач газовой технологии» / А.И. Копосов, И.Б. Щербачков, Н.А. Кисленко и др. – М.: ВНИИГАЗ, 1995.
 9. Головкин В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 10: учеб. пособие для вузов / под ред. А. И. Галушкина. – М.: ИПРЖР, 2000. (Нейрокомпьютеры и их применение).
- zatsii prognozirovaniya elektropotrebleniya na regional'nom urovne [Complex Usage of Neural Networks for Prediction Automation of Electro Consumption on Regional Level]. *Vestnik ISPU*, 2009, no. 4, pp.1–4.
2. Osnovanny na iskusstvennoy neyronnoy seti metod otsenki sostoyaniya elektrostantsiy [The Estimation Method of Power Plants State Based on Artificial Neural Network]. *Trudy mezhdunarodnoy konferentsii po neyronnym setyam, t. 2* [Works of the International Conference of Neural Networks, vol. 2]. Nagoya, 1993, pp. 1523–1526.
 3. LaScala, M., Trovato, M., Torelli, F. Neyrosetevoy metod kontrolya stabil'nosti napryazheniya [The Neural Network Control Method of Voltage Stability]. *IEEE Trans. on Power Systems*, Aug. 1996, vol.11, no. 3.
 4. Mikhailik-Miezharska, G., Miezharski, V. Primenenie neyronnykh setey dlya otsenki dinamicheskogo sostoyaniya sinkhronnykh generatorov [The Usage of Neural Networks for Estimating Synchronous Generators Dynamic State]. *Conf. «Prepr. Pap. Control'92»*. Nat. Cont. Publ. Austral, 1992, no. 92/15, pp. 21–28.
 5. Galushkin, A.I. *Primenenie neyrokomp'yutеров v energeticheskikh sistemakh* [Neurocomputer Applications in Power Engineering Systems]. Moscow, Nauchnyy tsentr neyrokomp'yutеров, 1997.
 6. Galushkin, A.I. *Neyronnye seti. Osnovy teorii* [Neural Networks. Foundations of the Theory]. Moscow, Izdatel'stvo «Goryachaya Liniya – Telekom», 2010.
 7. Kruglov, V.V., Dli, M.I., Golunov, R.Yu. *Nechetkaya logika i iskusstvennye neyronnye seti* [Fussy Logic and Artificial Neural Networks]. Moscow, Izdatel'stvo fiziko-matematicheskoy literatury, 2001.
 8. Kuposov, A.I., Shcherbakov, I.B., Kislenco, N.A., Kislenco, O.P., Varivoda, U.V. *Otchet po nauchno-issledovatel'skoy rabote «Sozdanie analiticheskogo obzora informatsionnykh istochnikov po primeneniyu neyronnykh setey dlya zadach gazovoy tekhnologii»* [The Report on Research Work «Creation of the Analytical Review of Information Sources on Application of Neural Networks for Problems of Gas Technology»]. Moscow, VNIIGAZ, 1995.
 9. Golovko, V.A. *Neyronnye seti: obuchenie, organizatsiya i primeneniye, kn.10* [Neural Networks: Teaching, Organization and Application, book 10]. Moscow, IPRZhR, 2000.

References

1. Staroverov, B.A., Mormylev, M.A. Kompleksnoe primeneniye neyronnykh setey dlya avtomati-

Ясинский Игорь Федорович,
ФГБОУВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»,
кандидат технических наук, доцент кафедры высокопроизводительных вычислительных систем,
e-mail: igor2266@yandex.ru