

## ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХОПФИЛДА ДЛЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ ПОДБОРКИ КПЭ ДЛЯ РУКОВОДИТЕЛЕЙ КОМПАНИЙ

Д.М. Кравченко<sup>1,a</sup>, Э.Г. Никонов<sup>1,2,b</sup>

<sup>1</sup> Государственный университет «Дубна», Дубна, Московская область, 141980, Россия.

<sup>2</sup> Объединённый институт ядерных исследований, Жюлио Кюри 6, Дубна, Московская область, 141980, Россия.

E-mail: <sup>a</sup> kradenis@gmail.com, <sup>b</sup> e.nikonov@jinr.ru

Данная статья посвящена исследованию процесса автоматизации подбора ключевых показателей эффективности для руководителей компаний. Исследования проводились с использованием ассоциативной нейронной сети Хопфилда. Однако оригинальная версия алгоритма ассоциативной нейронной сети Хопфилда смогла распознать только половину тестовых данных. Поэтому алгоритм был модифицирован и адаптирован для решения сформулированной выше задачи исследования. Модифицированный алгоритм ассоциативной нейронной сети Хопфилда позволил распознать все необходимые тестовые наборы ключевых показателей эффективности, что дало возможность существенно увеличить степень адекватности рекомендаций, полученных системой поддержки принятия решений (СППР) руководителя предприятия.

Ключевые слова: нейронная сеть Хопфилда, КПЭ, машинное обучение, распознавание образов, ИНС, ассоциативная память, информационная система, СППР, аттрактор.

© 2018 Денис М. Кравченко, Эдуард Г. Никонов.

## 1. Введение

Распознавание образов широко применяется во многих областях жизни. Банкоматы используют его для проверки подлинности купюр, государственная инспекция безопасности дорожного движения отслеживает номерные знаки, нарушающих правила автомобилей, и даже телефоны с помощью создания 3D-снимка лица своего владельца позволяют разблокировать их одним взглядом. Однако на качество работы алгоритмов влияет коррелированность распознаваемых образов, их зашумлённость или процент искажения, а также множество других нюансов [1]. Денежные банкноты могут иметь порезы, номерные знаки испачканы грязью, а пользователь смартфона может отрастить бороду или набрать вес.

Для решения задач распознавания образов применяют методы машинного обучения, в частности, методы, основанные на использовании искусственных нейронных сетей (ИНС). Реализация ИНС была подсмотрена у природы и похожа на сети нервных клеток живого организма. Работа ИНС повторяет некоторые функции головного мозга и делится на два этапа: обучение нейронной сети, которое позволяет ей выстраивать собственные правила с помощью весовых коэффициентов и распознавание, построенное на основе собранных данных (опыта).

Одной из сетей является автоассоциативная рекуррентная сеть Хопфилда, которая является однослойной нейронной сетью, в которой каждый нейрон связан со всеми. Это позволяет реализовать ассоциативную память. Главная задача ассоциативной памяти сводится к запоминанию входных (обучающих) выборок таким образом, чтобы при представлении новой выборки система могла сгенерировать ответ – какая из запомненных ранее выборок наиболее близка к поступившему образу [2]. Данная нейронная сеть меняет своё внутреннее состояние каждую итерацию и останавливается, когда текущее совпадает с предыдущим, в данном случае говорят, что нейронная сеть сошлась к одному из состояний, сохраненных в её памяти. Если же в памяти не обнаружен похожий образ, ИНС может выдать несуществующий аттрактор.

## 2. Алгоритм работы нейронной сети Хопфилда

В качестве образов для обучения подаваемых на вход нейронной сети Хопфилда предполагается использовать матрицу  $W[i, j]$ , где  $i$  и  $j = 1, \dots, N$  где закрашенные клетки равны 1, а пустые  $-1$ . В результате построчного склеивания получим вектор  $X = [x_1, \dots, x_n]$ . Количество образов, которые сможет распознавать ИНС, зависит от размера матрицы  $n$  и количества образов, на которых проводилось обучение  $M$ .

Обучение нейронной сети состоит в том, что для каждого вектора  $X$  нужно модифицировать веса  $W[i, j] = W[i, j] + X[i] + X[j]$ . После чего обнулить диагональ полученной матрицы, поскольку данная связь обозначает замыкание нейрона на самого себя (Рис. 1).

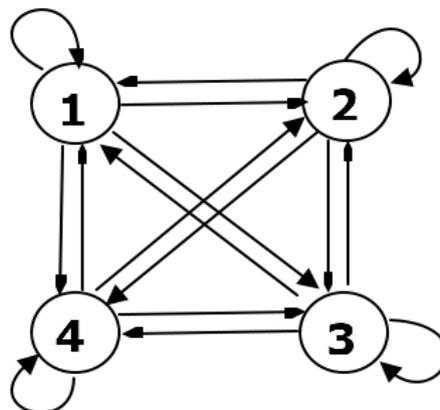


Рисунок 1. Связывание нейронов матрицы  $4 \times 4$

Распознавание заключается в умножение матрицы  $W[i, j]$  на испорченный вектор  $Y = [y_1, \dots, y_n]$  до тех пор, пока нейронная сеть не сойдется к искомому образу или же сойдется к образу, который отсутствует в её памяти [3].

### 3. Применение Хопфилда для автоматизированной подборки КПЭ

В прототип корпоративной информационной системы был внедрен «wizard», который должен выдавать рекомендации руководителю предприятия основываясь на прецедентах, хранящихся в базе данных (Рис. 2). После каждого выбора бинарный вектор обрабатывается нейронной сетью для поиска наиболее похожего совпадения в базе.

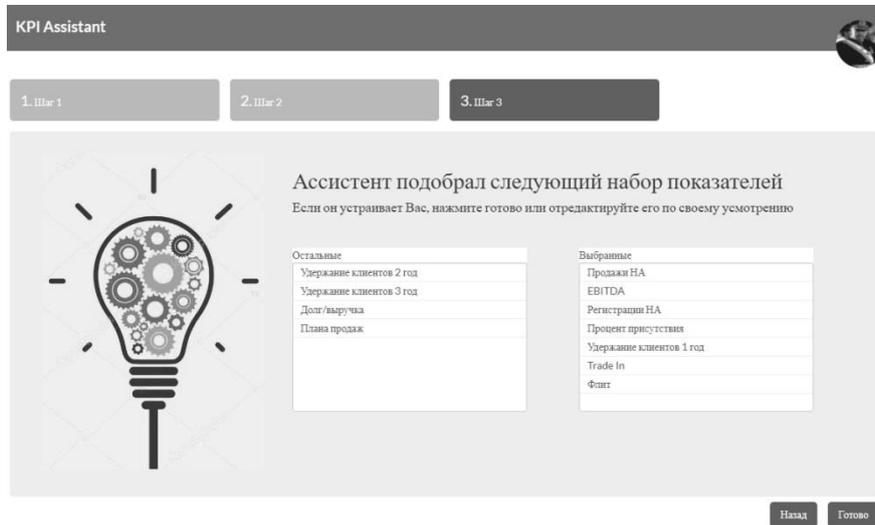


Рисунок 2. Подбор показателей ассистентом

Допустим, что два пользователя выбирали наборы КПЭ из одиннадцати доступных, тогда в базе будут находиться два вектора.

Таблица 1. Наборы КПЭ двух пользователей

	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10	k11
u1	-1	-1	-1	-1	-1	1	1	1	1	1	1
u2	1	1	1	1	1	1	-1	-1	-1	-1	-1

Таблица 2. Матрица  $W$  с обнулённой диагональю

0	2	2	2	2	0	-2	-2	-2	-2	-2
2	0	2	2	2	0	-2	-2	-2	-2	-2
2	2	0	2	2	0	-2	-2	-2	-2	-2
2	2	2	0	2	0	-2	-2	-2	-2	-2
2	2	2	2	0	0	-2	-2	-2	-2	-2
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
-2	-2	-2	-2	-2	0	0	2	2	2	2
-2	-2	-2	-2	-2	0	2	0	2	2	2
-2	-2	-2	-2	-2	0	2	2	0	2	2
-2	-2	-2	-2	-2	0	2	2	2	0	2
-2	-2	-2	-2	-2	0	2	2	2	2	0

Умножим матрицу  $W$  на входной набор (зашумлённый образ) выбранный новым пользователем системы: 11111-1-1-1-1-1 и получим второй набор КПЭ из базы данных. На простом примере все сработало так, как и ожидалось. Однако в реальной системе количество пользователей, как и их векторов, будет значительно больше, поэтому попробуем применить то же самое на возросших данных.

Таблица 3. Наборы КПЭ шести пользователей

	k1	k2	k3	k4	k5	k6	k7	k8	k9	k10	k11
u1	1	1	-1	1	1	-1	1	1	1	-1	-1
u2	1	1	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1
u3	-1	1	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	-1
u4	1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
u5	1	1	1	1	1	-1	-1	1	1	-1	1
u6	1	1	1	-1	-1	1	-1	1	-1	-1	1

Таблица 4. Матрица W для 6 векторов пользователей

0	4	-2	2	2	-2	-2	4	2	-4	2
4	0	0	4	0	0	-4	2	0	-6	0
-2	0	0	-2	-2	2	-2	0	-2	0	2
2	4	-2	0	2	-2	-2	0	2	-4	-2
2	0	-2	2	0	-2	2	4	2	0	-2
-2	0	2	-2	-2	0	-2	0	-6	0	-2
-2	-4	-2	-2	2	-2	0	0	2	4	-2
4	2	0	0	4	0	0	0	0	-2	0
2	0	-2	2	2	-6	2	0	0	0	2
-4	-6	0	-4	0	0	4	-2	0	0	0
2	0	2	-2	-2	-2	-2	0	2	0	0

В полученной матрице W содержится большое количество чисел больше нуля, это говорит о том, что данные векторы пересекаются во многих местах и алгоритм может сойтись к несуществующим аттракторам.

Для теста испортили четвёртый вектор до состояния:

-1	1	-1	1	-1	-1	-1	-1	1	-1	1
----	---	----	---	----	----	----	----	---	----	---

Предположение подтвердилось – алгоритм не сошёлся ни к одному из внесённых в базу векторов и выдал на второй итерации несуществующий аттрактор:

-1	-1	1	-1	-1	1	-1	-1	-1	1	1
----	----	---	----	----	---	----	----	----	---	---

Это говорит о чувствительности ассоциативной сети Хопфилда к высокоррелирующим данным. Попробуем немного модифицировать алгоритм и применить случайную мутацию при схождении к несуществующему вектору, как это делается в генетических алгоритмах.

Для проверки предположения был запущен цикл на десять итераций, но ни в одной из них испорченный вектор не был восстановлен, что позволяет утверждать о нецелесообразности применения данного подхода.

Построим матрицу корреляции (Таб. 5), чтобы понять какие вектора могут влиять на распознавание искомого четвёртого. Из таблицы видно, что это первый и пятый. Уберём данные вектора, и запустим распознавание ещё раз.

Таблица 5. Матрица корреляции

	u1	u2	u3	u4	u5	u6
u1	1	0,45	-0,21	0,31	0,39	-0,31
u2	0,45	1	0,31	0,1	0,26	0,27
u3	-0,21	0,31	1	0,07	0,04	0,31
u4	0,31	0,1	0,07	1	0,56	0,1
u5	0,39	0,26	0,04	0,56	1	0,26
u6	-0,31	0,27	0,31	0,1	0,26	1

Вектор четвертого пользователя был распознан на первой итерации. Теперь попробуем разбить множество из 6 векторов, на подмножества, содержащие только три вектора (1,2,3; 1,3,4; 1,4,5; .. и т.д.). Это позволит уменьшить корреляцию внутри данных небольших групп, после чего для каждой из них будет построена своя матрица весов. Ответом будет считаться схождение наибольшего количества подгрупп к тому или иному вектору.

На примере четвертого вектора видим, что 12 раз алгоритм посчитал, что это 4-ый вектор, два раза, что 2-ой и один раз 10-ый и 3-ий, поэтому распознавание произошло верно. После запуска его на всех искажённых векторах из базы было получено стопроцентное распознавание (Таб. 6).

Таблица 6. Распознавание образов

Искаженный вектор	Распознанный вектор	Итог
-1 1 -1 1 1 -1 1 1 1 1 -1	1 1 -1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 -1	Верно
-1 1 -1 1 1 1 1 -1 1 -1 -1 -1	1 1 -1 1 1 1 1 -1 1 -1 -1 -1	Верно
-1 1 1 1 -1 -1 1 1 -1 -1 1 -1 -1	-1 1 1 1 1 -1 1 1 -1 -1 -1 -1 -1	Верно
-1 1 -1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 -1 1	1 1 -1 1 -1 -1 -1 -1 1 1 -1 1	Верно
1 1 1 1 1 1 1 -1 1 1 1 -1 1	1 1 1 1 1 1 -1 -1 1 1 1 -1 1	Верно
-1 1 1 1 -1 -1 1 1 -1 1 -1 -1 1	1 1 1 1 -1 -1 1 1 -1 1 -1 -1 1	Верно

## 4. Заключение

Проведенная модификация алгоритма Хопфилда позволила адаптировать его для решения задачи подбора ключевых показателей эффективности в СППР системе руководителя. Разработанный авторами алгоритм смог распознать все зашумленные вектора тестовой выборки. Конечной целью исследования является увеличение степени автоматизации проектируемой экспертной системы на основе повышения адекватности рекомендаций полученных системой поддержки принятия решений.

## Список литературы

- [1] О качестве восстановления образов искусственной нейронной сетью Хопфилда / И.В. Колбасина, Е.Д. Старовойт, С.С. Бежитский // Решетневские чтения. – 2013.
- [2] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации: пер. с англ. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344с.
- [3] Шамин Р.В. Лекции по искусственному интеллекту и машинному обучению: [Электронный ресурс]: Лекция №3. Нейронная сеть Хопфилда. Электрон. версия печат. публ. URL: <http://ai.lector.ru/?go=lection03> (дата обращения: 01.06.2018).

## **THE USE OF HOPFIELD NEURAL NETWORK FOR AUTOMATED SELECTION OF KPI FOR HEADS OF THE COMPANIES**

**D.M. Kravchenko**<sup>1,a</sup>, **E.G. Nikonov**<sup>1,2,b</sup>

<sup>1</sup> *Dubna State University, Dubna, Moscow region, 141980, Russia*

<sup>2</sup> *Joint Institute for Nuclear Research, 6 Joliot-Curie, Dubna, Moscow region, 141980, Russia*

E-mail: <sup>a</sup>kradenis@gmail.com, <sup>b</sup>e.nikonov@jinr.ru

This article is devoted to the study of the automation of the selection of key performance indicators for company executives. The studies were performed using the Hopfield associative neural network. However, the original version of the Hopfield associative neural network algorithm was able to recognize only half of the test data. Therefore, the algorithm was modified and adapted to solve the research problem formulated above. The modified algorithm of the Hopfield associative neural network allowed us to recognize all the necessary test sets of key performance indicators, which made it possible to significantly increase the adequacy of the recommendations received by the decision support system (DSS) of the head of the companies.

**Keywords:** Hopfield neural network, KPI, machine learning, image recognition, ANN, associative memory, information system, DSS, attractor.

© 2018 Denis M. Kravchenko, Eduard G. Nikonov