

Гапочкин Артём Владимирович

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ РЕЧИ

В статье рассматриваются основы нейронных сетей и общие принципы построения нейросетевой технологии для распознавания речи. Затрагиваются аспекты выбора оптимальной структуры нейронной сети, осуществления этапа обучения сети по определенному алгоритму. Перечисляются основные достоинства при использовании нейросетевого метода для распознавания речи.

Адрес статьи: www.gramota.net/materials/1/2014/3/14.html

Статья опубликована в авторской редакции и отражает точку зрения автора(ов) по рассматриваемому вопросу.

Источник

Альманах современной науки и образования

Тамбов: Грамота, 2014. № 3 (82). С. 55-58. ISSN 1993-5552.

Адрес журнала: www.gramota.net/editions/1.html

Содержание данного номера журнала: www.gramota.net/materials/1/2014/3/

© Издательство "Грамота"

Информация о возможности публикации статей в журнале размещена на Интернет сайте издательства: www.gramota.net

Вопросы, связанные с публикациями научных материалов, редакция просит направлять на адрес: almanac@gramota.net

7. **Гражданский кодекс Российской Федерации (часть вторая):** Федеральный закон от 26.01.1996 г. № 14-ФЗ // СЗРФ. 1996. № 5. Ст. 410.
8. **Гражданский кодекс Российской Федерации (часть четвертая):** Федеральный закон от 18.12.2006 г. № 230-ФЗ // СЗРФ. 2006. № 52. Ч. 1. Ст. 5496.
9. **О внесении изменений в части первую, вторую, третью и четвертую Гражданского кодекса Российской Федерации, а также в отдельные законодательные акты Российской Федерации** [Электронный ресурс]: Проект Федерального закона № 47538-6. Доступ из СПС «КонсультантПлюс».
10. **О контрактной системе в сфере закупок товаров, работ, услуг для обеспечения государственных и муниципальных нужд:** Федеральный закон от 05.04.2013 г. № 44-ФЗ // СЗРФ. 2013. № 14. Ст. 1652.
11. **О науке и государственной научно-технической политике:** Федеральный закон от 23.08.1996 г. № 127-ФЗ // СЗРФ. 1996. № 35. Ст. 4137.
12. **Черничкина Г. Н.** Договоры на выполнение научно-исследовательских, опытно-конструкторских и технологических работ // Право в Вооруженных Силах. 2004. № 2. С. 44-47.

NOTIONS AND LEGAL NATURE OF CONTRACTS FOR RESEARCH, DEVELOPMENT AND TECHNOLOGICAL WORKS PERFORMING

Galkin Aleksei Yur'evich
Southern Federal University
aleksseyu@mail.ru

The article is devoted to the notions and legal nature of contracts for research, development and technological works performing. The author explores the definitions of the contracts under consideration. The analysis of their legal essence is carried out and the position that these contracts are consensual, onerous and mutual is proved.

Key words and phrases: contract; research works; development works; technological works; customer; executor; notion of contract; legal nature of contract; law; Civil Code of the Russian Federation.

УДК 681.3

Технические науки

В статье рассматриваются основы нейронных сетей и общие принципы построения нейросетевой технологии для распознавания речи. Затрагиваются аспекты выбора оптимальной структуры нейронной сети, осуществления этапа обучения сети по определенному алгоритму. Перечисляются основные достоинства при использовании нейросетевого метода для распознавания речи.

Ключевые слова и фразы: распознавание речи; нейронная сеть; нейросетевые технологии; обучение сети; нейрон.

Гапочкин Артём Владимирович

Северо-Кавказский федеральный университет, г. Ставрополь
Warrior_555@rambler.ru

НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МЕТОДЫ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ РЕЧИ[©]

Особое место в задаче распознавания речи занимают методы, основанные на нейросетевой технологии. В этих методах результат распознавания является продуктом функционирования нейронной сети определенного вида и топологии. Нейронные сети представляют собой множество связанных между собой элементарных процессоров (нейроподобных элементов), каждый из которых выполняет относительно простые функции.

Прототипом нейрона является биологическая нервная клетка. Нейрон состоит из тела клетки, или сомы, и двух типов внешних древоподобных ветвей: аксона и дендритов. Тело клетки включает ядро, которое содержит информацию о наследственных свойствах, и плазму, обладающую молекулярными средствами для производства и передачи элементам нейрона необходимых ему материалов. Нейрон получает сигналы (импульсы) от других нейронов через дендриты и передает сигналы, сгенерированные телом клетки, вдоль аксона, который в конце разветвляется на волокна, на окончаниях которых находятся синапсы [1; 3]. Математическая модель нейрона описывается соотношением [5]:

$$y = f(s), \quad s = \sum_{i=1}^n x_i \omega_i + b,$$

где ω_i – вес синапса, b – значение смещения, s – входной сигнал, y – выходной сигнал нейрона, n – число входов нейрона, f – функция активации.

Техническая модель нейрона представлена на Рисунке 1:

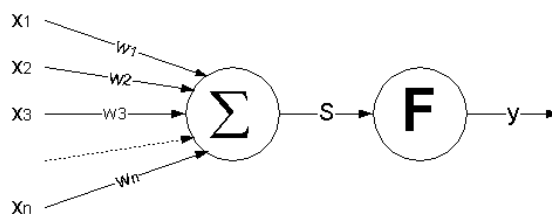


Рис. 1. Структурная схема нейрона: x_1, x_2, \dots, x_n – входной сигнал нейрона; w_1, w_2, \dots, w_n – набор весовых коэффициентов; $F(S)$ – функция активации; y – выходной сигнал

Как видно, нейроподобный элемент выполняет несложные операции взвешенного суммирования, обрабатывая результат нелинейным пороговым преобразованием. Особенность нейросетевого подхода заключается в том, что структура из простых однородных элементов позволяет решать нетривиальные задачи благодаря сложной организации связей между элементами. Структура связей определяет функциональные свойства сети в целом.

Процесс функционирования сети зависит от величин синаптических связей. Задав определенную структуру сети (на этапе проектирования), находят оптимальные значения весовых коэффициентов w_1, w_2, \dots, w_n и смещений b всех нейронов. Этот этап называют обучением нейронной сети. Решить поставленную задачу распознавания речи с помощью нейронной сети заданной структуры – значит путем обучения по выборке, заданной k парами значений входных и выходных векторов (X^i, Y^i) , $i=1, \dots, k$, найти такую конфигурацию, чтобы обеспечить наиболее оптимальное в определенном смысле ее функционирование. Различают два подхода к обучению нейронной сети: обучение с учителем и обучение без учителя (самообучение) [1]. При обучении с учителем на вход сети подается один из векторов X^i обучающей выборки, выход сети Y сравнивается с выходом Y^i обучающей выборки, и при необходимости делаются поправки в весовые коэффициенты и смещения нейронов сети. В алгоритмах обучения без учителя подстройка весов синапсов производится на основании информации о состоянии нейронов и уже имеющихся весовых коэффициентов по одному из правил обучения. Процесс повторяется, пока выходные значения сети не стабилизируются с заданной надежностью.

Нейроны могут группироваться в сетевую структуру различным образом. Функциональные особенности нейронов и способ их объединения в сетевую структуру определяют особенности нейросети. Для решения задач идентификации и управления наиболее адекватными являются многослойные нейронные сети (МНС) прямого действия, или многослойные персептроны. При проектировании МНС нейроны объединяют в слои, каждый из которых обрабатывает вектор сигналов от предыдущего слоя. Минимальной реализацией является двухслойная нейронная сеть, состоящая из входного (распределительного), промежуточного (скрытого) и выходного слоя.

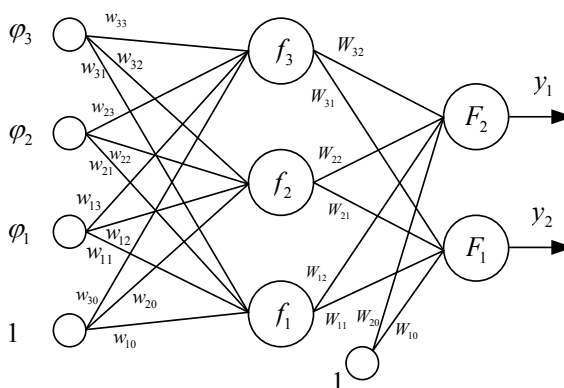


Рис. 2. Структурная схема двухслойной нейронной сети

Реализация модели двухслойной нейронной сети прямого действия имеет следующее математическое представление:

$$y(\theta) = F_i \left(\sum_{j=1}^{n_h} W_{ij} f_j \left(\sum_{j=1}^{n_h} w_{ij} \varphi_j + w_{j0} \right) + W_{j0} \right),$$

где n_φ – размерность вектора входов φ нейронной сети;

n_h – число нейронов в скрытом слое;

θ – вектор настраиваемых параметров нейронной сети, включающий весовые коэффициенты и нейронные смещения (w_{ji} , W_{ij});

$f_j(x)$ – активационная функция нейронов скрытого слоя;

$F_i(x)$ – активационная функция нейронов выходного слоя.

Важнейшей отличительной особенностью нейросетевого метода является возможность параллельной обработки. Данная особенность при большом количестве межнейронных связей дает возможность достигнуть значительного ускорения процесса обработки данных. Во многих случаях [6] появляется возможность обработки речевых сигналов в реальном времени. Еще один важный плюс в нейросетевом методе – это обобщение полученных знаний. Нейронная сеть обладает качествами, которые свойственны так называемому искусственному интеллекту.

В результате процесса обучения нейронная сеть способна выявлять сложные зависимости между входными и выходными данными. При обобщении информации сеть позволит вернуть верный результат на основании неполных или искаженных данных. При большом количестве соединений между нейронами сеть приобретает устойчивость к ошибкам, возникающим на некоторых линиях. Работу поврежденных связей берет на себя исправные линии, в результате чего работа сети не претерпевает существенных изменений.

Процедура обучения сети является довольно трудоемким в вычислительном плане процессом, требует большого размера обучающей выборки [2; 4]. Кроме того, процедура обучения не во всех случаях гарантирует получение результата, много работ посвящено проблемам обучения нейронных сетей [6]. Несмотря на эти недостатки данного метода, он является одним из часто используемых для распознавания речи, обладает следующими преимуществами перед другими методами: является нелинейным, достаточно устойчив к зашумлению речевого сигнала, легко поддается распараллеливанию вычислений.

Рассмотрим «классический вариант» многослойной сети, где синаптические связи могут определяться любыми действительными числами, а выход нейрона – действительными числами из интервала от 0 до 1. В качестве активационной функции используем сигмоид. Число слоев – произвольное [5].

1. Определяем M матриц весовых коэффициентов W размером $N \times N$, где M – число слоев, N – число нейронов в одном слое. $W_{i,j,k}$ будет обозначать вес j -го входа k -го нейрона в i -м слое. Инициализируем матрицы некоторыми малыми случайными (не одинаковыми) значениями.

2. Подаем на входы сети определенные значения X , для которых известны правильные значения выходов сети Y^* .

3. Вычисляем значения выходов сети для текущего состояния матриц W . То есть для входного вектора X вычисляется выходной вектор Y . Для этого необходимо последовательно вычислить выход для каждого слоя сети с первого по последний. Для i -го слоя в векторном виде это можно записать так:

$O_i = F(XW_i)$, если i – не первый слой;

$O_i = F(O_{i-1}W_i)$, если i – первый слой,

где O_i – вектор выхода i -го слоя, F – активационная функция, X – вектор входов, O_{i-1} – вектор выхода $(i-1)$ -го слоя, W_i – матрица весовых коэффициентов i -го слоя.

4. Вычисляем вектор $\Delta Y = Y - Y^*$.

5. Если ΔY меньше заданной погрешности, переходим к шагу 9.

6. Для слоя с номером M (т.е. в последнем слое) производим следующие операции:

6.1. Для всех нейронов в слое с номера 1 по N производим следующие операции:

6.1.1. Для всех весов нейрона с номера 1 по N производим следующие операции:

6.1.1.1. Рассчитываем вектор $\delta M = X(1-X)\Delta Y$.

6.1.1.2. Рассчитываем величину $\Delta W_{M,j,k} = \eta \delta_{M,k} O_{i-1,j}$, где η – коэффициент скорости обучения (от 0,01 до 1,0).

6.1.1.3. Корректируем величину весового коэффициента, добавляя к $W_{M,j,k}$ величину $\Delta W_{M,j,k}$.

7. Для слоев с номером $M-1$ по первый последовательно производим следующие операции:

7.1. Для всех нейронов в слое с номера 1 по N производим следующие операции:

7.1.1. Для всех весов нейрона с номера 1 по N производим следующие операции:

7.1.1.1. Рассчитываем вектор $\delta_i = O_{i+1}(1-O_{i+1})[\sum \delta_{i+1,j} W_{i+1,j,k}]$

7.1.1.2. Рассчитываем величину $\Delta W_{i,j,k} = \eta \delta_{i,k} O_{i-1,j}$, где η – коэффициент скорости обучения (от 0,01 до 1,0).

7.1.1.3. Корректируем величину весового коэффициента, добавляя к $W_{M,j,k}$ величину $\Delta W_{M,j,k}$.

8. Переход к шагу 3.

9. Конец (обучение окончено).

Описанный алгоритм применяется достаточное количество раз, чтобы все варианты выходных значений могли правильно выходить при задании произвольных значений входа с заданной вероятностью ошибки.

Из всего вышесказанного можно сделать вывод об эффективности применения нейросетевого метода к рассматриваемой задаче распознавания речи. Разработаны архитектура вероятностно-нейросетевой системы преобразования речи в текст и алгоритм ее работы. Определены параметры составляющих системы. Использование нейросетевых методов для распознавания речи позволяет существенно повысить точность системы распознавания речевого сигнала и увеличить ее быстродействие.

Список литературы

1. Барский А. Б. Нейронные сети: распознавание, управление, принятие решений. М.: Финансы и статистика, 2004. 176 с.
2. Системы искусственного интеллекта: сб. студ. науч. ст. / отв. ред. Г. С. Кирякова. Красноярск: ИПЦ КГТУ, 2002. 112 с.
3. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика / пер. с англ. М.: Мир, 1992. 105 с.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Вильямс, 2005. 1104 с.
5. Чесевнев И. А. Компьютерное распознавание и порождение речи. М.: ООО «Спорт и Культура – 2000», 2008. 128 с.

6. Шмелева А. Правда о распознавании речи // КомпьютерПресс. 1998. № 1. С. 306-316.
7. Haffner P., Waibel A. Multi-State Time Delay Neural Networks for Continuous Speech Recognition // Advances in Neural Information Processing Systems. San Mateo: Morgan Kaufmann Publ., 1992. Vol. 4. P. 579-588.

NEURONIC METHODS OF SPEECH RECOGNITION

Gapochkin Artem Vladimirovich
North-Caucasus Federal University, Stavropol
Warrior_555@rambler.ru

The article deals with the bases of neural networks and the general principles of constructing neuron technology for speech recognition. The aspects of neural network optimal structure choice, the implementation of network training phase according to certain algorithm are touched upon. The main advantages of neuron method use for speech recognition are enumerated.

Key words and phrases: speech recognition; neural network; neuron technology; network training; neuron.

УДК 378.147

Педагогические науки

В статье представлены основные компоненты структурно-функциональной модели формирования информационной культуры бакалавров филологии при изучении дисциплин информационно-компьютерного цикла: цель, факторы, принципы, подходы, средства, педагогические условия, критерии и уровни сформированной информационной культуры, результат.

Ключевые слова и фразы: информационная культура; педагогические условия; информатизация общества; информатизация образования; информационно-коммуникационные технологии.

Глушак Оксана Михайловна

Киевский университет имени Бориса Гринченко, Украина
o.hlushak@kubg.edu.ua

МОДЕЛЬ ФОРМИРОВАНИЯ ИНФОРМАЦИОННОЙ КУЛЬТУРЫ БАКАЛАВРОВ ФИЛОЛОГИИ В ПРОЦЕССЕ ИЗУЧЕНИЯ ДИСЦИПЛИН ИНФОРМАЦИОННО-КОМПЬЮТЕРНОГО ЦИКЛА[©]

Комплексный анализ исследования проблемы формирования информационной культуры у будущих специалистов свидетельствует о необходимости построения модели формирования информационной культуры бакалавров филологии в процессе изучения дисциплин информационно-компьютерного цикла с последующей разработкой ее содержания.

Модель (от франц. *Modele*, от лат. *Modulus* – мера) – 1) образец, экземпляр чего-либо, 2) схема для объяснения какого-либо явления или процесса. Моделирование (от франц. *Modeler* – лепить, формировать) – метод исследования явлений и процессов, основанный на замене конкретного объекта исследования (оригинала) другим, подобным ему (моделью) [3].

Наши взгляды созвучны с позицией Н. Тверезовской и Л. Филипповой, которые отмечают, что моделирование позволяет глубже проникнуть в сущность объекта исследования. Под моделью ученые понимают аналитическое или графическое описание того, что рассматривается в исследовании, в нашем случае – информационная культура. Состав модели зависит от исследования и должен дать возможность проследить характеристики его объекта [5].

На современном этапе развития педагогической науки к моделям личности специалиста ученые относят модели, которые соответствуют запросам постиндустриального общества и продиктованы работодателями на рынке труда, где невозможно быть конкурентоспособным без сформированной информационной культуры.

Таким образом, под моделью формирования информационной культуры бакалавров филологии в процессе изучения дисциплин информационно-компьютерного цикла будем понимать совокупность структурных компонентов данного процесса, которые обеспечивают наиболее целесообразный путь достижения поставленной цели.

Результат анализа теоретических источников по проблеме формирования информационной культуры и наш опыт педагогической деятельности в вузе позволили разработать модель формирования информационной культуры бакалавров филологии.

В построенной модели процесс формирования информационной культуры бакалавров филологии представлен в виде целостной системы взаимосвязанных элементов, составляющих устойчивое единство.

Обобщая определения ученых, мы пришли к выводу, что модель имеет следующие свойства: модель – это система, которая реализуется материально или является условно представленной; модель отражает объект исследования; модель способна заменить объект при определенных обстоятельствах; изучение модели дает новую информацию об объекте [1].