

цепочки фактов, представленных концептами, акциями и их атрибутами и распознаваемых ЛП с использованием лексической БД, аналогичной упомянутой выше БД MModWN [13].

Заключение. Привлечение средств развитого лингвистического анализа текста, опирающихся на знания о ЕЯ, реализация cross-language функциональности за счёт механизма дополнения ключевых слов ПОЗа с помощью многоязычной лексической БД, обеспечивающей транслитерацию составляющих ПОЗа на основании учёта семантических отношений между их переводными эквивалентами, позволяет быстро и эффективно минимизировать ПП, тем самым не только обеспечивая возможность качественного решения задачи автоматического распознавания ЗФ на лексико-грамматическом, но и на семантическом уровне ЕЯ.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Manning, C. Introduction to Information Retrieval / C. Manning, P. Raghavan, H. Schütze. – 1 edition. – Cambridge University Press, 2008. – 496 p.
2. Крапивин, Ю.Б. К задаче автоматического распознавания воспроизведенных фрагментов текстовых документов / Ю.Б. Крапивин // Вестник БрГТУ : Физика, математика, информатика. – 2009. – № 5(59). – С. 120–123.
3. Чеусов, А.В. Разработка алгоритмов и технологии построения многоязычного базового лингвистического процессора : дис. канд. тех. наук. / Чеусов А.В. – Минск, 2013. – 116 с.
4. Lancaster-Oslo-Bergen Corpus [Электронный ресурс]. – 2017. – Режим доступа: <http://www.hit.uib.no/icame/lobman/lob3.html> / – Дата доступа : 17.09.2017.
5. Совпель, И.В. Автоматическое распознавание основных типов знаний в текстовых документах / И.В. Совпель // Искусственный интеллект. – 2007. – № 3. – С. 328–332.
6. WordNet [Электронный ресурс]. – 2017. – Режим доступа : <http://wordnet.princeton.edu/> – Дата доступа : 17.09.2017.
7. Крапивин, Ю.Б. Автоматическое определение языка текстового документа для основных европейских языков / Ю.Б. Крапивин // Информатика. – 2011. – № 31 июль-сентябрь. – С. 112–116.
8. Мамчич, А.А. Модели и алгоритмы информационного поиска в многоязычной среде на основе тематических и динамических корпусов текстов: дис. канд. тех. наук. / А.А. Мамчич – Минск, 2011. – 122 с.
9. Крапивин, Ю.Б. Автоматический поиск заимствованных из Интернет-источников фрагментов / Ю.Б. Крапивин // Искусственный интеллект. – 2012. – № 4. – С. 183–189.
10. Постоногов, Д.Ю. К вопросу многоязычности систем инженерии знаний и их приложений / Д.Ю. Постоногов, И.В. Совпель // Искусственный интеллект. – 2006. – № 3. – С. 474–479.
11. Отчет о научно-исследовательской работе «Разработать технологию и инструментально-программный комплекс распознавания в диссертационных работах случаев заимствования без ссылок на авторов» – Минск, 2009. – 51 с.
12. Воронков, Н.В. Методы, алгоритмы и модели систем автоматического реферирования текстовых документов: дис. канд. тех. наук / Н.В. Воронков – Минск, 2007. – 165 с.
13. Крапивин, Ю.Б. Функциональность cross-language в задаче автоматического распознавания семантически эквивалентных фрагментов текстовых документов / Ю.Б. Крапивин // Искусственный интеллект. – 2013. – № 4. – С. 187–194.

Материал поступил в редакцию 26.12.2017

KRAPIVIN Yu.B. The linguistic analysis of the text in a problem of automatic recognition of the borrowed fragments of text documents

The requirements for the needed level of the automatic linguistic analysis of the text with the purpose of automatic recognition of the adopted fragments of the text documents were formulated. Methods of qualitative improvement of the solving the problem via the usage of facilities of specialized linguistic resources are proposed. They afford to perform the analysis up to semantic-syntactic level of the language.

УДК 338.2:681.3

Матюшков А.Л., Матюшкова Г.Л.

НЕЙРОННАЯ СЕТЬ ДЛЯ УСТАНОВЛЕНИЯ РЕЙТИНГА ОБЪЕКТА

Введение. В прикладном плане знание рейтинга объекта широко используется при покупке различного оборудования, программных продуктов, рекламе и т. д.

Автоматизация установления рейтинга объекта позволяет обеспечить недостающим инструментом задачу комплексного принятия решения.

Современные методы принятия решений широко начинают использовать различные типы сетей [1, 2, 3], включая их настройку и обучение на специфику решаемых задач.

Многие объекты иногда необходимо расположить в порядке возрастания их рейтинга или выбрать из них более подходящий в порядке его убывания.

Основой для решения задачи часто служат численные оценки, расположенные в произвольном порядке.

Таким образом, после выполнения специфических расчётов задача сводится к присвоению каждому члену ряда (результату) своего номера (рейтинга) относительно объявленного критерия важности (простейший случай – цена, вес, объём, площадь и т. п.). Далее в порядке рейтинга выбирают приемлемый для заказчика объект.

Эту задачу можно свести к присвоению членам положительного

ряда номеров с целью установления их значимости с помощью многослойной нейронной сети всего из шести нейронов при её обучении методом обратного распространения ошибок, описанного с рекомендациями по выбору параметров сети в [1]. Нами добавлена следующая модификация: указана конкретная активационная функция $y = 1 / (1 + e^{-x})$ для всех нейронов скрытых слоёв и предложена своеобразная функция смещения для определения результата на выходе сети как ближайшего целого числа к положительному аргументу, что позволило получать рейтинг в требуемой форме, обучение сети завершается при нулевой ошибке.

Чтобы показать характер особенностей применения нейросетевых методов, проиллюстрируем их использование для поиска рейтинга любого из 6 заданных объектов по их описаниям в виде ряда положительных действительных чисел с помощью многослойной нейронной сети (рис. 1).

Её структура определяется из характера задачи:

- первый слой включает нейроны 1 и 2 входы;
- второй (скрытый) слой включает нейроны 3, 4, 5;
- и третий слой включает нейрон 6 выход.

Матюшков Александр Леонидович, к.т.н., доцент Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники. Беларусь, БГУиР, 220013, г. Минск, ул. П. Бровки, 6.

Матюшкова Галина Леонидовна, научный сотрудник ОИПИ НАН Беларуси. Беларусь, 220012, г. Минск, ул. Сурганова, 6.

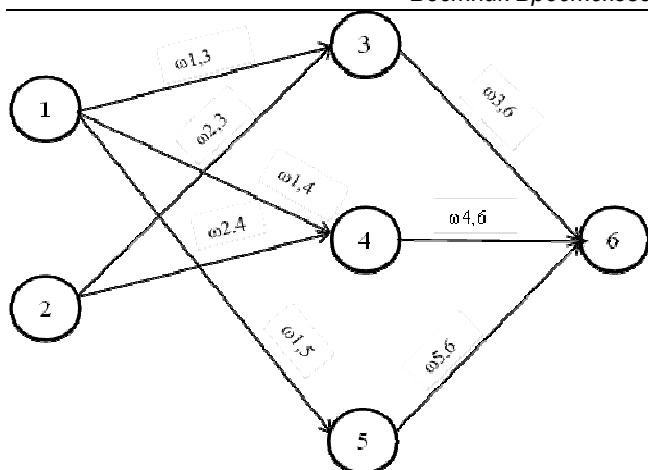


Рисунок 1 – Многослойная нейронная сеть для установления рейтинга объекта

Первоначальные веса стрелок ω_{ij} устанавливаются в соответствии с рекомендациями в [1] из интервала (-1; 1), значения x_i всех входящих в вершину i стрелок получаются как произведения их весов на входы от вершин слева, рабочие значения входов 1 и 2 масштабируются путем умножения на 0.1 для их приведения в интервал, эффективный для использования сигмоиды в данной задаче; значения в вершинах графа 3,4,5 (y_i) получаются как результаты от функций $y=1/(1+e^{-x_i})$; $y_6 = x_6$; выход (рейтинг) получается как целое число при вычислении функции $y = \text{round}((y_6+10b), 0)$, т. е. ближайшее целое число к значению выражения в скобках.

Обучение осуществлялось на массиве из $n=6$ объектов методом обратного распространения ошибок [1] и было получено с помощью системы Маткад в виде следующих результатов: $\omega_{13} = 0.18$; $\omega_{14} = -0.15$; $\omega_{15} = 0.69$; $\omega_{23} = 0.11$; $\omega_{24} = 0.44$; $\omega_{25} = -0.17$; $\omega_{36} = 0.44$; $\omega_{46} = 0.52$; $\omega_{56} = 0.7$; $h = 0.85$ (норма обучения), A (число положительных разностей при вычитании из искомого для рейтинга показателя всех остальных $(n-1)$ поочередно, вход $1-a=A/10$, вход $2-b=[(n-1)/10-(a)]$. Результат (рейтинг) в данном случае определяется по возрастанию чисел на выходе (1-самый высокий рейтинг). Его легко можно перевести и в результат с отсчетом по убыванию номеров в порядке значимости членов ряда $(n+1-y)$.

Покажем, что результат годится и для других аналогичных множеств при n от 6 до 50. Пусть множество содержит следующий ряд из 15 чисел: 15.1; 15.3; 14.8; 13.5; 12.5; 16.7; 15.4; 14.5; 13.8; 12.6; 17.1; 14.2; 13.3; 16.1; 14.9. Найдём рейтинг для выделенного жирным шрифтом числа. Исходные данные для расчётов будут включать названные веса стрелок в обученной сети, входы 1 и 2 ($a=0.5$ и $b=0.9$) и $n=15$. Тогда цепочка вычислений будет такой: $x_3=\omega_{13} \cdot a+\omega_{23} \cdot b=0.189$; $y_3=0.547$; $x_4=\omega_{14} \cdot a+\omega_{24} \cdot b=0.321$; $y_4=0.58$; $x_5=\omega_{15} \cdot a+\omega_{25} \cdot b=-0.498$; $y_5=0.378$; $x_6=\omega_{36} \cdot y_3+\omega_{46} \cdot y_4+\omega_{56} \cdot y_5=0.807$; $y_6=0.807$; $y=\text{round}((0.807+9), 0) = 10$, что подтверждает успешность обучения и для контрольного примера. Аналогичные результаты получаются не только для любого члена этого множества, но и для других примеров, встречающихся на практике, так как маловероятно изучение более 50 альтернатив.

По сути дела описанная сеть отражает закон вычисления рейтинга для любого заданного члена ряда.

Использование нейронных сетей после их обучения позволяет сразу получить № объекта в рейтинге. Сеть, описанная в системе Маткад после обучения при одном щелчке сразу выдаёт результат, а при обучении при одном щелчке можно получить также параметры следующего шага обучения, что позволяет быстро завершить его в диалоговом режиме.

Качественные показатели рекомендуется оценивать в баллах, что позволяет сохранить единую методику расчётов. Необходимость получения ответа в целых числах потребовала для прекращения обучения нулевой ошибки, т. е. абсолютного совпадения теоретического и вычисленного сетью результата.

СПИСОК ЦИТИРОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Aveal Обучение нейронной сети. Алгоритм обратного распространения ошибок. Электронный ресурс. Microtechnics. : Режим доступа : Ru / obuchenie-nejronoj-seti-algoritm-obratnogo-rasprostraneniya-oscibki. – Дата доступа : 21.11.2016.
2. Головкин, В.А. Основы компьютерных технологий: учебно-методическое пособие / В.А. Головкин, А.А. Дудкин, Л.П. Матюшков. – Брест : Издательство УО «БрГТУ», 2015. – 180 с.
3. Трахтенгерц, Э.А. Компьютерные системы и методы поддержки информационного управления / Э.А. Трахтенгерц. – Москва : Синтез, 2010. – 125 с.

Материал поступил в редакцию 13.02.2018

MATIOUSHKOV A.L., MATSIUSHKOVA H.L. The neural network to determine the object's rating

We present a neural network algorithm based on training given neural network structure modified by reverse error propagation

УДК 535:621.373.8

Тарасюк Н.П., Луценко Е.В., Гладыщук А.А.

ВОЛЬТ-АМПЕРНЫЕ ХАРАКТЕРИСТИКИ НЕМТ-ТРАНЗИСТОРОВ НА ОСНОВЕ GAN

Введение. Зависимость токов электронного прибора от напряжений на электродах, когда токи и напряжения неизменны во времени, называют статическими вольт-амперными характеристиками (ВАХ). При рассмотрении ВАХ трехэлектродных приборов, к которым относятся большинство транзисторов, принято один из электродов объявлять общим и потенциал его полагать равным нулю. Электрод, с которого в рабочем режиме снимается усиленный сигнал, считается выходным. Оставшийся третий электрод является управляющим. Обычно, при рассмотрении полевых транзисторов, в частности, НЕМТ, общим электродом назначается исток, выходным – сток,

управляющим – затвор. ВАХ, выражающая зависимость тока выходного электрода от напряжения на нем, при неизменном напряжении управляющего электрода, называется выходной. Обычно на одном графике изображается несколько выходных ВАХ, соответствующих различным значениям напряжения управляющего электрода. В результате получается т. н. семейство графиков ВАХ.

Удивительно, но с момента появления многоэлектродных ламп (триодов, пентодов) до настоящего времени форма выходных ВАХ усилительных приборов остается приблизительно одинаковой. Для нее характерен быстрый рост тока на начальном участке значений

Тарасюк Николай Петрович, старший преподаватель кафедры физики Брестского государственного технического университета

Луценко Евгений Викторович, к. ф.-м.н., ст. научный сотрудник Института физики им. Б.И. Степанова НАН Беларуси.

Беларусь, 220072, г. Минск, пр. Независимости, 68.

Гладыщук Анатолий Антонович, к.ф.-м.н., профессор кафедры физики Брестского государственного технического университета.

Беларусь, БрГТУ, 224017, г. Брест, ул. Московская, 267.

Физика, математика, информатика