

Министерство образования и науки Российской Федерации  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«САРАТОВСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ ИМЕНИ Н.Г.ЧЕРНЫШЕВСКОГО»

Кафедра информатики и программирования

**ПРОГНОЗ ПОТРЕБЛЕНИЯ ГАЗА ПРЕДПРИЯТИЯМИ  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ  
АВТОРЕФЕРАТ МАГИСТЕРСКОЙ РАБОТЫ**

студента 2 курса 273 группы

направления 01.04.02 – прикладная математика и информатика – технологии  
программирования факультета компьютерных наук и информационных  
технологий

Окунева Александра Олеговича

Научный руководитель

доктор техн. наук,

профессор кафедры

информатики и программирования \_\_\_\_\_

(подпись, дата)

А.С. Фалькович

Зав. кафедрой

информатики и программирования

к.ф.-м.н. \_\_\_\_\_

подпись, дата

М. В. Огнёва

Саратов 2017

## ВВЕДЕНИЕ

**Цель работы:** улучшение результата аппроксимации функции потребления газа на предприятии нейронными сетями на языке программирования C#.

В соответствии с целью основными **задачами** работы являются:

1. Изучение литературы по архитектуре нейронной сети и способов её обучения для задачи аппроксимации функции.
2. Изучение литературы по аппроксимации функций.
3. Изучение программного средства, упрощающего реализацию нейронной сети.
4. Разработка программного средства аппроксимации функции потребления газа на предприятии.

Актуальность. Прогноз объема потребления газа является важной технологической и экономической задачей. Такой прогноз основывается на данных о предшествующем потреблении газа на исследуемом объекте. Большое количество объектов и почасовых данных о потреблении на каждом конкретном объекте требует автоматизации при построении модели потребления. Поэтому данная задача использования нейронных сетей для определения объема потребления газа является актуальной.

Методологические основы аппроксимации функции потребления газа представлены в работах Скобцова Ю. А. [1], Хайкина С. [3], Голдберга Д., Панченко Т.В. [19].

Практическая значимость бакалаврской работы заключается в программном продукте для аппроксимации функции потребления газа предприятием, способном адаптироваться к изменениям в функции потребления.

Структура и объем работы. Бакалаврская работа состоит из введения, 4 разделов, заключения, списка использованных источников и одного приложения. Общий объем работы – 120 страниц, из них 44 страниц – основное содержание, включая 6 рисунков, список использованных источников информации – 20 наименований.

## КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Первый раздел «Аппроксимация функций»** посвящен обзору общих принципов аппроксимации. Аппроксимацией называется получение некой функции, приближенно описывающей какую-то функциональную зависимость  $f(x)$ , заданную таблицей значений, либо заданную в виде, неудобном для вычислений. При этом эту функцию выбирают такой, чтобы она была максимально удобной для последующих расчетов. Основной подход к решению этой задачи заключается в том, что функция  $f_i(x)$  выбирается зависящей от нескольких свободных параметров  $c_1, c_2, \dots, c_n$ , значения которых подбираются из некоторого условия близости  $f(x)$  и  $f_i(x)$ . Обоснование способов нахождения удачного вида функциональной зависимости и подбора параметров составляет задачу теории аппроксимации функций. В зависимости от способа подбора параметров получают различные методы аппроксимации, среди которых наибольшее распространение получили интерполяция и среднеквадратичное приближение. Наиболее простой является линейная аппроксимация, при которой выбирают функцию, линейно зависящую от параметров, т. е. в виде обобщенного многочлена:  $f_i(x, \vec{c}) = \sum c_k f_k(x)$ . Интерполяционным многочленом называют алгебраический многочлен степени  $n-1$ , совпадающий с аппроксимируемой функцией в  $n$  выбранных точках. Погрешность аппроксимации функции  $f(x)$  интерполяционным многочленом степени  $n-1$ , построенным по  $n$  точкам, можно оценить, если известна ее производная порядка  $n$ . Суть среднеквадратичной

аппроксимации заключается в том, что параметры функции  $f_i(x, \vec{c})$  подбираются такими, чтобы обеспечить минимум квадрата расстояния между функциями  $f(x)$  и  $f_i(x, c)$ . Метод наименьших квадратов является частным случаем среднеквадратичной аппроксимации. При использовании метода наименьших квадратов аналогично задаче интерполяции в области значений  $x$ , представляющей некоторый интервал  $[a, b]$ , где функции  $f(x)$  и  $f_i(x)$  должны быть близки, выбирают систему различных точек (узлов)  $x_1, \dots, x_m$ , число которых больше, чем количество искомых параметров. Далее требуется чтобы сумма квадратов невязок во всех узлах была минимальна.

**Второй раздел «Генетические алгоритмы»** посвящен теоретическому описанию работы генетических алгоритмов, а также краткой историей их развития. ГА используют принципы и терминологию, заимствованные у биологической науки – генетики. В ГА каждая особь представляет потенциальное решение некоторой проблемы. В классическом ГА особь кодируется строкой двоичных символов – хромосомой, каждый бит которой называется геном. Множество особей – потенциальных решений составляет популяцию. Поиск оптимального или субоптимального решения проблемы выполняется в процессе эволюции популяции, т.е. последовательного преобразования одного конечного множества решений в другое с помощью генетических операторов репродукции, кроссинговера и мутации. ЭВ используют механизмы естественной эволюции, основанные на следующих принципах [1] [2]:

1. Первый принцип основан на концепции выживания сильнейших и естественного отбора по Дарвину, который был сформулирован им в 1859 году в книге "Происхождение видов путем естественного отбора". Согласно Дарвину особи, которые лучше способны решать задачи в своей среде, чаще выживают и чаще размножаются (репродуцируют). В генетических алгоритмах каждая особь представляет собой решение некоторой проблемы. По аналогии с этим принципом особи с лучшими значениями целевой

(фитнесс) функции имеют большие шансы выжить и репродуцировать. Формализацию этого принципа, как мы увидим далее, реализует оператор репродукции.

2. Второй принцип обусловлен тем фактом, что хромосома потомка состоит из частей, полученных из хромосом родителей. Этот принцип был открыт в 1865 году Г. Менделем. Его формализация дает основу для оператора скрещивания (кроссинговера).

3. Третий принцип основан на концепции мутации, открытой в 1900 году де Вре. Первоначально этот термин использовался для описания существенных (резких) изменений свойств потомков и приобретение ими свойств, отсутствующих у родителей. По аналогии с этим принципом генетические алгоритмы используют подобный механизм для резкого изменения свойств потомков и, тем самым, повышают разнообразие (изменчивость) особей в популяции (множестве решений).

Эти три принципа составляют ядро ЭВ [12]. Используя их, популяция (множество решений данной проблемы) эволюционирует от поколения к поколению.

ГА получает множество параметров оптимизационной проблемы и кодирует их последовательностями конечной длины в некотором конечном алфавите (в простейшем случае в двоичном алфавите "0" и "1") [13].

В отличие от других методов оптимизации ГА оптимизируют различные области пространства решений одновременно и более приспособлены к нахождению новых областей с лучшими значениями целевой функции за счет объединения квазиоптимальных решений из разных популяций.

**Третий раздел «Нейронные сети»** посвящен общему описанию нейронных сетей и принципам их работы. Нейронная сеть (НС) - это динамическая система из совокупности связанных между собой (как узлы направленного графа) элементарных процессов (формальных нейронов) и

способная генерировать выходную информацию в ответ на входное действие [3]. Искусственные нейронные сети (ИНС) - математические модели, а также их программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей. С точки зрения машинного обучения нейронная сеть представляет собой частный случай методов распознавания образов, дискриминантного анализа, методов кластеризации и т.п. С математической точки зрения обучение нейронных сетей - это много параметрическая задача нелинейной оптимизации [4]. В зависимости от функций, выполняемых нейронами в сети, можно выделить три их типа:

1. Входные нейроны, на которые подается вектор, кодирующий входное воздействие или образ внешней среды, в них обычно не осуществляется вычислительных процедур, а информация передается с входа на выход путем изменения их активации;

2. Выходные нейроны, выходные значения которых представляют выходы нейронной сети; преобразования в них осуществляются по выражениям. Несут важную функцию приведения значения выхода сети в требуемый промежуток (осуществляется это с помощью функции активации);

3. Промежуточные нейроны, составляющие основу нейронных сетей, преобразования в которых выполняются также по выражениям;

Топологией нейронной сети называют её структуру межнейронных связей, т.е. топология сети определяет, как соединены нейроны между собой в сети [11].

Расширяющийся нейронный газ [5] — это алгоритм, позволяющий осуществлять адаптивную кластеризацию входных данных, то есть не только разделить пространство на кластеры, но и определить необходимое их количество исходя из особенностей самих данных. Количество и расположение искусственных нейронов в пространстве признаков не задается заранее, а вычисляется в процессе обучения моделей в соответствии

с особенностями входных данных, самостоятельно подстраиваясь под них [6].

**Четвёртый раздел «Аппроксимация функции потребления газа предприятием»** посвящен реализации программного продукта для аппроксимации функции потребления газа предприятием. В начале даётся оценка входным данным и показывается, что такого рода функции хорошо аппроксимируются нейронными сетями [7]. После чего идёт обзор программных средств, использованных для написания программного продукта. Это язык `c#` и платформы `.Net Core` [12] [13] и `.Net Framework` [16] [17] [18]. Для исключения дублирования кода и оптимизации архитектуры приложения оно было разделено на несколько проектов, в том числе общие для обеих реализаций аппроксимации библиотеки и необходимые только для каждой конкретной. Такое разделение позволяет гибко дополнять и исправлять программный код продукта [8] [9] [10].

В программном продукте было реализовано два подхода к аппроксимации функции, аппроксимация многослойным перцептроном и нейронным газом. Для первого подхода была использована библиотека `Encog` [14], для второго `SharpNEAT` [15] [18].

В результате был получен способных аппроксимировать функцию потребления газа предприятием с заданной точностью программный продукт. Первый подход имеет преимущество в том, что после обучения нейронная сеть работает стабильно быстро и с высокой точностью. Второй же подход имеет преимущество в том, что он может постоянно обучаться в ходе работы, без риска переобучения. В связи с чем для коммерческого использования можно рекомендовать второй алгоритм.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В рамках выпускной работы были изучены материалы по построению нейронной сети, программные средства для работы с нейронными сетями выбранной архитектуры на языке программирования C#, а именно библиотека FANN C#, ALGLIB, NeuralNetworkson C# и SharpNEAT.

В результате была выбрана библиотека SharpNEAT, как наиболее удовлетворяющая требованиям точности прогноза и метод генерации сети генетическими алгоритмами с последующим обучением.

Была разработана программа аппроксимации функции потребления газа на предприятии с использованием нейронной сети. Программа применена для аппроксимации функции потребления газа на предприятии.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

- 1 Скобцов Ю. А. Основы эволюционных вычислений. — Донецк: ДонНТУ, 2008. — С. 326. — ISBN 978-966-377-056-6. (дата обращения: 2.05.2017).
- 2 Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие. — 2-е изд. — М: Горячая линия-Телеком, 2008. — С. 452. — ISBN 5-93517-103-1. (дата обращения: 2.05.2017).
- 3 Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс. 2-е изд. 2006 год. 1102 стр. (дата обращения: 11.05.2017).
- 4 С# — Моделирование «разумной» жизни на базе нейронных сетей [Электронный ресурс]. URL: <https://habrahabr.ru/post/265201/> (дата обращения: 15.05.2017).
- 5 Растущий нейронный газ [Электронный ресурс]. URL: <https://www.mql5.com/ru/articles/163> (дата обращения: 15.05.2017).
- 6 Емельянов В. В., Курейчик В. В., Курейчик В. М. Теория и практика эволюционного моделирования. — М: Физматлит, 2003. — С. 432. — ISBN 5-9221-0337-7. (дата обращения: 16.05.2017).
- 7 Goldberg D. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning, Addison Wesley, 1989. (дата обращения: 18.05.2017).
- 8 Hunt A., The Pragmatic Programmer: From Journeyman to Master— Издательство «Addison-Wesley», 1999 — ISBN-13: 978-0201616224 ISBN-10: 020161622X (дата обращения: 19.05.2017).
- 9 Martin R.C., Clean Code: A Handbook of Agile Software Craftsmanship — Издательство «Prentice Hal», 2008. — ISBN-10: 0132350882 ISBN-13: 978-0132350884 (дата обращения: 21.05.2017).
- 10 McConnel S., Code Complete: A Practical Handbook of Software Construction, Second Edition — Издательство «Microsoft Press», 2004 — ISBN-13: 978-0735619678 ISBN-10: 0735619670 (дата обращения: 21.05.2017).

- 11 Encog Machine Learning Framework [Электронный ресурс]. URL: <http://www.heatonresearch.com/encog/> (дата обращения: 24.05.2017).
- 12 Christian Nagel, Professional C# 6 and .NET Core 1.0 — издательство «Wrox», 2016 — ISBN 978-1119096603 (дата обращения: 24.05.2017).
- 13 Ядро .NET и открытый исходный код [Электронный ресурс]. URL: [https://msdn.microsoft.com/ru-ru/library/dn878908\(v=vs.110\).aspx](https://msdn.microsoft.com/ru-ru/library/dn878908(v=vs.110).aspx) (дата обращения: 26.05.2017).
- 14 Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей — издательский дом «Вильмс», Москва 2001 — ISBN 5-8459-0210-X (дата обращения: 26.05.2017).
- 15 NEAT is NeuroEvolution of Augmenting Topologies; an evolutionary algorithm devised by Kenneth O. Stanley. [Электронный ресурс]. URL: <http://sharpneat.sourceforge.net/> (дата обращения: 29.05.2017).
- 16 Рихтер Дж., CLR via C# Программирование на платформе Microsoft .NET Framework 4.5 на языке C# — Издательство «Питер», 2013 — ISBN: 978-5-496-00433-6 (дата обращения: 30.05.2017).
- 17 Troelsen Andrew, Pro C# 5.0 and the .NET 4.5 Framework (Expert's Voice in .NET) — Издательство «Apress», 2012 — ISBN-13: 978-1430242338 (дата обращения: 30.05.2017).
- 18 Курейчик В. М., Лебедев Б. К., Лебедев О. К. Поискковая адаптация: теория и практика. — М: Физматлит, 2006. — С. 272. — ISBN 5-9221-0749-6. (дата обращения: 1.06.2017).
- 19 Панченко Т. В. Генетические алгоритмы — Издательский дом «Астраханский университет», 2007 — ISBN 5-88200-913-8 (дата обращения: 1.06.2017).
- 20 Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М Генетические алгоритмы — 2-е изд., исправленное и дополненное — М.: Физматлит, 2006 — ISBN 5-9221-0510-8 (дата обращения: 2.06.2017).