

МИНИСТЕРСТВО ПО РАЗВИТИЮ ИНФОРМАЦИОННЫХ  
ТЕХНОЛОГИЙ И КОММУНИКАЦИЙ РЕСПУБЛИКИ УЗБЕКИСТАН  
ТАШКЕНТСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ ИНФОРМАЦИОННЫХ  
ТЕХНОЛОГИЙ

на правах рукописи

УДК 004.4:61

**ЮСУПОВА ШАКИРА АКМАЛДЖАНОВНА**

**Применение нейронных сетей при  
прогнозирование сахарного диабета**

**Специальность: 5А330202 – Компьютер инжиниринг  
(Проектирование прикладных программных средств)**

**ДИССЕРТАЦИЯ**

**на соискание академической степени магистра**

Работа рассмотрена и допускается к  
защите: зав.кафедрой «ИТ»

к.т.н., доц. Каримова В.А.

Научный руководитель

Зав.кафедрой «ИТ в управлении»  
Академии государственного  
управления при Президенте РУз,  
д.т.н., проф. Зайнидинов Х.Н.

Ташкент-2015

## АННОТАЦИЯ

Сегодня мы наблюдаем увеличение потребности применения компьютерных технологий в области медицины. Одной из глобальных проблем на сегодняшний день является прогрессивный рост сахарного диабета.

Сложности заключаются в расхождении причин заболевания сахарным диабетом в источниках. Существуют различия в имеющихся источниках на сегодняшний день. Даже те причины, которые точно определены, не имеют абсолютного характера. Например, приводятся такие цифры: каждые 20% избыточного веса повышают риск заболеть диабетом второго типа. Почти во всех случаях потеря веса и значительная физическая нагрузка позволяют нормализовать уровень сахара в крови. В то же время очевидно, что далеко не каждый, кто страдает ожирением даже в тяжелой форме, заболевает диабетом. Многие до сих пор остаются не ясным. Что характерно для одного региона, может противоречить в другом регионе. В связи, с чем эффективно определять группу риска больных сахарным диабетом, основываясь на данных больных конкретного региона.

Благополучие страны неразрывно связано с состоянием здоровья населения. В этом смысле актуальность диссертации, несомненно, возрастает. Разработанная нейронная сеть прогнозирует группу риска сахарного диабета для нашего региона, что может способствовать грамотному проведению организационных работ, связанных с сахарным диабетом.

Данная работа посвящена исследованию точности нейросетевых алгоритмов прогнозирования группы риска сахарного диабета. Целью работы является выбор оптимальной нейронной сети и алгоритма ее обучения для использования в системе прогнозирования группы риска сахарного диабета. Исследование выполнено с использованием программной системы MatLab.

Задачами диссертационной работы являются исследования нейронных сетей различной топологии (NARX-сети, сети Элмана и FFN-сети) при прогнозировании группы риска сахарным диабетом.

Научной новизной диссертации является применение нейронных сетей для прогнозирования сахарного диабета (определения группы риска).

Теоретической значимостью исследования является нейронная сеть построенная на основе FFN топологии в среде Matlab с применением метода обратного распространения ошибки. Результат прогноза нейронной сети имеет ошибку 21%. Возможно применение иных методов обучения или топологий сети для уменьшения ошибки прогноза искусственной нейронной сети.

Практической значимостью исследования является, на основе реализуемого прогнозирования групп риска сахарного диабета, нейронной сетью, эффективное распределения медицинских ресурсов и включением результатов прогноза в различные программы, правила, нормативные документы, положения и т.д.

Основные научные положения диссертационной работы. На защиту выносятся разработанная нейронная сеть с применением метода обучения обратной обработки распространения ошибки Дхаррма и Стеинома, построенная на топологии FFN в среде Matlab.

## ABSTRACT

Today we are witnessing an increase in the needs of the application of computer technology in the field of medicine. One of the global problems of today is the progressive growth of diabetes.

The difficulty lies in the discrepancy between the causes of diabetes in the sources. There are differences in the available sources to date. Even those causes that are clearly defined, are not absolute. For example, given the following figures: every 20% of excess weight increases the risk of diabetes of the second type. In almost all cases, significant weight loss and exercise helps to normalize blood sugar levels. At the same time it is obvious that not everyone who is obese, even severe, is ill with diabetes. Much still remains unclear. What is characteristic of the region, it may be in conflict in another region. In connection with what effectively identify risk diabetic patients, based on data from patients with a particular region.

The welfare of the country is inextricably linked to the health of the population. In this sense, the relevance of the thesis, of course, increased. The developed neural network predicts risk of diabetes in our region that can contribute to the organizational competent work associated with diabetes. This paper investigates the accuracy of neural network algorithms for predicting risk of diabetes. The aim of the work is the selection of the optimal neural network and its training algorithm for use in predicting risk of diabetes. The study was performed using a software system MatLab.

The objectives of the thesis is the study of neural networks of different topologies (NARX-networks, Elman and FFN-network) in predicting the risk of diabetes.

Scientific novelty of the thesis is the use of neural networks for prediction of diabetes (risk determination).

The theoretical significance of the study is a neural network built on the basis of FFN topology in Matlab using Backpropagation. Prediction result of

the neural network has an error of 21%. Perhaps the use of other methods of training or network topologies to reduce forecast error semi neural network.

The practical significance of the study is based on the implemented risk groups predicting diabetes, neural network, efficient allocation of medical resources and the inclusion of the results forecast in the various programs, rules, regulations, provisions, etc.

Key provisions of the thesis research. On defense it is designed to apply the neural network training method inverse processing error propagation and Dharrma Steinoma built on topology FFN environment Matlab.

## Оглавление

Введение.....	7
Глава 1. Анализ предметной области.....	17
1.1. Анализ состояния заболевания сахарного диабета.....	17
1.2. Применение нейронных сетей в прогнозировании сахарного диабета .....	24
1.3. Выбор программного комплекса для реализации нейронной сети ...	34
1.4. База моделей нейронных сетей программного комплекса MATLAB .....	35
1.5. Постановка задачи .....	42
1.6. Выводы к первой главе .....	43
Глава 2. Реализация нейронной сети на основе топологий в среде Matlab с применением метода обратного распространения ошибки .....	44
2.1. Описание нейронных сетей для применения в прогнозирование сахарного диабета .....	44
2.2. Программный комплекс для реализации нейронной сети.....	48
2.3. Описание применения метода обучения нейронной сети алгоритма обратного распространения ошибки .....	49
2.4. Типы используемых сетей для прогнозирования сахарного диабета и выбор наиболее эффективной сети по результатам проведенного тестирования.....	52
2.4. Выводы ко второй главе.....	64
Глава 3. Проверка работоспособности нейронной сети.....	65
3.1. Обоснование полученных результатов.....	65
3.2. Выводы к третьей главе.....	71
Заключение .....	72
Литература .....	75
Приложение .....	82

## **Введение**

### **Обоснование темы магистерской диссертации и ее актуальность.**

Благополучие страны неразрывно связано с состоянием здоровья населения. За годы независимости Узбекистана проведены колоссальные изменения в сфере оказания медицинской помощи населению, в частности и в эндокринологической службе. Согласно постановлению Президента Республики Узбекистан от 1 августа 2014 года, в рамках государственной программы по дальнейшему укреплению репродуктивного здоровья населения, охране здоровья матерей, детей и подростков в Узбекистане на 2014 - 2018 годы, в числе запланированных мероприятий, есть пункт о выделении из бюджетных средств на использование инсулиновых копс при лечении сахарным диабетом [2-4]. Организационные мероприятия, направленные на борьбу с сахарным диабетом, являются одним из приоритетных задач, поставленных перед Минздравом Республики Узбекистан.

Указы и постановления Президента Республики Узбекистан [2-5], направленные на реформирование системы здравоохранения, создали благоприятные условия для проведения организационных работ, направленных на борьбу с эндокринными заболеваниями, в том числе и сахарным диабетом.

Медицинская помощь в области эндокринологии имеет особое место в системе здравоохранения, так как эндокринные заболевания в большинстве случаев имеют хроническое течение и приводят в тяжелым осложнения, которые способствуют высокой инвалидности и смертности [6].

Поздняя диагностика сахарного диабета, так и его осложнений приводят к высокой летальности больных. При этом показатели смертности вызывают много споров и далеки от истинных, так как эти больные умирают не от самого диабета, а от его осложнений и входят в

число умерших от других заболеваний, что снижает цифры смертности от сахарного диабета. По данным эндокринологических диспансеров число смертных случаев составило в целом в 2014 году 3703 больных, что составляет 0,8% к числу всех состоящих на учете эндокринопатий [7].

На научно - практической конференции молодых ученых «Актуальные проблемы эндокринологии», один из докладов был посвящен выявлению факторов риска у больных сахарным диабетом [8]. Результаты данного исследования были использованы в третьей главе диссертационной работы, для обоснования полученных результатов прогноза разработанной нейронной сети.

Сахарный диабет – это серьезное хроническое заболевание, которое при неадекватном лечении может приводить к развитию тяжелых осложнений. Этим заболеванием страдает 280 миллионов людей во всем мире. Каждые 10 секунд у двух новых людей диагностируют сахарный диабет, и один пациент погибает от его осложнений. Болезнь поражает людей всех национальностей и во всех уголках мира. Количество заболевших все больше растет и в нашей стране. Сегодня уже официально зарегистрировано 117 269 больных сахарным диабетом. По эпидемиологическим данным 5% населения Узбекистана подвержено сахарному диабету. На каждого вновь выявленного больного приходится 9-10 не выявленных больных [9]. Данные цифры говорят о серьезности проблемы, необходимость проведения профилактических мероприятий несомненно возрастает. Результаты исследования диссертационной работы должны помочь в выявление группы риска больных сахарным диабетом, для оказания помощи в проведении организационных работ, направленных на борьбу с сахарным диабетом.

Для оказания лечебно-диагностической помощи больным сахарным диабетом в республике функционируют 14 эндокринологических диспансеров. На местах действуют 505 эндокринологических кабинетов, из них 176 детских. В Узбекистане эндокринологическую службу

координирует Республиканский специализированный научно-практический медицинский центр эндокринологии (РСНПМЦЭ) во главе с Министерством здравоохранения Республики Узбекистан [10].

Сахарный диабет является одной из самых актуальных проблем современной медицины. Медико-социальная значимость СД типа определяется несколькими факторами, одним из которых является высокая распространенность заболевания во всем мире. Среди всех форм диабета на долю СД 2 типа приходится 85-90%. По данным экспертов ВОЗ в 2010 г. согласно прогнозам на нашей планете будут жить около 215 млн. человек, страдающих этим заболеванием. Обращает на себя внимание тот факт, что истинная распространенность СД 2 типа в 2-3 раза превышает регистрируемую по обращаемости. Не менее важным обстоятельством является хроническое течение заболевания, которое приводит к развитию в первую очередь тяжелых макроваскулярных осложнений, а именно различных проявлений атеросклероза (ишемическая болезнь сердца, острый инфаркт миокарда, инсульт, гангрена нижних конечностей и пр.). Хроническая гипергликемия при сахарном диабете также связана с повреждением и дисфункцией различных органов: глаз, почек, нервной системы, печени [11].

По данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ):

- На 2010 год количество больных диабетом составляло более 284,6 млн. человек, это 6% населения в возрасте от 20 до 79 лет.
- К 2030 году общее количество больных достигнет 438,4 млн. человек.
- Сахарный диабет входит в тройку заболеваний, наиболее часто приводящих к инвалидизации населения и смерти (другие 2 – атеросклероз и рак).

- Почти половина случаев смерти от диабета происходит среди людей в возрасте до 70 лет; 55% случаев смерти от диабета происходит среди женщин.
- Более 50% людей с сахарным диабетом не знают о своем состоянии. В некоторых странах процент неосведомленности достигает 80%.
- Почти 80% случаев смерти от диабета происходит в странах с низким и средним уровнем дохода.
- По прогнозам ВОЗ, за период 2010-2030 гг. число случаев смерти от диабета удвоится.

Благодаря здоровому питанию, регулярной физической активности, поддержанию нормального веса тела и воздержанию от употребления табака можно предотвратить или отсрочить заболевание диабетом. [12]

Учитывая вышеизложенные данные ВОЗ, особенно опираясь на тот момент, что более 50% людей с сахарным диабетом не знают о своем состоянии, так же однозначных причин развития сахарного диабета не выявлено. Существует только совокупность предрасполагающих факторов. Их знание помогает прогнозировать развитие, течение заболевания и даже предотвратить его возникновение[13]. Определения данных фактов и будет являться главной задачей диссертационной работы. Определении групп риска сахарного диабета, характерных для нашего региона, поможет в организационной деятельности Республики, направленной на борьбу с сахарным диабетом.

Благополучие страны неразрывно связано с состоянием здоровья населения, и учитывая масштабы охвата заболевания сахарного диабета, актуальность темы диссертационной работы, несомненно, возрастет.

По эпидемиологическим данным в Узбекистане распространенность сахарного диабета составляет 5%. Однако на сегодняшний день в республике на диспансерном учете состоит около 135751 больных сахарным диабетом[9].

Для более эффективной работы с людьми, страдающими диабетом, в Узбекистане созданы ассоциации. Большой вклад в создание ассоциации диабета внесли компания Ново Нордиск, менеджер компании Тони Элфик, миссионеры из Европы - Исуф Кало, профессор Филипп Хоум, др. Вим Вьентджинс и др., а также ассоциации диабета соседних Республик [14].

В декабре 2006 года на 61 сессии Ассамблеи ООН была подписана «Резолюция ООН о сахарном диабете», согласно которой диабет признается общегосударственной проблемой и день диабета - 14 ноября с 2007 года - должен отмечаться на общегосударственном уровне. Это обусловлено тем, что диабет часто выявляется очень поздно, когда уже сформировались осложнения в ходе заболевания [15].

Национальная организация "Ассоциация эндокринологов Узбекистана" создана на базе Республиканского общества эндокринологов в 2002 году, зарегистрирована как ННО и действует в коалиции с ассоциациями больных СД по Республике [16].

В 2011 году Ассоциацией эндокринологов Узбекистана был получен грант от Всемирного фонда диабета (WDF) по проекту «Диабет в Узбекистане» [17].

Указа Президента Республики Узбекистан от 19 сентября 2007 г № УП-3923 «Об основных направлениях дальнейшего углубления реформ и реализации Государственной программы развития здравоохранения» [4].

Постановления Президента Республики Узбекистан от 2 октября 2007 г. №ПП -700 «О мерах по совершенствованию организации деятельности медицинских учреждений республики [5].

Закона Республики Узбекистан «О профилактике заболеваний» 4 мая 2007 г. [1].

Всемирный день борьбы с сахарным диабетом 14 ноября. До настоящего времени количество больных сахарным диабетом в мире увеличивалось вдвое каждые 12-15 лет. [18].

В конце 2014 года, в Республике Узбекистан было зарегистрировано свидетельство о регистрации БД «Мониторинг больных сахарным диабетом 1 и 2 типа в Республике Узбекистан» [19]. Данный факт дает возможность применению разработанной нейронной сети прогнозирования групп риск сахарного диабета реализоваться практически. Разработанная нейронная сеть динамическая, что позволит конфигурировать входные и выходные данные.

Все это говорит о том, что в нашей Республике уделяется большое внимание данной проблеме и проводится ряд мероприятий, направленных на борьбу с сахарным диабетом. Это подтверждает тот факт, что корректное определение групп риска сахарного диабета, являющегося результатом разработанной нейронной сети, может внести вклад в организационные работы, проводимые в нашей Республике по борьбе с сахарным диабетом.

**Объектом исследования является** – нейронная сеть.

**Предметом исследования являются** – процессы прогнозирования с применением нейронных сетей различных топологий.

**Цель исследования** заключается в разработке нейронной сети для прогнозирования групп риска сахарного диабета, характерных для нашего региона.

**Задачами исследования являются:**

- сбор сведений больных сахарным диабетом по республике;
- анализ и выбор существующих программных комплексов для создания нейронной сети;
- построение нейронной сети на основе топологий программного комплекса Matlab;
- проведение обучения нейронной сети с применением метода обратного распространения ошибок;

- проведения тестного прогноза для определения наиболее эффективной топологии для реализации нейронной сети;
- обоснование полученных результатов применением нейронной сети на основе наиболее эффективной топологии, для прогнозирования сахарного диабета (выявление групп риска);

**Научной новизной диссертационной работы** является разработка нейронной сети для прогнозирования групп риска сахарного диабета на основе применения метода обратного распространения ошибки.

#### **Краткое описание основных задач.**

Сбор сведений больных сахарным диабетом осуществлялся в Республиканском Эндокринологическом центре. Были обработаны данные больных сахарным диабетом за период с 1999 по 2013 годы.

Применение нейронной сети для прогнозирования сахарного диабета (выявление групп риска) – для решения данной задачи был проведен анализ существующих нейронных сетей по прогнозированию заболеваний. Определены наиболее эффективные топологии реализации нейронной сети и ее обучения.

Задача анализа и выбора из существующих программных комплексов для создания нейронной сети определила наиболее эффективный инструмент реализации нейронной сети.

Задача проектирования структуры объектной модели для проведения исследования позволила на основе созданной модели, реализовать построение нейронной сети.

**Гипотеза исследования** заключается в возможности прогнозирования групп риска больных сахарным диабетом, характерных для нашего региона.

**Обзор литературы по теме исследования.** Теоретическими и методологическими основами служат труды известных ученых в области медицины и информационных технологий. Среди которых Бишоп К.,

Кохонен Т., Крозе Б. и Смагт П., Файф К., Хайкин С., Хаккен Г., а так же другие значимые исследования, посвященные искусственным нейронным сетям.

Большое значение для выбора автором метода исследования и формирования подходов к анализу искусственных нейронных сетей имели работы Дхарорма А., Steina К., Fonio E., Benjamini Y. и Акбаров З.С., Рахимов Г.Н., Мухамедов Р.С., Тахирова Ф.А., Касымов У.А., Зарипов Р., а также многие работы в области медицины, ориентированные на сахарный диабет.

#### **Характеристика методик, примененных в исследовании.**

- Методика обучения алгоритма обратного распространения ошибки. Дхаррм и Steinom.
- Методика нейронного моделирования.

**Теоретическое и практическое значение результатов исследования.** Теоретической значимостью исследования является нейронная сеть построенная на основе FFN топологии в среде Matlab с применением метода обратного распространения ошибки. Результат прогноза нейронной сети имеет ошибку 21%. Возможно применение иных методов обучения или топологий сети для уменьшения ошибки прогноза искусственной нейронной сети.

Практической значимостью исследования является, на основе реализуемого прогнозирования групп риска сахарного диабета, нейронной сетью, эффективное распределения медицинских ресурсов и включением результатов прогноза в различные программы, правила, нормативные документы, положения и т.д.

**Основные научные положения диссертационной работы.** На защиту выносятся разработанная нейронная сеть с применением метода обучения обратной обработки распространения ошибки Дхаррм и Steinoma, построенная на топологии FFN в среде Matlab.

**Апробация работы.** Основные выводы и результаты диссертационного исследования обсуждались на научных семинарах кафедры ИТ в 2014 – 2015 гг. и республиканской научно-практической конференции «Актуальные вопросы модернизации экономики и повышения потенциала предпринимательства в странах Зарубежного Востока» в 2014 году[20-21].

**Опубликованность результатов.** Основные выводы и результаты диссертационного исследования нашли отражение в 2 журнальных публикациях в периодических изданиях ICT News 4 выпуск 2015 года и TATU xabarları №2 от 2015 года и в 2 тезисах в материалах Республиканской научно-практической конференции «Актуальные вопросы модернизации экономики и повышения потенциала предпринимательства в странах Зарубежного Востока»[20-21].

**Характеристика структуры работы.** Диссертационная работа состоит из введения и трех глав, заключения, списка литературы и приложения.

**Во введении** освещены обоснованность темы магистерской диссертации и ее актуальность, объект и предмет исследования, цели и задачи исследования, научная новизна, основные задачи и гипотезы исследования, характеристики методик, примененных в исследовании, теоретическое и практическое значение результатов исследования и характеристика структуры работы.

**В первой главе** проведен анализ предметной области. Подробно описаны и обоснованы методы, примененные при разработке нейронной сети. Выбран программный комплекс реализации нейронной сети.

**Во второй главе** выполнено широкое исследование эффективности нейронных сетей различных топологий. В процессе исследования было применено обучения сетей, варьировались данные величины «опережения», число нейронов в промежуточном слое сети, длины линий

задержки, а также параметры предыстории. Итогом работы, проделанной во второй главе, является выбор в пользу FFN сети, при разработке нейронной сети для прогнозирования сахарного диабета.

**В третьей главе** был поставлен эксперимент и проведен сравнительный анализ для подтверждения работоспособности нейронной сети.

**В заключении** описан результат, проделанный в диссертационной работе.

**Список литературы** содержит список использованной литературы в ходе работы над диссертационной работой.

**Приложение** содержит таблицы, скриншоты и часть программного кода.

## **Глава 1. Анализ предметной области**

### **1.1. Анализ состояния заболевания сахарного диабета**

Перед тем как приступить к разработке нейронной сети для прогнозирования сахарного диабета, необходимо изучить предмет анализа. Определить ожидаемые прогнозы, исходя из сведений, полученных при результате анализа предметной области. В данной главе подробно описано, что такое сахарный диабет, определен прогноз, который будет реализовываться на построенной нейронной сети, так же изучено, что такое нейронная сеть и определены виды сетей, которые были применены при разработке нейронной сети для прогнозирования сахарного диабета.

Сахарный диабет – это болезнь, обусловленная повышенным содержанием в крови глюкозы. Установлено, что заразиться диабетом нельзя, как заражаются, например, туберкулезом, гриппом. Зачастую причиной диабета становится избыточный вес, ожирение, употребление легкоусваиваемых углеводов [24].

Сахарный диабет – это эндокринное заболевание, получившее самое широкое распространение среди заболеваний подобного типа.

Это заболевание занимает четвертое место в мире среди причин преждевременной смертности людей.

Несмотря на усилия организаций здравоохранения во многих странах мира число людей с заболеванием диабета растет постоянно. Если раньше болезнь была больше распространена среди лиц старше 40 лет, то сегодня ею болеют даже дети и подростки [25].

Сахарный диабет существует двух типов. Инсулинозависимый, это первый тип и инсулиннезависимый, это второй тип.

Сахарный диабет имеет множество факторов развития, именно развития, т.к. в большинстве своих случаев передается наследственно. Но наследственность никогда не является 100% фактором развития данной болезни.

Факторы риска развития сахарного диабета:

Однозначных причин развития сахарного диабета не выявлено. Существует только совокупность предрасполагающих факторов. Их знание помогает прогнозировать развитие, течение заболевания и даже предотвратить его возникновение [25].

Согласно результатам современных исследований, сидячий образ жизни повышает риск развития диабета 2 типа. Поэтому профилактикой этого заболевания является активный образ жизни. Физические упражнения помогают бороться с бессонницей и поддерживать в норме вес.

Избыточный вес в 85% наблюдается у людей, страдающих диабетом. Накопление жировых отложений в области живота ведет к тому, что клетки поджелудочной железы невосприимчивы к влиянию инсулина. Гормон инсулин необходим для проникновения в клетки глюкозы в качестве источника энергии. Если клетки невосприимчивы к инсулину, то глюкоза не перерабатывается, а накапливается в крови, отчего развивается сахарный диабет [25].

Несвоевременная диагностика преддиабетического состояния (повышенный уровень сахара в крови, но не настолько, как при диабете). Недостаточное количество часов сна. Недосыпание вызывает избыточную выработку гормонов стресса, что приводит к истощению организма. У людей, которые мало спят, повышено чувство голода. Они больше едят и набирают лишний вес, что способствует развитию диабета. Необходимо спать 7 – 8 часов для полноценного отдыха.

Несбалансированное питание с недостатком нужных витаминов, микроэлементов, аминокислот приводит к нарушению обменных процессов и развитию диабета.

Употребление большого количества сладких напитков способствует развитию ожирения и вследствие этого диабета. Вместо напитков рекомендуется пить чистую воду.

Повышенное артериальное давление – это дополнительная нагрузка на сердце. Гипертония не приводит к диабету, но часто сосуществует с этим заболеванием. Поэтому стоит следить за питанием и заниматься физической активностью [26].

Депрессия увеличивает риск развития диабета на 60%. При депрессии возникают гормональные нарушения, человек не занимается спортом, плохо ест, находится постоянно в подавленном, тревожном, стрессовом состоянии, что пагубно для организма [27].

Возраст – диабет 2-го типа чаще всего развивается у людей, в частности женщин, которым больше 40 лет. В этом возрасте уменьшается мышечная масса, замедляется обмен веществ, увеличивается вес. Поэтому после 40 лет тем более важно следить за здоровым образом жизни и физической активностью [28].

Наличие сахарного диабета у ближайших родственников – наследственный фактор [28].

Расовая принадлежность – у американцев азиатского происхождения и афроамериканцев риск развития диабета на 77% выше, чем у европейцев [29].

Вышеперечисленные факторы развития сахарного диабета характерны в мировой практике, однако стоит учитывать, что для эффективно выявлять факторы развития сахарного диабета для каждого региона отдельно. Тем самым, определив «зону риска», можно проводить организационные работы, направленные на борьбу с данным недугом. Впоследствии, именно данный момент стал опорной точкой в данной диссертационной работе. Прогнозирование сахарного диабета, а именно прогноз зоны риска для людей, проживающих в нашем регионе.

14 ноября избрано в качестве Всемирного дня борьбы с диабетом неслучайно – в этот день родился канадец Фредерик Бантинг, который в 1922 году открыл инсулин. Этот год, по большому счету, и есть дата начала научного изучения диабета – болезни XX и XXI века. Если 20 лет назад общее число заболевших, по данным Всемирной организации здравоохранения (ВОЗ), составляло 30 миллионов землян, то на сегодняшний день – уже 347 миллионов человек. То есть всего за два десятилетия число заболевших увеличилось более чем в 10 раз. Примерно у 90% этих людей – диабет второго типа [30].

Согласно прогнозам ВОЗ к 2030 году диабет займет седьмое место в списке причин смертности. При этом он считает, что диабет во многом – проблема не медицинская, а социальная. Это проблема приспособления к системе питания. Сегодня человек резко снизил свою физическую активность, а питается по тому же канону, что и 100 лет назад. Но мы уже каждый день землю не пашем, и такого количества калорий, как раньше, нам не надо. В итоге в организме нарушается весь обменный процесс. В результате возникают ожирение и диабет. Отсюда важный вывод: разумеется, надо совершенствовать методы профилактики и лечения, но самое главное – нужно совершенствовать стиль жизни каждого человека[31].

По сведениям Всемирной организации здравоохранения, среди жителей планеты возрастает число людей, болеющих сахарным диабетом. В связи с этим в 2006 году на заседании Генеральной Ассамблеи ООН была принята специальная резолюция по борьбе против сахарного диабета. С целью расширения масштаба работ в данном направлении [32].

«Каждый имеет право на квалифицированное медицинское обслуживание»[33], говорится в Конституции Республики Узбекистан.

Исходя из этого, можно утверждать о необходимости корректного прогнозирования сахарного диабета по нашей республике, ведь грамотно

проведенные организационные работы с людьми предрасположенными к сахарного диабету, т.е. находящихся в зоне риска, может предотвратить множество последствий, связанных с данной болезнью.

В годы независимости под руководством Президента Ислама Каримова сформирована эффективная система оказания населению качественного медицинского обслуживания, в том числе в эндокринологии и диабетологии. В первичных медицинских учреждениях, районных и городских больницах, областных эндокринологических диспансерах созданы все условия для профилактики, своевременной диагностики и эффективного лечения сахарного диабета[34].

Ежегодно в ноябре в нашей стране проводится месячник борьбы против сахарного диабета, целью которого является дальнейшее расширение масштаба медико-профилактической работы в данном направлении, повышение медицинских знаний и культуры населения, эффективности диагностики и лечения этого заболевания.

В Республиканском специализированном научно-практическом медицинском центре эндокринологии наряду с освоением достижений мировой медицины решаются также актуальные проблемы сферы. Международная Федерация Диабета опубликовала обновленные данные, показавшие, что во всем мире диабетом больны уже 285 миллионов человек. Последние данные указывают на то, что основную тяжесть эпидемии несут на себе люди в странах с низким и средним уровнем дохода, и что эта болезнь затрагивает гораздо больше людей трудоспособного возраста, чем считалось ранее[35].

По доступным данным от 1985 года, тогда диабетом во всем мире страдали 30 миллионов человек. Спустя 15 лет это число превысило 150 миллионов. Сегодня же, меньше чем за 10 лет, число заболевших диабетом приближается к 300 миллионам, половина из которых в возрасте между 20 и 60 годами[31].

До настоящего времени количество больных сахарным диабетом в мире увеличивалось вдвое каждые 12-15 лет. Процент больных диабетом 1 или 2 типа в целом по планете составляет порядка 4%[30].

Если нынешние темпы роста продолжатся, к 2030 году общее количество превысит 435 миллионов – это гораздо больше людей, чем нынешнее население Северной Америки [30].

Диабет теперь затрагивает семь процентов взрослого населения в мире. Области с самыми высокими распространением - Северная Америка, где диабет есть у 10.2% взрослого населения, далее следуют Ближний Восток и Северная Африка с 9,3%.

Рейтинг стран по числу больных диабетом людей:

Индия - страна с наибольшим числом больных диабетом людей (50.8 миллионов);

Китай (43.2 миллионов)

Соединенные Штаты (26.8 миллионов);

Россия (9.6 миллионов);

Бразилия (7.6 миллионов);

Германия (7.5 миллионов);

Пакистан (7.1 миллионов);

Япония (7.1 миллионов);

Индонезия (7 миллионов);

Мексика (6.8 миллионов)[18].

Процент больных диабетом 1 или 2 типа в целом по планете составляет порядка 4%[46].

Считается, что сахарный диабет занимает третье место среди всех заболеваний в мире, после таких заболеваний как сердечно-сосудистые и онкологические. В различных источниках указываются различные данные о количестве заболевших, что можно объяснить наличием скрытой формы сахарного диабета, не выявленной у многих людей[35].

Диабет имеет несколько причин, в каждом конкретном случае это может быть одна из них. В редких случаях к диабету приводят некоторые гормональные нарушения, иногда диабет вызывается поражением поджелудочной железы, наступившим после применения некоторых лекарственных препаратов или вследствие длительного злоупотребления алкоголем. Многие специалисты считают, что диабет первого типа может возникнуть при вирусном поражении бета-клеток поджелудочной железы, вырабатывающей инсулин. В ответ иммунная система вырабатывает антитела, названные инсулярными. Даже те причины, которые точно определены, не имеют абсолютного характера. Например, приводятся такие цифры: каждые 20% избыточного веса повышают риск заболеть диабетом второго типа. Почти во всех случаях потеря веса и значительная физическая нагрузка позволяют нормализовать уровень сахара в крови. В то же время очевидно, что далеко не каждый, кто страдает ожирением даже в тяжелой форме, заболевает диабетом[36].

Многое до сих пор остается неясным. Известно, например, что инсулинрезистентность (т.е. состояние, при котором ткани не реагируют на инсулин крови) зависит от числа рецепторов на поверхности клеток. Рецепторы — это такие области на поверхности клеточной оболочки, которые реагируют на инсулин, циркулирующий в крови, и таким образом сахар и аминокислоты получают возможность проникать в клетку[30].

Рецепторы инсулина действуют как своего рода «замки», а инсулин можно уподобить ключу, который открывает замки и позволяет глюкозе войти в клетку. У тех, кто болен диабетом второго типа, по каким-то причинам меньше рецепторов инсулина или же они действуют недостаточно эффективно[35].

Однако ненужно думать, что если ученые не могут пока указать точно, какие причины приводят к диабету, то вообще все их наблюдения за частотой возникновения диабета у разных групп людей не имеют

ценности. Наоборот, выявленные группы риска позволяют уже сегодня сориентировать людей, предупредить их от беспечного и бездумного отношения к своему здоровью. Озаботиться должны не только те, чьи родители больны сахарным диабетом. Ведь диабет бывает как наследуемым, так и благоприобретенным. Сочетание нескольких факторов риска повышает вероятность заболевания диабетом: для больного ожирением, часто страдающего от вирусных инфекций — гриппа и др., эта вероятность приблизительно такая же, как для людей с отягченной наследственностью. Так что все люди, входящие в группы риска, должны быть бдительны. Точный диагноз можно установить на основании анализа содержания глюкозы в крови[37].

В связи с вышеперечисленными данными, можно сказать, что болезнь с годами будет только прогрессировать, и прогнозирование группы риска заболевания сахарного диабета, характерные именно для нашей Республики, поможет в организационных работах, направленных на распределение ресурсов по республике.

## **1.2. Применение нейронных сетей в прогнозировании сахарного диабета**

Для реализации прогноза зоны риска сахарного диабета, в данной работе реализована нейронная сеть, что в своем роде является искусственным интеллектом, реализующий процессы, схожие с мозгом человека. Нейронная сеть может самообучаться и изменяться динамически. Тем самым выдавая реальный прогноз, относительно ошибок синапсов.

Одним из направлений исследований в области искусственного интеллекта, основанным на попытках воспроизвести нервную систему человека, является нейронная сеть. А именно: способность нервной

системы обучаться и исправлять ошибки, что должно позволить смоделировать, хотя и достаточно грубо, работу человеческого мозга[38].

В последние годы можно наблюдать большой интерес к нейронным сетям. Нейронные сети эффективно применяются в различных областях, таких как медицина, техника, бизнес, физика, геология. Задачи прогнозирования, управления и классификации успешно решаются благодаря нейронным сетям. Можно перечислить следующие пункты эффективности применения нейронных сетей в подобного рода задач.

Широкий ассортимент возможностей. Благодаря нейронным сетям, можно реализовывать моделирование различной сложности, которое, в свою очередь, воспроизводит сложные зависимости в сети, модели [39].

На протяжении многих лет линейное моделирование было основным методом моделирования в большинстве областей, поскольку для него хорошо разработаны процедуры оптимизации. В задачах, где линейная аппроксимация неудовлетворительна (а таких достаточно много), линейные модели работают плохо. Кроме того, нейронные сети справляются с "проклятием размерности", которое не позволяет моделировать линейные зависимости в случае большого числа переменных[39].

Нейронные сети очень просты в использовании. Так же эффективно нейронная сеть обучается на примерах. Разработчик нейронной сети делает выборку данных и может запустить алгоритм обучения, благодаря которому нейронная сеть автоматически будет воспринимать структуру данных. Необходимо так же отметить, что чаще необходимы экспертные знания, для реализации корректно обучения, т.е. определения корректных значений весов сети при обучении. Так же от разработчика нейронной сети требуется корректная подготовка данных, выбор архитектуры нейронной сети, интерпретация данных.

Нейронные сети привлекательны с интуитивной точки зрения, ибо они основаны на примитивной биологической модели нервных систем. В будущем развитие таких нейробиологических моделей может привести к созданию действительно мыслящих компьютеров[40].

Сами нейронные сети возникли в результате проведенных исследований искусственного интеллекта, т.е. в процессе воспроизведения возможностей биологических нервных систем к самообучению и исправлению возникающих ошибок, тем самым с попытки смоделировать структуру мозга человека.

Основной областью исследований по искусственному интеллекту в 60-е - 80-е годы были экспертные системы. Такие системы основывались на высокоуровневом моделировании процесса мышления (в частности, на представлении, что процесс нашего мышления построен на манипуляциях с символами). Скоро стало ясно, что подобные системы, хотя и могут принести пользу в некоторых областях, не ухватывают некоторые ключевые аспекты человеческого интеллекта. Согласно одной из точек зрения, причина этого состоит в том, что они не в состоянии воспроизвести структуру мозга. Чтобы создать искусственный интеллект, необходимо построить систему с похожей архитектурой[41].

Мозг состоит из очень большого числа (приблизительно 10,000,000,000) нейронов, соединенных многочисленными связями (в среднем несколько тысяч связей на один нейрон, однако это число может сильно колебаться). Нейроны - это специальные клетки, способные распространять электрохимические сигналы. Нейрон имеет разветвленную структуру ввода информации (дендриты), ядро и разветвляющийся выход (аксон). Аксоны клетки соединяются с дендритами других клеток с помощью синапсов. При активации нейрон посылает электрохимический сигнал по своему аксону. Через синапсы этот сигнал достигает других нейронов, которые могут в свою очередь

активироваться. Нейрон активируется тогда, когда суммарный уровень сигналов, пришедших в его ядро из дендритов, превысит определенный уровень (порог активации)[42].

От активности синапсов напрямую зависит интенсивность сигнала, которой получает нейрон.

Каждый синапс имеет протяженность, и специальные химические вещества передают сигнал вдоль него. Один из самых авторитетных исследователей нейросистем, Дональд Хебб, высказал постулат, что обучение заключается в первую очередь в изменениях "силы" синаптических связей. Например, в классическом опыте Павлова, каждый раз непосредственно перед кормлением собаки звонил колокольчик, и собака быстро научилась связывать звонок колокольчика с пищей. Синаптические связи между участками коры головного мозга, ответственными за слух, и слюнными железами усилились, и при возбуждении коры звуком колокольчика у собаки начиналось слюноотделение [42].

Будучи построен из очень большого числа совсем простых элементов (каждый из которых берет взвешенную сумму входных сигналов и в случае, если суммарный вход превышает определенный уровень, передает дальше двоичный сигнал), мозг способен решать чрезвычайно сложные задачи [43].

Поставленная задача в данной диссертационной работе будет решаться с помощью нейронной сети, т.е. для этого необходимо будет произвести сбор данных для последующего использования в процессе обучения нейронной сети. В случае сахарного диабета набором данных будут выступать сведения больных сахарным диабетом по республике. Можно сказать, что набор данных выступает в роле наблюдений, имеющий свои входные и выходные параметры.

Первостепенно необходимо определиться, сколько и какие переменные будут использованы в нейронной сети.

Определение данных переменных будет реализовано интуитивно, опираясь на опыт работы специалистов в данной сфере. Потребуется консультация экспертов, для выявления важных переменных.

Любая нейронная сеть работает с числовыми значениями, т.е. на входе и выходе работа осуществляется именно с числовыми значениями. Передаточная функция для каждого элемента сети обычно выбирается таким образом, чтобы ее входной аргумент мог принимать произвольные значения, а выходные значения лежали бы в строго ограниченном диапазоне ("сплющивание"). При этом, хотя входные значения могут быть любыми, возникает эффект насыщения, когда элемент оказывается чувствительным лишь к входным значениям, лежащим в некоторой ограниченной области[43].

В связи с тем, что вся информация должна быть представлена в числовом виде, и учитывая, что входные и выходные параметры берутся из некоторой ограниченной области значений, отсюда вытекает, что при реализации нейронной сети одним из важных шагов является предварительная обработка и преобразования данных.

Для этого учитываются следующие параметры:

Шкалирование. Значения приводятся в вид, подходящий для нейронной сети. Чаще всего масштабирование осуществляется по линейной шкале. Переменные могут иметь два значения, т.е. быть двухзначными. В разработанной нейронной сети пример двухзначной переменной является Пол = {Муж=0, Жен=1}. Так же переменные могут быть и многозначными, но с ними все сложнее. Представление многозначных переменных чаще всего идет одним числом, но так же возможно применения кодирования 1 из N, в котором одна номинальная переменная представляется несколькими числовыми переменными [44].

Задачи прогнозирования можно разбить на два основных класса: классификация и регрессия [44].

В задачах классификации нужно бывает определить, к какому из нескольких заданных классов принадлежит данный входной набор. Примерами могут служить предоставление кредита (относится ли данное лицо к группе высокого или низкого кредитного риска), диагностика раковых заболеваний (опухоль, число), распознавание подписи (поддельная, подлинная). Во всех этих случаях, очевидно, на выходе требуется всего одна номинальная переменная. Чаще всего (как в этих примерах) задачи классификации бывают двузначными, хотя встречаются и задачи с несколькими возможными состояниями [45].

Число входных и выходных значений задается условием поставленной задачи. Необходимо предварительно определиться, какие выходные значения должны быть использованы. В разработанной нейронной сети для прогнозирования сахарного диабета входные параметры будут поданы в виде индекса, где  $I = \{\text{наследственность, возраст, индекс массы тела, возраст, артериальная гипертензия, общее количество больных, сердечно – сосудистые заболевания, обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы, образ жизни}\}$ , где выходное значение должно определить, прогноз больных сахарным диабетом по каждому индексу отдельно. Выходные параметры будут представлены в виде процентных соотношений, т.е. будут выделяться зоны риска данного заболевания, характерные именно для нашей республики, т.к. обрабатываться будут сведения больных сахарным диабетом по нашей республике.

Следующий вопрос, который необходимо решить, сколько использовать промежуточных слоев в нейронной сети. Для первого эксперимента был взят один промежуточный слой. Данный момент описан подробнее во второй главе диссертационной работы.

После того, как определено число слоев и число элементов в каждом из них, нужно найти значения для весов и порогов сети, которые бы минимизировали ошибку прогноза, выдаваемого сетью. Именно для этого служат алгоритмы обучения. С использованием собранных исторических данных веса и пороговые значения автоматически корректируются с целью минимизировать эту ошибку. По сути, этот процесс представляет собой подгонку модели, которая реализуется сетью, к имеющимся обучающим данным. Ошибка для конкретной конфигурации сети определяется путем прогона через сеть всех имеющихся наблюдений и сравнения реально выдаваемых выходных значений с желаемыми (целевыми) значениями. Все такие разности суммируются в так называемую функцию ошибок, значение которой и есть ошибка сети. В качестве функции ошибок чаще всего берется сумма квадратов ошибок, т.е. когда все ошибки выходных элементов для всех наблюдений возводятся в квадрат и затем суммируются [46].

Для проведения исследования прогнозирования зоны риска сахарного диабета, необходимо понять, как работает человеческий мозг. Многие ученые работали над этим вопросом. Чтобы полученные знания внедрить в компьютер необходимо воссоздать схему работы человеческого мозга. Если мы можем легко разобрать компьютер на составляющие и изучить функции каждого компонента, то с человеческим мозгом дело обстоит намного сложнее. Только одна кора человеческого мозга состоит из ста миллиардов нейронов. Тяжело представить масштаб охвата данной конструкции, а уж тем более работу мозга.

Ниже приведено иерархическое описание человеческого мозга (рис.1), которое состоит из: коры человеческого мозга, разбивающегося на доли, а они в свою очередь состоят из гиперколонок, а гиперколонки состоят из сотни нейронов (рис.1).

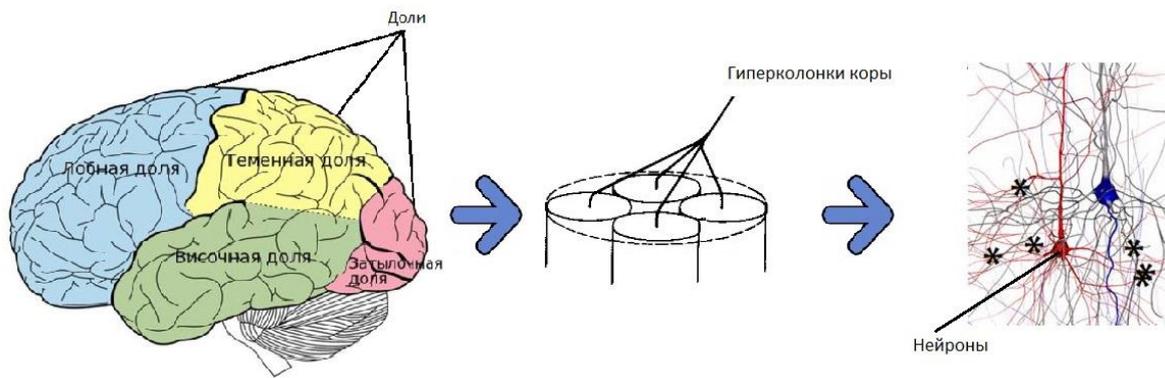


Рис.1. Иерархическое описание человеческого мозга

Нейроны отвечают за скорость и эффективность работы мозга. Тяжело утверждать об основных принципах работы мозга, рассматривая его под микроскопом, так же, как невозможно утверждать о наличии счетчика команд в компьютере, рассматривая его под тем же самым микроскопом. В связи с чем можно утверждать, что более эффективно рассматривать работу мозга на самом нижнем уровне, на нейронах и их колонках. А затем, интегрируя эти предположения, рассматривать работу мозга целиком.

Не вдаваясь в подробности строения биологического нейрона, рассмотрим нейроны с точки зрения ИТ, после чего возможно провести аналогию с биологической картиной. Сама модель нейрона является простой связью между двумя нейронами и мгновенным сигналом между ними. Если рассматривать традиционные нейросети, то они оперируют не временем отдельных всплесков, а частотой данных всплесков. Частота всплесков на выходе напрямую зависит от частоты всплесков на входе. Полученные знания можно применить для разработки алгоритма и создания программного обеспечения обучения нейронной сети.

Рассмотрим более подробно работу нейронной сети и разберем ее на составляющие. Любая нейросеть состоит из нейронов. Например, рассмотрим черную коробку с входными и выходными данными. Сама коробка является нейроном, получающим входящую информацию и на выходе формирующий сигнал. Данный сигнал формируется в зависимости

от внутреннего алгоритма нейрона. Входных данных может быть так много, как это зависит от решаемых задач и от того, какое событие мы хотим спрогнозировать. Не будем углубляться в тему создания программного кода и массива, скажем одно, после его создания наша нейросеть будет очень глупой. Далее мы можем ставить эксперименты над нашим новорожденным интеллектом.

Основу каждой нейронной сети составляют относительно простые, в большинстве случаев – однотипные элементы, имитирующие работу нейронов мозга. Каждый нейрон характеризуется своим текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Он обладает группой синапсов – однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон – выходную связь данного нейрона, с которой сигнал поступает на синапсы следующих нейронов. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом  $w_i$ , который по физическому смыслу эквивалентен электрической проводимости.

Также для всех нейронных сетей характерен принцип параллельной обработки сигналов, который достигается путем объединения большого числа нейронов в так называемые слои и соединения определенным образом нейронов различных слоев, а также, в некоторых конфигурациях, и нейронов одного слоя между собой, причем обработка взаимодействия всех нейронов ведется послойно[22].

Теоретически число слоев и число нейронов в каждом слое может быть произвольным, однако фактически оно ограничено ресурсами компьютера или специализированной микросхемы, на которых обычно реализуется нейронная сеть. Чем сложнее нейронная сеть, тем масштабнее задачи, подвластные ей. Выбор структуры нейронной сети осуществляется в соответствии с особенностями и сложностью задачи. Существует

множество областей применения нейронных сетей. Это автоматизация процессов распознавания образов, адаптивное управление, аппроксимация функционалов, прогнозирование, создание экспертных систем, организация ассоциативной памяти и многие другие приложения. С помощью нейронных сетей можно, например, предсказывать показатели биржевого рынка, выполнять распознавание оптических или звуковых сигналов, создавать самообучающиеся системы, способные управлять автомашиной при парковке или синтезировать речь по тексту[22].

Использование обратного распространения обучения. Долгое время не было теоретически обоснованного алгоритма для обучения многослойных искусственных нейронных сетей. А так как возможности представления с помощью однослойных нейронных сетей оказались весьма ограниченными, то и вся область в целом пришла в упадок. Разработка алгоритма обратного распространения сыграла важную роль в возрождении интереса к искусственным нейронным сетям. Обратное распространение - это систематический метод для обучения многослойных искусственных нейронных сетей [21].

Данный метод обучения может быть применен к сетям в любом количестве слоев. Сама суть реализации обучения нейронной сети по данному методу состоит в том, чтобы значением весов привести к таким цифрам, чтобы множество входных параметров привело к множеству выходным параметрам. Таким образом и будет реализоваться весь процесс обучения нейронной сети для прогнозирования сахарного диабета.

Обучение сети обратного распространения требует выполнения следующих операций:

Выбрать очередную обучающую пару из обучающего множества; подать входной вектор на вход сети.

Вычислить выход сети.

Вычислить разность между выходом сети и требуемым выходом (целевым вектором обучающей пары).

Подкорректировать веса сети так, чтобы минимизировать ошибку.

Повторять шаги с 1 по 4 для каждого вектора обучающего множества до тех пор, пока ошибка на всем множестве не достигнет приемлемого уровня.

### **1.3. Выбор программного комплекса для реализации нейронной сети**

На сегодняшний день существуют большое количество программных средств для работы с нейронными сетями. Например, такие, как *Statistica* (фирма StatSoft), *BrainMaker* (компания CaliforniaScientific Software), *NeuroSolutions* (компания NeuroDimension), *MatLab* (компания MathWorks). Разработанная нейронная сеть реализована в среде *MatLab*. Выбор в пользу данной среды сделан с связи с большими возможностями данной среды, удобства при разработке приложений подобного рода и благодаря широкому выбору средств визуализации результатов [48].

Для нейросетевого прогнозирования группы риска сахарного диабета можно использовать различные классы нейронных сетей. Данный выбор требует больших затрат времени на исследование для нахождения более оптимальной нейронной сети, которая обеспечит наименьшие ошибки при прогнозировании. Чтобы сократить время на поиски более эффективной нейронной сети, необходимо разработать программу, для ускорения данного процесса[49].

Для проектирования нейронных сетей используют нижеперечисленные программные обеспечения:

- Приложение *Neural Network Toolbox* для программного комплекса *Matlab* и *Simulink* - для применения нейронных сетей для аппроксимации данных, распознавания образов и кластеризации.

- Пакет Statistica Neural Networks, представляет собой реализацию всего набора нейросетевых методов анализа данных.
- Библиотека FANN (Fast Artificial Neural Network) - свободное открытое программное обеспечение, реализующее многослойные искусственные нейронные сети на языке C.
- NeuroShell, универсальный программный продукт компании Neuro-project для решения задач анализа данных с помощью нейросетей.
- Программный пакет Neuro Office фирмы Альфа-Систем ориентирован на проектирование нейронных сетей с ядерной организацией, включает в себя средства генерации, моделирования и обучения нейронных сетей[50].

Искусственные нейронные сети в Matlab представляют новое направление в практике создания технических систем. Возможности нейронных сетей выполнять операции сравнения по образцу и классификации объектов, недоступные для традиционной математики, позволяют создавать искусственные системы для решения задач распознавания образов, диагностики заболеваний, автоматического анализа документов и многих других нетрадиционных приложений[74]. Исходя из этого выбор был сделан в пользу программного комплекса среды Matlab.

#### **1.4. База моделей нейронных сетей программного комплекса MATLAB**

Данная работа посвящена исследованию прогнозирования группы риска сахарного диабета. Целью работы является выбор оптимальной нейронной сети и алгоритма ее обучения для использования в системе прогнозирования группы риска сахарного диабета. Исследование выполнено с использованием программной системы MatLab (версия 7.9). В данном разделе описаны модели, примененные в прогнозировании.

Выбор пал на следующие модели нейронных сетей:

- нелинейная авторегрессионная сеть (Nonlinear Autoregressive Network -NARX-сеть);
- сеть Элмана - частный случай многослойной рекуррентной сети (Layer-Recurrent Network - LRN-сеть);
- опережающая сеть прямого распространения (Feed-Forward Network - FFN-сеть)

NARX-сеть относится к классу рекуррентных нейронных сетей. Наличие обратных связей позволяет NARX-сети принимать решения, основываясь не только на входных данных, но и с учетом предыстории состояний динамического объекта. Это свойство делает NARX-сеть удобной моделью для описания динамических процессов.

Сеть Элмана - один из видов рекуррентной сети, которая получается из многослойного персептрона введением обратных связей, только связи идут не от выхода сети, а от выходов внутренних нейронов. Это позволяет учесть предысторию наблюдаемых процессов и накопить информацию для выработки правильной стратегии управления.

FFN сеть - входной слой сетей FFN. FFN состоит из числа нейронов, равного размерности задачи. В выходном слое во всех случаях используется один нейрон с функцией активации. Нейроны скрытого слоя имеют сигмоидальные функции активации. Число этих нейронов является свободным параметром сетей и подбирается, исходя из требуемой точности аппроксимации.

Именно данные функции подходят для прогнозирования групп риска сахарного диабета, чем и обосновывается выбор данных сетей.

Существенной задачей, при выборе архитектуры нейросети, является проблема ее выбора.

Важна необходимость внесения памяти в нейронную сеть. Чаще всего используют линии задержек сигналов сети подающих на вход и/или на выход. Обоснованием для данного подхода является теория вложения.

В настоящей работе рассматривается применение последовательно-параллельной схемы для идентификации группы риска сахарного диабета.

В наше время очень сильно возрастает роль информационных технологий и информационного обеспечения в различных отраслях, медицинская тому не исключение. Что, несомненно, будет являться одним из движущих факторов развития науки, что обуславливает разработку и внедрение разных информационных систем в медицине.

Разработка математических методов решения медико-биологических задач началась в XX веке — исследователи изобрели много способов проверки гипотез и выводов. В 60-е годы были разработаны методы анализа, общим признаком которых явилось наличие явных алгоритмов принятия решений. Наиболее популярные методы до сих пор активно используются в теоретической медицине, однако в клинической практике они не нашли широкого применения. Вопросы прогнозирования в хирургии, и в частности в кардиохирургии, получили развитие, благодаря работам А.Н.Амосова, В.И.Бураковского, Ю.Л.Шевченко, Н.Н.Шихвердиева[51-52].

Большое количество исследований показали, что задачи в области медицины, имеющие неявный характер, решаются благодаря явным методами с точностью, не подходящей для широкого практического использования в определенных задачах диагностики, прогнозирования и поддержки принятия решений .

Изучение и поиск алгоритмов, позволяющих накапливать и использовать опыт при обучении, продолжаются уже более века. Впервые значимые попытки создания нейронных сетей были сделаны в 40—50-х гг., когда У.Маккалок и У.Питтс выдвинули основное положение теории

работы мозга головы. В будущем их идеи развил Ф.Розенблатт, он сформулировал нейродинамические принципы. Позже, с появлением дешевой компьютерной техники произошла революция в мире вычислительной математики и кибернетики, которая привела к формированию новой науки — нейроинформатики. Неявные задачи медицины явились идеальной областью для применения нейросетевых технологий, и именно в данной области наблюдается наиболее яркие практические успехи данных методов.

Искусственная нейронная сеть представляет собой и совокупность «нейронов» — простых элементов, связанных между собой. «Нейроны» и межнейронные связи задаются при помощи программирования. Структура взаимосвязей между «нейронами» аналогична таковой в биологических объектах. Искусственный «нейрон» имеет коммуникации с другими «нейронами» через «синапсы», передающие сигналы от других «нейронов» к данному («дендриты») или от данного «нейрона» к другим («аксон»). Несколько «нейронов», связанных между собой определенным образом, и образуют нейронную сеть [53].

Нейросеть имеет каналы для связи с внешним миром. Входные каналы обеспечивают поступление информации на нейросеть, выходные каналы выводят информацию из нейросети. В связи с чем «нейроны» сети рассматриваются как входные и выходные каналы. Определенная часть «нейронов» может и не общаться с внешним миром, а взаимодействовать с входными и выходными «нейронами».

Функционирование «нейрона» происходит по следующей схеме. В определенный момент времени через входной «синапс» на «нейрон» отправляются сигналы от других «нейронов» и/или из внешнего мира.

Каждый «синапс» имеет свой параметр, который называется весом и представляющий определенное число. Сигнал, который проходит через наш «синапс», умножается на вес данного «синапса». От веса «синапса» сигнал

может быть усилен или же ослаблен по определенной амплитуде. Сигналы от «синапсов», отправляющий к нейрону, получает сумматор[54].

Сумматор реализует суммирование всех пришедших сигналов и отправляет на преобразователь определенные числа, т.е. нашу сумму. Величина этой суммы может зависеть от величины исходных сигналов, или же от весов «синапсов». «Нейрон», который получит данное число, преобразует его согласно своей функциональности, в результате чего получается последующее число, и отправляется по «аксону» всем остальным «нейронам» через «синапсы». Последующие «нейроны» реализуют с поступающими сигналами эти же операции, лишь различием в весах их «синапсов» и/или «нейроны» будут иметь другой вид функции преобразования .

Во время эмуляции нейросети на компьютере все вычислительные операции осуществляются программой. Вследствии, нейронная сеть, которая получает на входе определенный сигнал, может после прохода его по «нейронам» выдать на выходе ответ, который, в свою очередь, зависит от весовых коэффициентов всех «нейронов» и от сигнала. Обучение нейронной сети будет происходить на обучающей выборке, которая состоит из примеров, каждый из которых является типовой задачей с определенным набором условий и однозначным ответом. Например, входными сигналами в примере будут использоваться данные исследования определенного периода времени (город, количество больных, пол, наследственность, индекс массы тела, возраст, вес, рост), тогда заранее известным ответом в этом примере может быть либо определение группы риска, либо прогноз наступления определенного исхода, т.е. принадлежность к группе риска, или же возможного осложнения. Большое количество примеров с различными ответами будут образовать датчик, который располагается в базе данных. В свою очередь, где каждая запись будет являться примером.

Не углубляясь в математические алгоритмы, которые подробно описаны в работах А.Н.Горбаня и Д.А.Россиева, приведем обучающий алгоритм для будущей нейросети: сначала из обучающей выборки отбирается пример, далее его входные значения подаются на входные «синапсы» нейросети. Далее, нейросеть реализует определенное число тактов функционирования, при этом вектор входных сигналов распределяется по связям между «нейронами». От выходных нейронов измеряются сигналы. После чего реализуется интерпретация выданных сигналов и высчитывается оценка, определяющая отличие между выданным сетью ответом и требуемым ответом, имеющимся в примере. В случае, когда оценка в примере равна нулевому значению, ничего не предпринимается. В противном случае вычисляют поправочные коэффициенты для каждого синаптического веса матрицы связей, после чего реализуется подстройка синаптических весов. В коррекции весов синапсов и заключается обучение нейросети. В завершение реализуется переход к следующему примеру, и все вышеперечисленные операции вновь повторяются.

Определим преимущества нейросетевых экспертных систем перед обычными. Нейросети принимают решения на основе опыта, приобретаемого ими самостоятельно в рамках обучения.

Решение нейросети, не будучи, является категоричным. Она выдает решение вместе со степенью уверенности в данном ответе, что позволяет пользователю критически оценивать ее ответ.

Благодаря нейросети можно моделировать любую ситуацию принятия решения.

Нейросети выдают ответ за доли секунды, что делает возможным внедрять их в динамических системах.

Возможности нейросетей (коррекция классификационной модели, минимизация обучающих параметров и др.) позволяют определять направления научного поиска[55].

Все вышеизложенные характеристики нейронной сети доказывают актуальность, востребованность и необходимость их использования для решения медицинских задач. Использование подобного рода технологий открывает иной уровень изучения процессов в такой стохастической системе, как человеческий организм. Особенно полезными являются возможности прогнозирования, поскольку корректно определив группу риска при сахарном диабете, было бы не лишним иметь инструмент, помогающий предвидеть течение событий после разных способов воздействия и при разных критериях состояния организма.

Учитывая это, была применена нейросеть для прогнозирования сахарного диабета.

В качестве входных сигналов были взяты: данные предоставленные Республиканским Эндокринологическим Центром, а именно сведения из БД «Мониторинг больных СД 1 и 2 типа в Республике Узбекистан» зарегистрированного 20.10.2014 года. Авторами которого являются Алиханова Н.М., Исмаилов С.И., Алиева А.В., Акбаров З.С., Рибоштан А.О, Рахимова Г.Н., Норматива Н.М., Акрамова Г. Г.

В качестве выходного сигнала для одной нейросети был выбран 1 признак— город; для другой — количество заболевших сахарным диабетом за определенный период.

Опыты с первой нейросетью были начаты раньше, так как не требовали более детальных признаков (возраст, пол, индекс массы тела, генетическая предрасположенность, занятия спортом, питание, различного рода заболевания). Была реализована трехслойная сеть, количество «нейронов» которой составило пятьдесят два. В процессе работы разработанная нейросеть обучалась заметно плохо, что видимо связано, с

неадекватным количеством входных данных, а также необъективностью и внутренней неоднородностью выходного сигнала.

Вторая нейросеть по своей структуре похожа на первую, в связи с чем были ожидаемы проблемы возникшие с первой нейросетью. Во избежание данных ошибок, были обработаны данные за период с 1999 по 2013 гг больных сахарным диабетом в Республике Узбекистан. Была создана трехслойная нейросеть, которая была обучена и протестирована. Обучение проходило без сложностей, но существуют опасения, что специфичность и чувствительность были не в достаточной мере хорошими. Для этого можно в дальнейшем улучшить данные показатели. В результате полученная нейронная сеть способна прогнозировать группе риска сахарного диабета. Данная информация, т.е. определение группы риска значительной мере способствует в проведении организационных работ (грамотного распределения инсулина и т.п.), в рамках борьбы с сахарным диабетом.

### **1.5. Постановка задачи**

Разработка нейронной сети в среде Matlab для прогнозирования группы риска сахарного диабета. Для этого необходимо решить ряд подзадач:

- Определить входные и выходные данные нейронной сети.
- Согласно выбранной топологии, разработать нейронную сеть.
- Провести обучение полученной нейронной сети.
- Определить наиболее эффективную сеть, для прогнозирования СД.
- Протестировать нейронную сеть.
- Поставить эксперимент.

## 1.6. Выводы к первой главе

Основной методический результат, представленный в данной главе, состоит в определении метода идентификации динамических систем в классе самообучающихся нейронных сетей. Был проведен анализ предметной области, согласно которому разработанная нейронная сеть будет прогнозировать группы риска больных СД.

Выявленные группы риска позволяют уже сегодня сориентировать людей, предупредить их от беспечного и бездумного отношения к своему здоровью. Озаботиться должны не только те, чьи родители больны сахарным диабетом. Ведь диабет бывает как наследуемым, так и благоприобретенным. Сочетание нескольких факторов риска повышает вероятность заболевания диабетом. Результаты прогноза нейронной сети могут быть использованы для эффективного планирования организационных работ по республике, направленных на борьбу с СД.

Согласно поставленной задаче в построении нейросетевой модели для прогнозирования группы риска больных сахарным диабетом и анализа существующих сетей, были определены три сети, подходящие для решения подобного рода задач. Для этого будут рассмотрены три вида сетей (FFN, NARX и сети Элмана) с применением метода обучения обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома.

Согласно проведенному анализу предметной области, так же был определен наиболее подходящий программный комплекс для разработки нейронной сети.

## Глава 2. Реализация нейронной сети на основе топологий в среде Matlab с применением метода обратного распространения ошибки

### 2.1. Описание нейронных сетей для применения в прогнозировании сахарного диабета

В первой главе диссертационной работы, были определены три сети для разработки нейронной сети. Во второй главе будет произведена разработка нейронной сети трех видов с применением метода обучения обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома и определена наиболее эффективная сеть для решения задачи диссертационной работы.

Ниже приведен алгоритм на основе *NARX*-сети и сети Элмана.

Пусть  $\Delta = (t_0, t_1, \dots, t_k)$  - равномерная временная сетка, шаг которой равен  $\tau$ . На сетке  $\Delta$  определены значения: численности больных в городе ( $G$ ), возраст ( $L$ ), индекс массы тела ( $I$ ), генетическая предрасположенность ( $GP$ ) и обнаружение глюкозы в крови выше нормы ( $GVK$ ), образ жизни ( $O$ ), Артериальная гипертензия ( $A$ ), Сердечно-сосудистые заболевания ( $C$ ). Другими словами, известны величины

$$\begin{aligned} G(t_i) = G_i, L(t_i) = L_i, I(t_i) = I_i, GP(t_i) = GP_i, GVK(t_i) = GVK_i, O(t_i) = LO_i, \\ = A_i, C(t_i) = C_i \end{aligned} \quad (1)$$

$i \in [0:k]$

Назовем совокупность данных

$$\{G_i, L_i, I_i, GP_i, GVK_i, O_i, A_i, C_i \mid i \in [1:k]\} = \{G(\Delta), L(\Delta), I(\Delta), GP(\Delta), GVK(\Delta), O(\Delta), A(\Delta), C(\Delta)\} \quad (2)$$

«широкой» выборкой. Будем также рассматривать аналогичную «узкую» выборку

$$\{G_i \mid i \in [1:k]\} = \{G(\Delta)\} \quad (3)$$

В качестве общего обозначения, как широкой, так и узкой выборок используем обозначение

$\{V(\Delta)\}$ , где в случае широкой выборки  $V \in \{G, L, I, GP, GVK, O, A, C\}$ , а в случае узкой выборки -  $V \in \{G\}$ .

Первые  $k^{learn}$  узлов сетки  $\Delta$  обозначим  $\Delta_{learn}$ , а оставшиеся  $k^{test} = k - k^{learn}$  узлов -  $\Delta_{test}$ . Часть исходной выборки данных  $\{V(\Delta_{learn})\}$  используем в качестве обучающей выборки с применением метода обучения **обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома**, а оставшуюся часть выборки  $\{V(\Delta_{test})\}$  - в качестве тестовой выборки.

Наряду с абсолютными длинами обучающей и тестовой выборки будем рассматривать их относительные значения

$$\tilde{k}^{learn} = \frac{k^{learn}}{k}, \quad \tilde{k}^{test} = \frac{k^{test}}{k}. \quad (4)$$

Введем в рассмотрение также сетки

$$\mathcal{S}_h^+ = (t_{r+1}, t_{r+2}, \dots, t_{r+h}), \quad \mathcal{S}_{b,s,m,f}^- = (t_{r-b-ms}, \dots, t_{r-b-2s}, t_{r-b-s}, t_{r-b}, t_r, t_{r+f}), \quad (5)$$

где  $t_r$  - текущий момент времени;  $[t_r; t_{r+h}] = T$  - период прогноза;  $[t_r; t_{r+f}] = f\tau = T_f$  - период «опережения»;  $[t_{r-b-ms}; t_r] = T_m$  - период предыстории;  $b$  - начальный индекс предыстории;  $s$  - величина шага предыстории;  $m$  - число шагов предыстории (рисунок 1). Легко видеть, что для указанных величин имеют место следующие ограничения:

$$t_{r-b-ms} \geq 0; \quad r+h \leq k; \quad r+f \leq k.$$

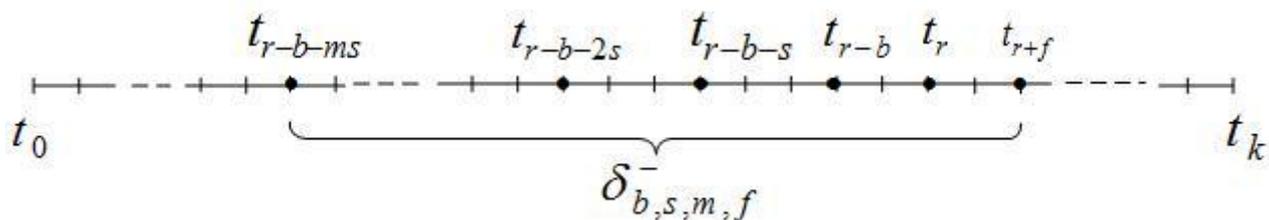


Рис 2 – К формированию сетки  $\delta_{b,s,m,f}^- : b=2; s=3; f=2$

Положим, что прогнозирование выполняется в момент времени  $t_r$  на период прогноза  $T$ , и это прогнозирование производится на основе значений исходной выборки в узлах сетки  $\delta_{b,s,m,f}^-$ , т.е. на основе значений  $\{V(\delta_{b,s,m,f}^-)\}$ . В общем случае, величины  $b, s, m, f$  могут быть различными для различных компонентов исходной выборки. Другими словами, величины  $b_V, s_V, m_V, f_V$ , а значит и соответствующие сетки  $\delta_{b_V, s_V, m_V, f_V}^-$ , вообще говоря, различны. Обозначим  $B, S, M, F$  векторы начальных индексов предыстории, величин шагов предыстории, чисел шагов предыстории и чисел шагов «опережения», соответственно. Например, для узкой выборки

$$B = (b_G), S = (s_G), M = (m_G), F = (f_G) \quad (6)$$

Целесообразность использования рассмотренной достаточно сложно сконструированной сетки  $\delta_{b,s,m,f}^-$  объясняется следующей причиной.

В параметре  $G$  будет выступать как некий индекс, отражающий в себе причины заболевания сахарным диабетом. Данный индекс будет предварительно вычислен.

На основании этого от текущего момента времени  $t_r$  узел  $t_{r-b}$  сетки  $\delta_{b,s,m,f}^-$  отстоит от этого времени на  $b$  шагов сетки  $\Delta$ , а каждый из предшествующих узлов – на  $s$  шагов той же сетки.

Так же в сетку  $\delta_{b,s,m,f}^-$  включен период опережения  $T_f$  (рис 2).

Ставим задачу прогнозирования индекса  $G$  на период прогноза  $T$  на основе совокупности значений  $\{V(\delta_{b,s,m,f}^-)\}$  1) узкой исходной выборки, 2) широкой исходной выборки. Прогнозируемые уровни  $G$  обозначим  $\tilde{BG}$ .

Очевидно, что при прогнозировании индекса  $G$  на основе совокупности значений  $\{V(\delta_{b,s,m,f}^-)\}$  возможен пропуск моментов, т.е. возможно в индексе не учтены все показатели и т.д. Поэтому может быть целесообразным сглаживание исходной выборки – построение прогноза на основе суммарных значений компонентов этой выборки  $\tilde{V}_{r-b}$ ,  $\tilde{V}_{r-b-s}$ ,  $\tilde{V}_{r-b-2s}, \dots, \tilde{V}_{r-b-ms}$ , где

$$\tilde{V}_{r-b} = V_{r-b} + V_{r-b+1} + \dots + V_r, \quad \tilde{V}_{r-b-s} = V_{r-b-ms} + V_{r-b-2s} + \dots + V_{r-b-s-1}, \dots$$

Пусть оценка  $\tilde{BG}$  тем или иным образом получена в  $l$  моментов времени  $t_{i_1}, t_{i_2}, \dots, t_{i_l}$ , т.е. известны оценки  $\tilde{BG}_{i_1}, \tilde{BG}_{i_2}, \dots, \tilde{BG}_{i_l}$ ;  $t_{i_1} > 0$ ,  $t_{i_l} \leq k$ . Эффективность прогнозирования оцениваем следующими величинами:

- оценка математического ожидания квадрата ошибки прогнозирования (среднеквадратичная ошибка)

$$mse = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l E_{i_j}^2 \quad (7)$$

- оценка математического ожидания модуля относительной ошибки прогнозирования ( $mape$ )

$$mape = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l \left| \frac{E_{i_j}}{\tilde{BG}_{i_j}} \right| \quad (8)$$

Здесь  $E_{ij} = E_{ij}(\delta_{q,s,g,f}^-, \delta_h^+) = BG_{ij} - \tilde{BG}_{ij}$  - ошибка прогнозирования в момент времени  $t_{ij}$

Согласно данным методам разработки нейронные сети (FNN, NARX и сеть Элмана) с применением метода обучения обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома (которой подробнее описан в пункте 2.1.3) и после проведения тестирования(которое проведено в пункте 2.1.4.), можно проанализировав эффективность каждой примененной сети, в решении проблемы диссертационной работы, сделать выбор наиболее эффективной нейронной сети.

## 2.2. Программный комплекс для реализации нейронной сети

Структура разработанного программного комплекса представлена на рис 3. Основу программы составляют классы *dataHandler*, *Details*, *MatrixHost*, *NNmgr*.

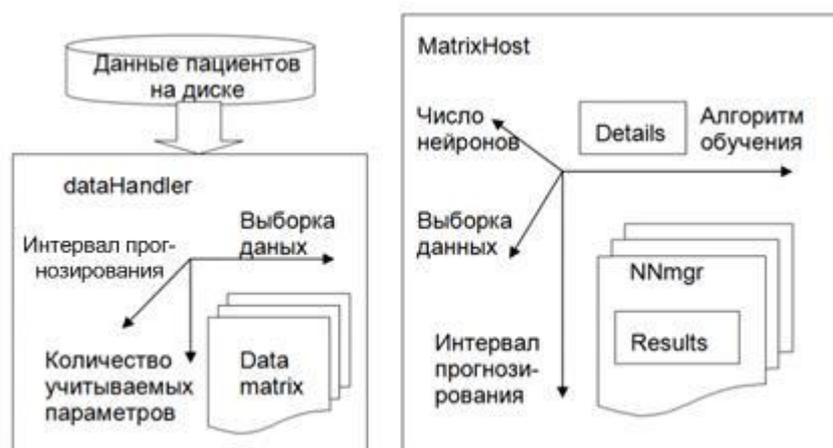


Рис 3 - Структура программного комплекса

DataHandler организует чтение данных из источника (файла), далее создает необходимую матрицу данных, которая состоит из значений на различных промежутках прогнозирования и цифр данных параметров. Details реализует хранилище данных об обработанной сети или сетях.

MatrixHost в данном классе обеспечивается обучение и проверка сетей. Объекты класса состоят из матриц NNmgr, в каждом из них содержится нейронная сеть для исследования, результат прогнозирования и адрес на объект Details. Данный класс так же необходим в построении графиков.

### 2.3. Описание применения метода обучения нейронной сети алгоритма обратного распространения ошибки

Разработанная нейронная сеть представляет собой компьютерную программу, которая предназначена, для прогнозирования группы риска сахарного диабета, процессом сходным с работой человеческого мозга. Кроме того, на рис 4 показано, как искусственный нейрон обрабатывает входные данные в выходной сигнал. Тем не менее, наиболее важной особенностью нейронной сети является то, как она учится. Обучение построено на методе обучения алгоритма обратного распространения ошибки. Следующий вывод взят из объяснения, представленном Дхаррм и Стеином (1996). Все математические формулы относятся к рис5. Показан один искусственный нейрон, который учится с помощью алгоритма обучения обратного распространения ошибки.

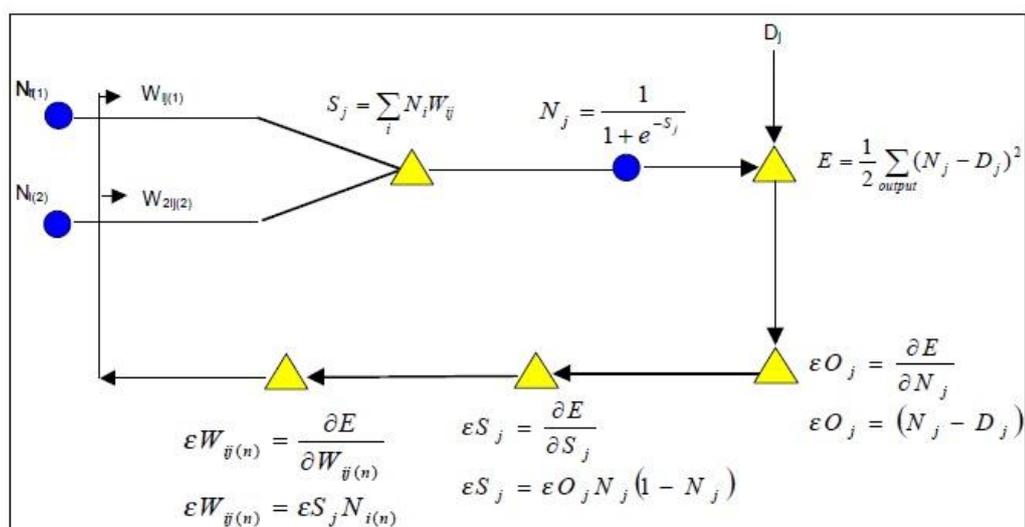


Рис 4 Искусственный нейрон. Использование обратного распространения обучения

Алгоритм обратного распространения стремится свести к минимуму член ошибки между входом нейронной сети и фактическим требуемым выходным значением. Термин ошибки вычисляется сравнением полезной мощности до желаемого выхода, а затем подается обратно через сеть в результате чего синаптические веса изменяются, чтобы свести к минимуму ошибку. Процесс повторяется, пока ошибка не достигает минимального значения. Сеть использует уравнение (9) для обновления весов  $W_{ij}$  из данного узла  $N_i$  к текущему узлу  $N_j$ ; где  $t$  относится к количеству обновлений и  $\lambda$  относится к параметру обучения. Обучение Параметр или скорость обучения, контролирует скорость изменения веса, так происходит обучение. Чувствительность узла  $N_j$  к изменению веса  $W_{ij}$  представлена  $(\varepsilon W_{ij})$  и будет определена по формуле:

$$W_{ij,(t+1)} = W_{ij,t} + (\lambda) (\varepsilon W_{ij})(N_i), \quad (9)$$

Общий вход узла описан в уравнении(10):

$$S_j = \sum_i N_i W_{ij} \quad (10)$$

где  $S_j$  сумма всех входов в узле,

$N_i$  выход предыдущего узла

$W_{ij}$  соединением по массе между узлами предыдущего слоя.

Этот выходной сигнал затем преобразуется с помощью функции активации, представленной уравнением 3. Общий выход узла  $j$  представлен на  $N_i$

$$N_i = \frac{1}{1+e^{-S_j}} \quad (11)$$

Общая ошибок для одного прохода нейронной сети представлена уравнением 4, где  $D_j$  является желательным выходным сигналом от выходного узла  $j$ .

$$E = \frac{1}{2} \sum_{output} (N_j - D_j)^2 \quad (12)$$

Теперь, ошибку для всей сети можно рассчитать, эта информация подается обратно через сеть, чтобы уменьшить ошибку. Упрощенные дифференциальные уравнения требуются для изменения веса соединения приведены ниже; Во-первых, термин ошибка для каждого выходного узла  $O_j$  должен быть рассчитан. По сути, была совершена попытка определить, насколько термин ошибка изменится в отношении изменения каждого выхода узла. Этот расчет упрощается в уравнении 5 описанной ниже:

$$\varepsilon O_j = N_j - D_j \quad (13)$$

Во-вторых, количество изменений ошибки должно быть рассчитано. Это делается путем определения, на сколько уравнение 4 меняется, когда общий вход узла изменяется. Этот расчет упрощается в уравнении ниже:

$$\varepsilon S_j = \varepsilon O_j N_j (1 - N_j) \quad (14)$$

Далее, регулировка веса необходим для  $W_{ij}$  и рассчитывается из слоя ниже  $N_i$  к текущему узлу  $N_j$  Расчет упрощается в уравнении 7 ниже:

$$\varepsilon W_{ij} = \varepsilon S_j N_i \quad (15)$$

Наконец эта операция продолжается на узлах нижнего слоя, позволяя узлам нижнего скрытого слоя, играть роль выходного узла. Все ошибки от всех входов в скрытый слой должны быть суммированы. Упрощенное уравнение для расчета веса обновления предоставляется в уравнение ниже, где индекс J представляет совокупность узлов в слое над скрытым слоем.

$$\varepsilon H_i = \sum_j \varepsilon S_j W_{ij} \quad (16)$$

Таким образом, ошибка в сети распространяется назад рекурсивно через всю сеть и все веса корректируются, чтобы свести к минимуму общую погрешность сети.

## 2.4. Типы используемых сетей для прогнозирования сахарного диабета и выбор наиболее эффективной сети по результатам проведенного тестирования

Выше были описаны сети, которые будут применяться при разработке нейронной сети, согласно пункту 2.1.1, где представлены формулы и алгоритм реализации сетей и пункту 2.1.3, где описан алгоритм обучения сети. В данном разделе описаны архитектуры сетей и будет проведено тестирование сетей и определена наиболее эффективная, для решения задачи диссертационной работы.

- нелинейная авторегрессионная сеть (Nonlinear Autoregressive Network -NARX-сеть);
- сеть Элмана - частный случай многослойной рекуррентной сети (Layer-Recurrent Network - LRN-сеть);
- опережающая сеть прямого распространения (Feed-Forward Network - FFN-сеть).

Архитектура используемой в работе NARX-сети представлена на рис 5.

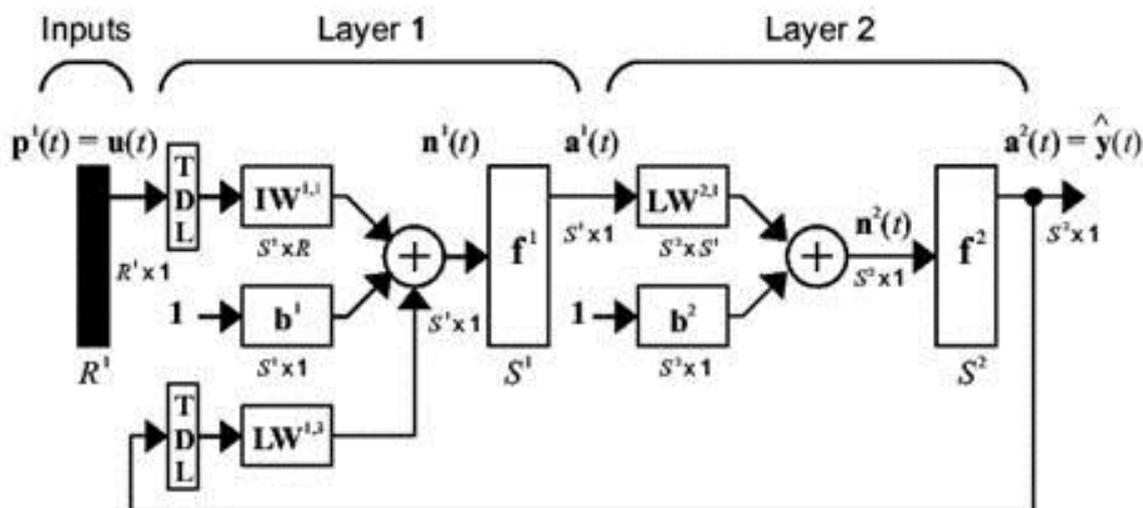


Рис 5 – Параллельный вариант архитектуры NARX-сети

На данном рисунке показана двухслойная сеть, где  $IW$  - матрица весов входа;  $LW$  - матрица весов нейронов промежуточного слоя;  $p$  -

вектор входов;  $y$  - выход сети; *TDL (Tapped Delay Line)* – линии задержки.

Линии задержки определим вектором  $L = (l^{in}; l^{out})$ , где  $l^{in}$ ,  $l^{out}$  - длины входной и выходной линий соответственно.

Сеть Элмана состоит из одного слоя, сигмоидальной и линейной функций. Сама архитектура показана на рис 6, где  $D$  – задержка во времени, рассчитанная на один шаг.

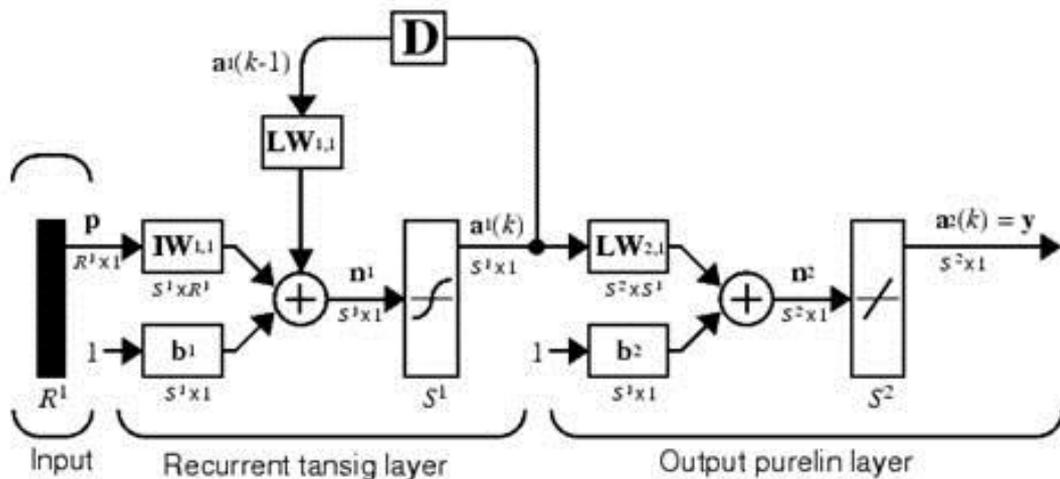


Рис 6 - Сеть Элмана

*FFN*-сеть имеет архитектуру, представленную на рисунке 7.

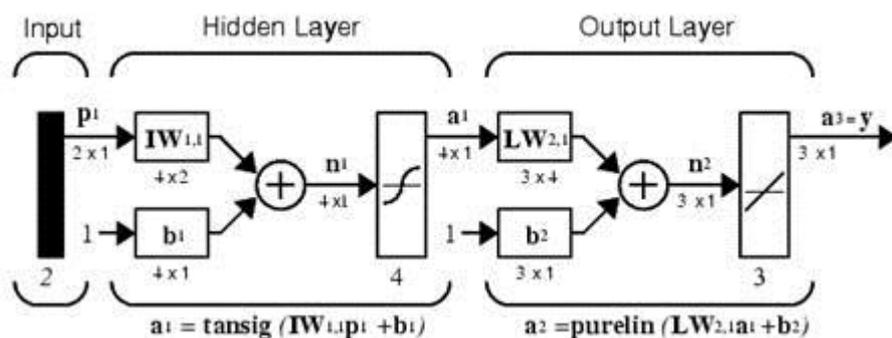


Рис 7 – Архитектура *FFN*-сети прямого распространения

Прогнозирование на основе «узкой» выборки.

В данной главе будут рассмотрены возможность прогнозирования группы риска сахарного диабета на основе узкой выборки, т.е. опираясь на индекс, который будет содержать в себе показатели риска развития

сахарного диабета, будет сделано предпочтение в выборе сети для разработки нейронной сети.

Прогнозирования реализовывалось с помощью *NARX*-сетей, сетей Элмана и *FFN*-сетей. Ориентированность была на краткосрочный прогноз ( $T - 1$  год).

***NARX*-сети.** Исследовано влияние на прогноз данных факторов:

- алгоритм обучения сети по методу обратной ошибки, алгоритм которого описан выше;
- величине опережения;
- числом нейронов в промежуточном слое;
- линиями задержек

Входные данные определены в пункте 2.1.1

Показатель
Генетическая предрасположенность ( <i>GP</i> )
Индекс массы тела ( <i>I</i> )
Возраст ( <i>L</i> )
Образ жизни ( <i>O</i> )
Артериальная гипертензия ( <i>A</i> )
Общее количество больных ( <i>G</i> )
Сердечно-сосудистые заболевания( <i>C</i> )
обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы( <i>GVK</i> ).

Таблица 1. Показатели индекса нейронной сети

Тестовый прогноз  $T$  был взят за период 1 - 12 лет, и согласно подробно описанному алгоритму в пункте 2.1.1 был реализован тестовый прогноз.

Эксперимент показал, при реализации прогноза при помощи *NARX*-сети, ошибка прогнозирования может составить 23%. Результат показан на рисунке 7.

*Величины опережения.* Рассмотрим два следующих варианта: 1) опережения отсутствуют -  $F_1 = (0;0;0)$ ; 2) имеет место опережение на один шаг по уровню индекса -  $F_2 = (0;1;1)$  рис 7, показывающем, что вектор опережений  $F_2 = (0;1;1)$  позволяет уменьшить ошибку прогнозирования до 5 %.

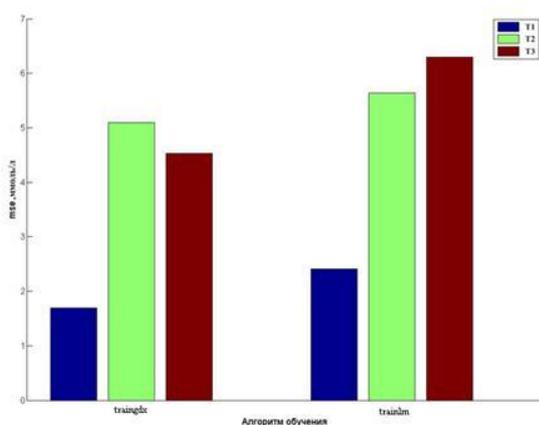


Рис 6 – Влияние алгоритма обучения на эффективность *NARX*-сети при краткосрочном прогнозе

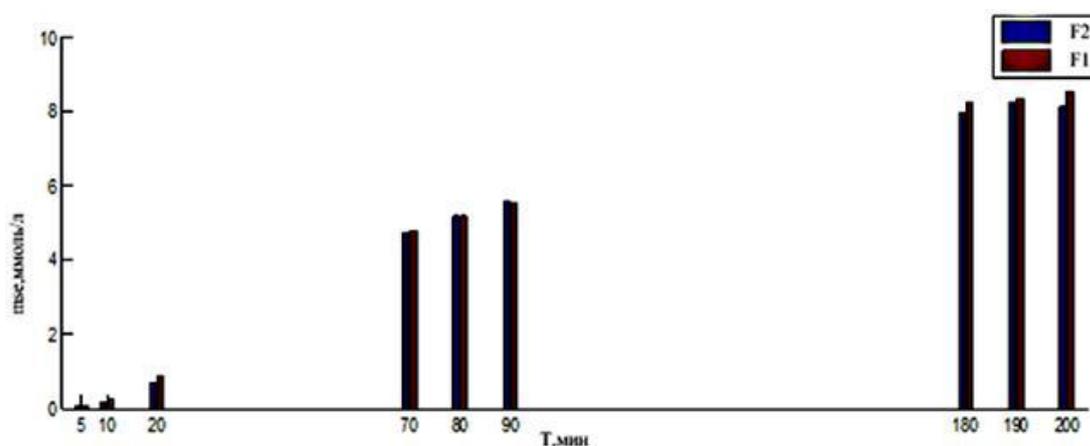


Рис 7 – Влияние опережения на эффективность *NARX*-сети:

Количество нейронов в промежуточном слое, так же влияние количества самих нейронов в данном слое на достоверность прогноза показано на рис 8

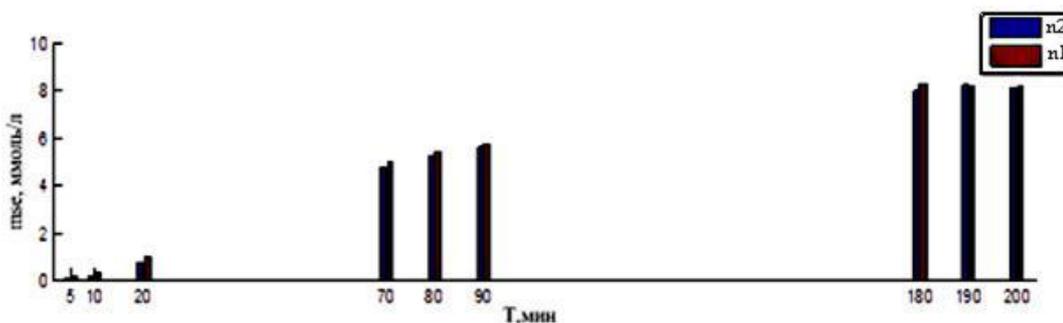


Рисунок 8 – Влияние числа нейронов на эффективность *NARX*-сети:

В результате можно сделать вывод, что *NARX*-сети удовлетворяют для применения в краткосрочном прогнозировании. Пример прогнозирования показан на рис 9.

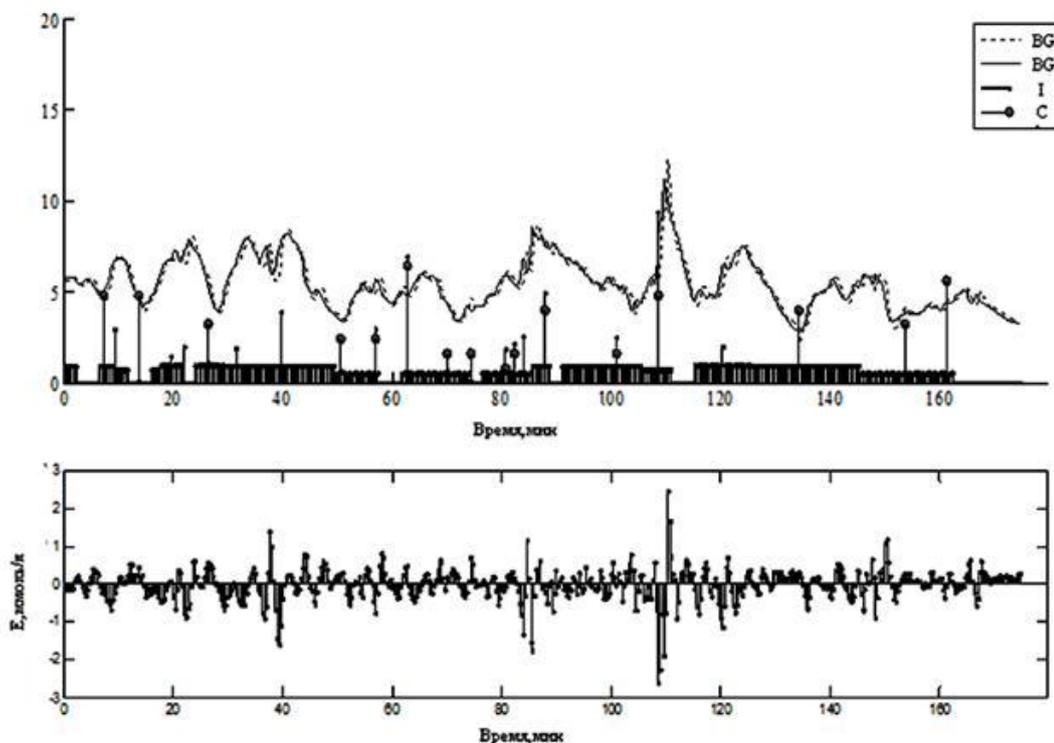


Рис 9 – Пример результатов прогнозирования с помощью *NARX*-сети

Показатель	Вес	Результат прогноза (исходя из количества больных G – дает прогноз роста в %)
Генетическая предрасположенность ( <i>GP</i> )	0,82	2%
Индекс массы тела ( <i>I</i> )	0,21	0, 8%
Возраст ( <i>L</i> )	0,33	0,01%
Образ жизни ( <i>O</i> )	0,27	1,1%
Артериальная гипертензия ( <i>A</i> )	0,14	0,3%
Общее количество больных ( <i>G</i> )		3%
Сердечно-сосудистые заболевания( <i>C</i> )	0,23	0,1%
обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы( <i>GVK</i> ).	0,71	1,3%

Таблица 2. Показатели индекса нейронной сети, вес ошибки и тестовый прогноз согласно *NARX-сети*

Тестирование показало, при реализации прогноза при помощи *NARX-сети*, ошибка прогнозирования может составить 23%.

Сети Элмана. Исследуем влияние на эффективность прогнозирования следующих факторов:

- величина опережения;
- число нейронов в промежуточном слое сети;

*Величина опережения.* Рассмотрен вариант при  $F_1 = (0;0;0)$ ,  $F_2 = (0;1;1)$ . Некоторые результаты исследования приведены на рисунке 10. Рисунок

показывает, что, как и для *NARX*-сети, указанное опережение позволяет уменьшить ошибку прогнозирования примерно на 5%.

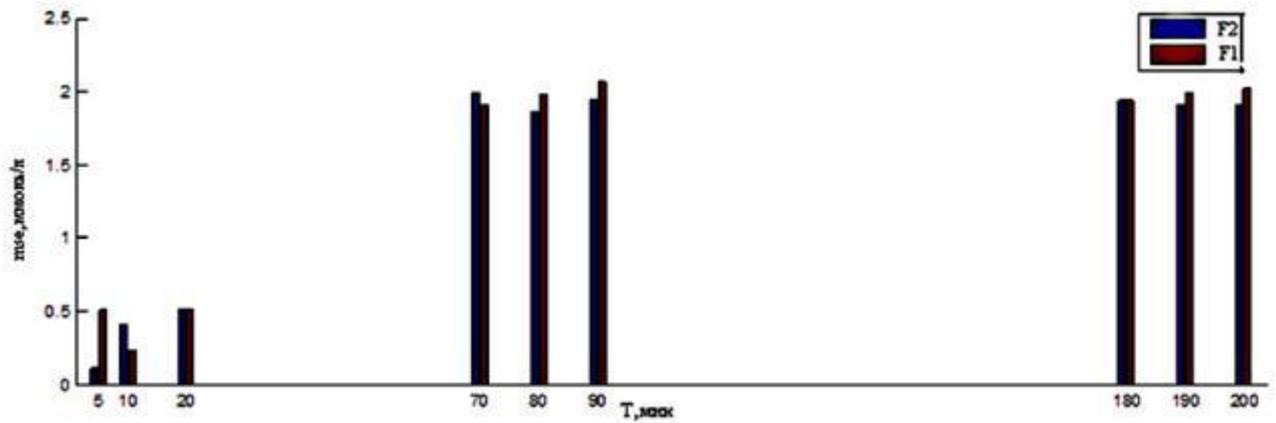


Рисунок 10 – Влияние опережения на эффективность сети Элмана

Влияние числа нейронов на прогнозирование показано на рис 11. По рисунку видно, что в краткосрочном прогнозировании, если увеличить число нейронов с 5 до 10, уменьшится ошибка прогнозирования. Но в данном случае при увеличении числа нейронов увеличивается время затраченное на ее обучение.

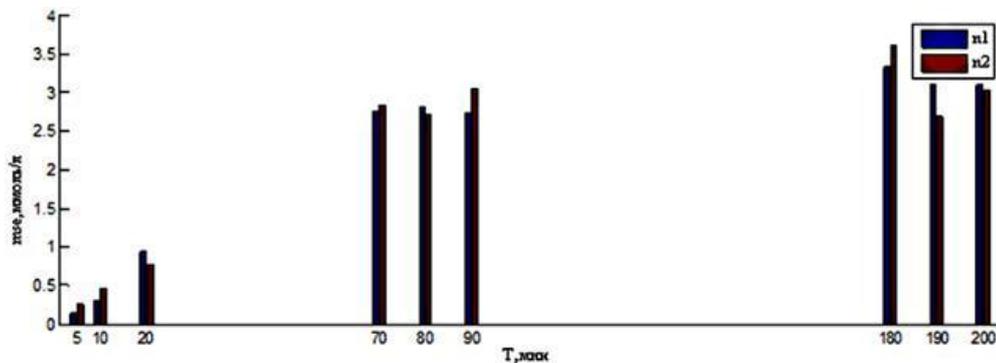


Рисунок 11 – Влияние числа нейронов  $n$  на эффективность сети Элмана

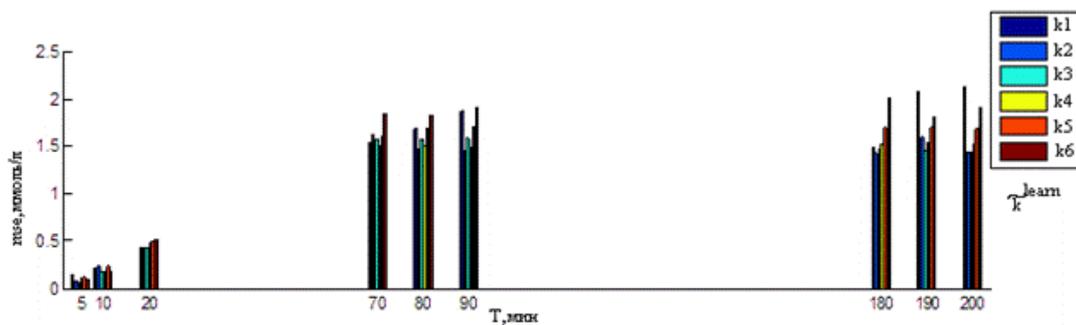


Рисунок 12 – Влияние относительной длины обучающей выборки на эффективность сети Элмана

Пример результатов краткосрочного прогнозирования с помощью сети Элмана приведен на рисунке 13.

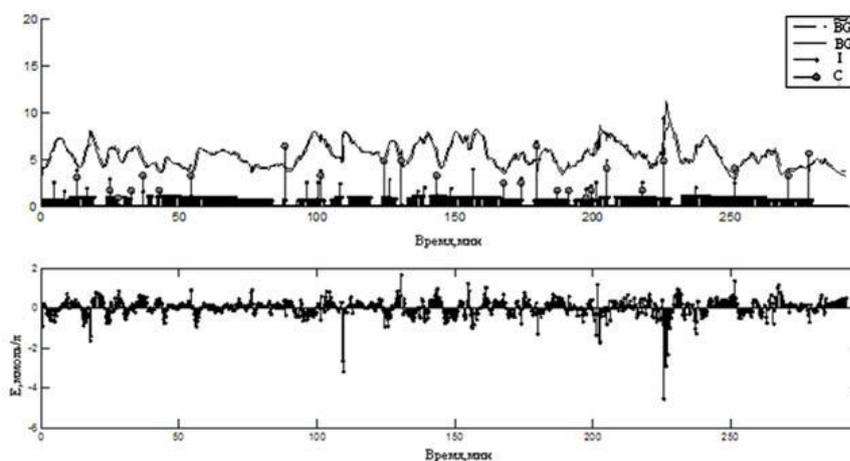


Рисунок 13 – Пример результатов прогнозирования с помощью сети Элмана

Показатель	Вес	Результат прогноза (исходя из количества больных G – дает прогноз роста в %)
Генетическая предрасположенность ( <i>GP</i> )	0,82	2,01%
Индекс массы тела ( <i>I</i> )	0,21	0,9%
Возраст ( <i>L</i> )	0,33	0,01%
Образ жизни ( <i>O</i> )	0,27	1,2%
Артериальная гипертензия ( <i>A</i> )	0,14	0,1%
Общее количество больных ( <i>G</i> )		3,01%
Сердечно-сосудистые заболевания ( <i>C</i> )	0,23	0,11%
обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы ( <i>GVK</i> ).	0,71	1,2%

Таблица 3. Показатели индекса нейронной сети, вес ошибки и тестовый прогноз согласно сети Элмана

Итого, для сети Элмана, как и для *NARX*-сети, для краткосрочного планирования получен положительных результат. Тестирование показало, при реализации прогноза, ошибка прогнозирование может составить 24%.

**FFN-сети.** Исследуем эффективность прогноза на следующих факторах:

- число шагов
- начальные индексы
- число нейронов в промежуточном слое сети

*Числа шагов.* Рассмотрен следующий вариант:  $M_1 = (3;3;3)$  ;  $M_2 = (5;5;5)$  ;  $M_3 = (10;10;10)$  . Итог эксперимента приведен на рис 14, видно, что задержки значительно повышают точность прогнозирования.

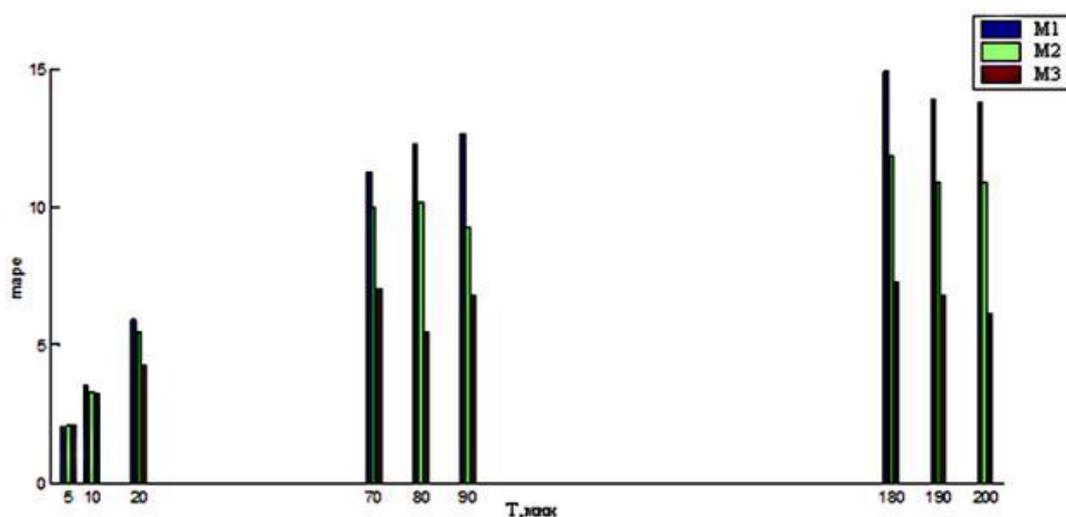


Рисунок 14 – Влияние числа шагов предыстории на эффективность *FFN*-сети

Результат для средне- и долгосрочного интервалов прогнозирования, наиболее эффективен. Точность прогноза увеличилась до 50%. Но с увеличением числа шагов, увеличивается число входов нейронной сети, т.е. время, затраченное на ее обучение так же возрастает.

*Число нейронов в промежуточном слое сети.* Результат представлен на рис 15, который показывает, что в условиях исследования лучшие результаты прогнозирования обеспечивает *FFN*-сеть, такая сеть

обеспечивает при долгосрочном прогнозировании уменьшение ошибки примерно на 25%.

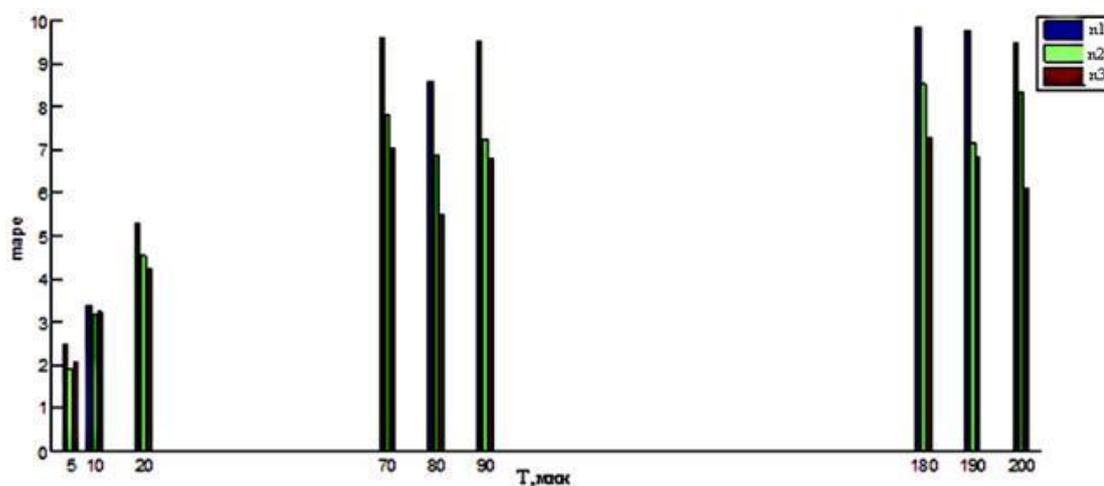


Рисунок 15 – Влияние числа нейронов в промежуточном слое на эффективность *FFN*-сети

*Итого*, результаты эффективности *FFN*-сети показывают, что нейронные сети прямого распространения могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза на всех рассмотренных интервалах прогнозирования.

Эффективность краткосрочного и среднесрочного прогнозирования с помощью *FFN*-сети иллюстрируют рисунки 16 – 18, соответственно.

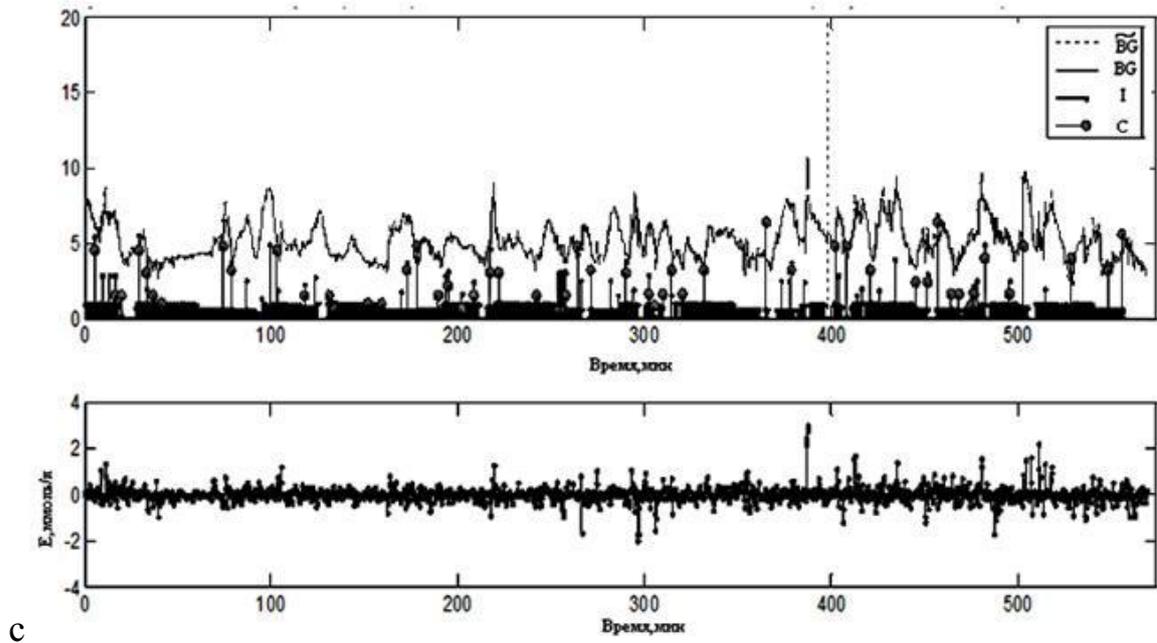


Рисунок 16 – Эффективность *FFN*-сети при краткосрочном прогнозировании

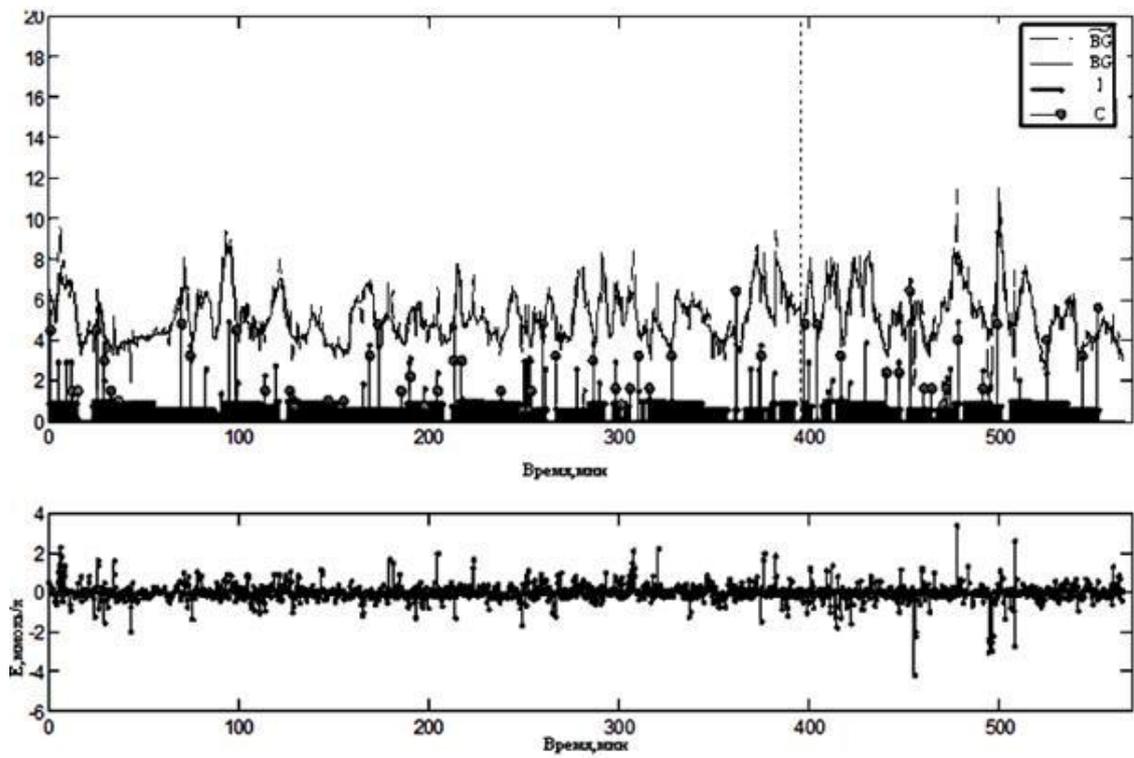


Рисунок 17 – Эффективность *FFN*-сети при среднесрочном прогнозировании:



Итого, результаты эффективности *FFN*-сети показывают, что нейронные сети прямого распространения могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза на всех рассмотренных интервалах прогнозирования.

## **2.4. Выводы ко второй главе**

Во второй главе выполнено широкое исследование эффективности нейронных сетей различной топологии (*NARX*-сети, сети Элмана и *FFN*-сети) при прогнозировании индекса *G* на основе узкой и широкой выборок исходных данных. В процессе исследования было применено обучения сетей, варьировались данные величины «опережения», число нейронов в промежуточном слое сети, длины линий задержки, а также параметры предыстории.

Результаты исследования показывают, что *NARX*-сети и сети Элмана обеспечивают удовлетворительное качество прогноза на краткосрочных интервалах прогнозирования и не удовлетворительное качество на среднесрочных и долгосрочных интервалах прогнозирования. *FFN*-сети могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза уровня *G* на всех рассмотренных интервалах прогнозирования.

На основе результатов исследования можно сделать следующие выводы. Сглаживание входных данных позволяет уменьшить среднеквадратичную ошибку прогнозирования на 5 - 10%. Использование вместо узкой выборки широкой выборки (расширение вектора входных данных) позволяет повысить точность прогнозирования на 10% - 15%.

Итогом работы, проделанной во второй главе, является выбор в пользу *FFN* сети, при разработке нейронной сети для прогнозирования СД.

## Глава 3. Проверка работоспособности нейронной сети

### 3.1. Обоснование полученных результатов

Для обоснования полученных результатов будет поставлен эксперимент на разработанной нейронной сети для прогноза группы риска сахарным диабетом. Согласно выводу во второй главе, для разработки нейронной сети была применена FFN сеть с применением метода обучения.

Экспериментальное прогнозирование будет реализовано на FFN сетях. Эффективность данной сети, по сравнению с NARX-сетью и сетью Элмана, подробно описано во второй главе диссертационной работы.

Входными параметрами для нейронной сети будет взят индекс G (определенный город){наследственность (N); индекс массы тела (I); возраст (V); образ жизни (O); артериальная гипертензия (A); сердечно-сосудистые заболевания (C)}.

Где значения принимаются в интервале от [0;1]

Для начала нужно привести все к одному показателю, т.е. в нашем случае 1 будет означать да и накапливать событие, 0 соответственно будет означать, нет.

Наследственность = 1, если хоть у одного из родителей был сахарный диабет, иначе = 0;

Индекс массы тела = 1, если превышает поставленной нормы (35), иначе = 0; Данный пороговой индекс был взят из таблицы 4, где описаны индексы массы тела больным сахарным диабетом 1 и 2 типа.

Индекс массы тела, кг/м<sup>2</sup>      Характеристика

18,5 и меньше	Недостаточная масса тела
18,5- 24,9	Нормальная масса тела
25-29,9	Избыточная масса тела
30-34,9	Ожирение I степени (легкое)

35-39,9

Ожирение II степени (умеренное)

40 и более

Ожирение III степени (тяжелое)

Таблица 4. Показатели таблицы индекса массы тела

Возраст = 1, если 45 лет и выше, иначе = 0.

Образ жизни = 1, если низкая физическая активность, иначе = 0;

Артериальная гипертензия = 1, если показатели артериального давления — 140/90 мм рт. ст. и выше вне зависимости от того, принимает человек препараты, снижающие артериальное кровяное давление, или нет, иначе = 0;

Сердечно-сосудистые заболевания = 1, если были заболевания подобного рода, иначе = 0.

В данном эксперименте индекс G будет из следующих показателей:

G (определенный город){наследственность (N); индекс массы тела (I); возраст (V); образ жизни (O); артериальная гипертензия (A); сердечно-сосудистые заболевания (C)}.

Данные для эксперимента были предоставлены Республиканским Эндокринологическим Центром Узбекистана за период с 1999 по 2013 гг. Остальные таблицы вложены в приложения.

Наименование регионов	Впервые зарегистрированных эндокринных больных																	
	Всего эндокринный заболевания						Болезни щит. железы						Сахарный диабет					
	Абс. показатель			на 100000 населения			Абс. показатель			на 100000 населения			Абс. показатель			на 100000 населения		
2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	
Республика Узбекистан	468574	578397	534478	1597,0	1942,6	1767,4	921503	547286	494936	3140,6	1838,1	1636,6	13637	14889	18815	46,5	50,0	62,2
Респ. Каракалпакстан	47278	11646	16466	2802,0	684,1	955,1	64835	9781	14819	3842,5	574,6	859,6	733	716	1181	43,4	42,1	68,5
области:																		
Андижанская	21695	19725	18650	805,5	721,1	670,7	18302	18312	16708	679,6	669,4	600,8	1110	1212	1444	41,2	44,3	51,9
Бухарская	30847	18331	23123	1819,1	1095,7	1326,5	22158	17192	21390	1306,7	1000,3	1227,1	1082	1091	1257	63,8	63,5	72,1
Джиззакская	28826	18531	26164	2450,4	1549,7	2151,8	95708	17710	24802	8135,5	1481,0	2023,4	584	687	893	47,9	57,5	73,4
Кашгардарьинская	34544	78195	37097	1255,9	2788,6	1295,6	218609	77535	36536	7948,1	2765,1	1277,7	601	571	446	21,9	20,4	15,6
Навоийская	14592	14136	12622	1663,2	1597,6	1410,9	13764	13249	11667	1568,8	1497,4	1304,2	440	413	452	30,2	46,7	30,3
Наманганская	34749	143111	126625	1448,0	3866,2	3103,2	121990	141182	124343	5083,2	3782,1	3011,3	658	1055	1432	29,1	43,2	37,7
Самаркандская	64737	91165	102144	1962,3	2718,4	2995,0	91790	87482	97225	2782,3	2608,7	2840,8	1611	1500	2211	48,8	44,7	64,8
Сурхандарьинская	29404	30138	33700	1338,2	1346,5	1475,5	28633	29054	32085	1303,1	1297,2	1404,8	329	461	741	24,1	20,6	32,4
Сырдарьинская	10808	12992	11485	1473,9	1743,9	1517,0	17096	11693	10347	2331,5	1569,5	1366,7	699	700	548	95,3	94,0	72,4
Ташкентская	40872	28175	26709	1538,0	1049,9	985,2	21874	22521	21974	823,1	839,2	810,5	1280	1526	2007	48,2	56,9	74,0
Ферганская	35910	51538	44511	1103,2	1559,9	1325,6	37433	48861	41219	1149,9	1478,3	1227,3	1492	1555	1957	45,8	47,0	58,3
Хорезмская	26795	24556	25803	1658,9	1495,8	1546,2	24080	22814	20487	1490,9	1389,7	1227,6	803	769	1820	49,7	46,8	109,1
г.Ташкент	47517	35620	27379	2062,8	1531,4	1166,9	145233	29900	21484	6304,9	1285,5	915,6	1995	2633	2426	86,6	113,2	103,4

Наименование регионов	Контингент больных состоящих на диспансерном учете																	
	Всего эндокринный заболевания						Болезни щит. железы						Сахарный диабет					
	Абс. показатель			на 100000 населения			Абс. показатель			на 100000 населения			Абс. показатель			на 100000 населения		
2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	2011 г	2012 г	2013 г	
Республика Узбекистан	468574	464147	466858	1597,0	1538,8	1549,8	297047	282657	267380	1012,4	949,3	884,2	128968	135751	145788	439,5	455,9	482,0
Респ. Каракалпакстан	47278	41149	37248	2802,0	2417,3	2180,6	37647	31193	26652	2231,2	1832,4	1345,9	5850	6052	6666	346,7	335,5	386,7
области:																		
Андижанская	21695	19964	19767	805,5	729,8	710,8	11280	9012	7889	418,8	329,5	283,7	9592	10136	10952	356,2	370,5	393,8
Бухарская	30847	17348	27474	1819,1	1591,3	1576,2	19481	15380	14882	1148,8	889,1	853,8	10038	10370	11052	392,0	615,0	634,0
Джиззакская	28826	29776	32311	2450,4	2490,0	2657,4	22061	22446	24139	1875,3	1878,7	1985,3	6457	6900	7442	348,9	377,0	612,1
Кашгардарьинская	34544	35753	36213	1255,9	1275,0	1264,7	28235	29002	29477	1027,3	1034,3	1029,4	5365	5600	5801	185,0	199,7	202,6
Навоийская	14592	14453	14454	1663,2	1633,5	1615,7	9299	9100	9007	1059,9	1028,5	1006,8	3622	3858	4059	412,8	436,0	454,8
Наманганская	34749	35062	34885	1448,0	1437,2	1405,9	20505	20968	19995	854,4	859,5	805,8	9280	10025	11082	385,7	410,9	446,6
Самаркандская	64737	65707	55564	1962,3	1959,4	1628,1	46958	46867	36022	1423,4	1397,6	1055,5	13071	13572	14407	396,2	404,7	422,1
Сурхандарьинская	29404	30037	31619	1338,2	1341,1	1384,4	23151	23421	24313	1053,6	1045,7	1064,5	4471	4729	5250	203,5	211,1	229,9
Сырдарьинская	10808	11008	15170	1473,9	1477,6	2003,7	6338	6137	5907	864,3	823,8	780,2	4273	4583	4761	383,0	615,4	628,8
Ташкентская	40872	44647	48734	1538,0	1663,8	1797,6	20524	21639	22611	772,3	806,4	834,0	14103	14857	16250	330,7	533,6	599,4
Ферганская	35910	35410	36587	1103,2	1071,3	1089,6	18933	17335	17085	581,6	524,5	508,3	14200	15173	16248	436,2	459,1	483,9
Хорезмская	26795	24638	24636	1658,9	1500,8	1476,3	16445	14132	13016	1018,2	860,9	780,0	8272	8273	9215	312,1	504,0	552,2
г.Ташкент	47517	49195	52196	2062,8	2115,1	2224,5	16170	16105	16385	702,0	692,4	698,3	20374	21421	22573	884,5	921,0	962,0

Таблица 5. Данные по регионам больных сахарным диабетом 1 и 2 типа

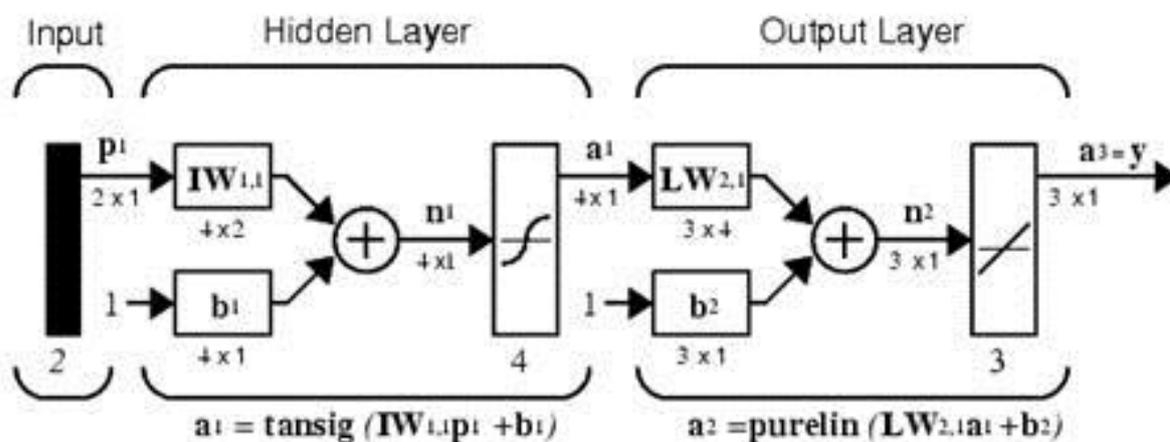


Рис 19 – Архитектура *FFN*-сети прямого распространения

Прогнозирование согласно архитектуры *FFN*-сети, настройка и обучение сети подробно описано во второй главе диссертационной работы.

Рассмотрено прогнозирование группы риска сахарного диабета на основе выборки, т.е. опираясь на индекс, который будет содержать в себе показатели риска развития сахарного диабета.

Ориентированность была на долгосрочный прогноз.

Период прогноза  $T$  в данном эксперименте будет взят весь промежуток времени, по предоставленным сведениям о больных СД по республике.  $T$  будет равен 13 лет.

Определившись с входными данными, перейдет к описанию выходных.

На выходе нейронная сеть будет выдавать общий прогноз по всем регионам на процент возможного увеличения числа больных сахарным диабетом и по возможный рост по каждому из критериев. В результате будут получены 7 прогнозных параметров.

Количества весов по каждому из параметров. Нейронная сеть, обработав данные, согласно описанной во второй главе диссертационной работы, модели, на выходе присвоит каждому из параметров свой вес.

Перейдем непосредственно к части эксперимента.

Нейронная сеть обработала данные за период с 1999 года по 2013 гг (таблицы с данными вложены в приложении). В результате получаем график с прогнозом на 2013 год.

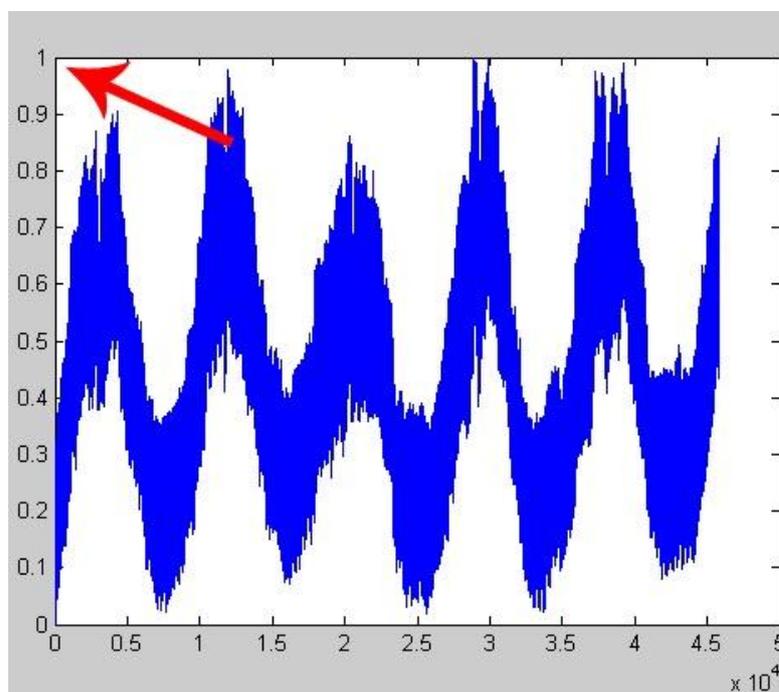


Рис 20. Результат прогнозирования факторов риска больных СД

Формируется тестовый массив «Т=13 лет» и обрабатывается на полученной нейронной сети. По результатам прогноза проведена инверсия масштаба. Каждому из показателей присвоен свой вес, согласно обучению сети, описанной во второй главе диссертационной работы.

Показатель	Вес
Генетическая предрасположенность ( <i>GP</i> )	0,7
Индекс массы тела ( <i>I</i> )	0,2
Возраст ( <i>L</i> )	0,3
Образ жизни ( <i>O</i> )	0,3
Артериальная гипертензия ( <i>A</i> )	0,15
Общее количество больных ( <i>G</i> )	0,02
Сердечно-сосудистые заболевания ( <i>C</i> )	0,21
обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы( <i>GVK</i> ).	0,7

Таблица 6. Результат эксперимента. Определения весов.

Полученные результаты для отдельных характерных точек хорошо согласуются с известными результатами ряда авторов.

Полученные степени риска неблагоприятного исхода позволяют количественно оценить выраженность распространения заболевания, а значит, объективно определить проведение лечебных мероприятий для больных, находящихся в группе риска.

В результате инверсии масштаба результатов (инверсия элементов матриц задаются функциями  $R=A\pm B$ ,  $R=mulp(A,B)$ ,  $R=divp(A,B)$ ,  $R=invp(A)$ ), получаем следующую таблицу с результатами прогноза.

Показатель	Вес	Результат прогноза на 2013 год (исходя из количества больных G – дает прогноз роста в %)
Генетическая предрасположенность ( <i>GP</i> )	0,82	5,0034%
Индекс массы тела ( <i>I</i> )	0,21	1,2243%
Возраст ( <i>L</i> )	0,33	0,1109%
Образ жизни ( <i>O</i> )	0,27	1,0234%
Артериальная гипертензия ( <i>A</i> )	0,14	0,1981%
Общее количество больных ( <i>G</i> )		3,7096%
Сердечно-сосудистые заболевания( <i>C</i> )	0,23	0,2143%
обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы( <i>GVK</i> ).	0,71	1,0198 %

Таблица 7. Результат эксперимента. Прогноз нейронной сети на 2013 год

Эксперимент показал, при реализации прогноза, ошибка прогнозирования может составить 21%.

Итого, результаты с применением *FFN*-сети показывают, что нейронные сети прямого распространения могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза на рассмотренном интервале прогнозирования.

Критерии	Результат прогноза нейронной сети на 2013 г	Данные роста СД за 2013 г
Генетическая предрасположенность ( <i>GP</i> )	5,0034%	3,9%
Индекс массы тела ( <i>I</i> )	1,2243%	1,01%
Возраст ( <i>L</i> )	0,1109%	0,09%
Образ жизни ( <i>O</i> )	1,0234%	0,81%
Артериальная гипертензия ( <i>A</i> )	0,1981%	0,17%
Общее количество больных ( <i>G</i> )	3,7096%	2,9%
Сердечно-сосудистые заболевания( <i>C</i> )	0,2143%	0,18%
обнаружение повышенной глюкозы в крови выше нормы( <i>GVK</i> )	1,0198 %	0,79%

Таблица 8. Результат прогноза

Сравнивая с реальными показаниями данных за этот год, можно сделать вывод о том, что результаты исследования обеспечивают удовлетворительное качество на заданном интервале времени.

### 3.2. Выводы к третьей главе

В третьей главе поставлен эксперимент для обоснованности полученных результатов. При прогнозировании групп риска, т.е. индекса G на основе узкой выборки исходных данных при топологии нейронной сети FFN – сети, были получены следующие результаты:

Процент вероятности наступления СД в 2013 году. Сравнивая с реальными показаниями данных за этот год, можно сделать вывод о том, что результаты исследования обеспечивают удовлетворительное качество на среднесрочном интервале. Эксперимент показал, при реализации прогноза, ошибка прогнозирования может составить 21%.

Итого, результаты с применением *FFN*-сети показывают, что нейронные сети прямого распространения могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза на рассмотренном интервале прогнозирования.

Исходя из этого, можно утверждать, что разработанная нейронная сеть для прогнозирования СД, дает прогноз вероятности роста заболевания и оценивает критерии риска данного прогноза, т.е. выдав в результате общий процент вероятности роста заболевания, так же выдаются данные, в процентом соотношении, вероятности роста СД по всем критериям индекса отдельно. Исходя из чего, можно сделать выводы не только по возможному росту заболевания, но и определить группы риска. Выявление данных групп риска может помочь в планировании организационных работ, проводимых в нашей Республике, направленных на борьбу с СД.

Разработанная нейронная сеть, с топологией FFN сети и с применением метода обучения обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома, является динамической, т.е. по требованию можно изменить количество параметров индекса, тем самым конкретизировать прогноз и группы риска.

## Заключение

В первой главе основной методический результат, состоит в определении метода идентификации динамических систем в классе самообучающихся нейронных сетей. Был проведен анализ предметной области, согласно которому разработанная нейронная сеть будет прогнозировать группы риска больных СД. Выявленные группы риска позволяют уже сегодня сориентировать людей, предупредить их. Озаботиться должны не только те, чьи родители больны сахарным диабетом. Ведь диабет бывает как наследуемым, так и приобретенным. Сочетание нескольких факторов риска повышает вероятность заболевания диабетом. Результаты прогноза нейронной сети могут быть использованы для эффективного планирования организационных работ по республике, направленных на борьбу с СД. Согласно поставленной задаче в построении нейросетевой модели для прогнозирования группы риска больных сахарным диабетом и анализа существующих сетей, были определены три сети, подходящие для решения подобного рода задач. Для этого рассмотрены три вида сетей (FFN, NARX и сети Элмана) с применением метода обучения обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома. Был сделан выбор в пользу среды Matlab, для разработки нейронной сети, в связи с большими возможностями данной среды, удобства при разработке приложений подобного рода и благодаря широкому выбору средств визуализации результатов

Во второй главе выполнено широкое исследование эффективности нейронных сетей различной топологии (NARX-сети, сети Элмана и FFN-сети) при прогнозировании индекса  $G$  на основе узкой и широкой выборки исходных данных. В процессе исследования было применено обучение сетей, варьировались данные величины «опережения», число нейронов

в промежуточном слое сети, длины линий задержки, а также параметры предыстории.

Результаты исследования показывают, что NARX-сети и сети Элмана обеспечивают удовлетворительное качество прогноза на краткосрочных интервалах прогнозирования и не удовлетворительное качество на среднесрочных и долгосрочных интервалах прогнозирования. FFN-сети могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза уровня G на всех рассмотренных интервалах прогнозирования.

На основе результатов исследования сделаны следующие выводы. Сглаживание входных данных позволяет уменьшить среднеквадратичную ошибку прогнозирования на 5 - 10%. Использование вместо узкой выборки широкой выборки (расширение вектора входных данных) позволяет повысить точность прогнозирования на 10% - 15%.

Итогом работы, проделанной во второй главе, является выбор в пользу FFN сети, при разработке нейронной сети для прогнозирования СД.

В третьей главе поставлен эксперимент для обоснования полученных результатов. При прогнозировании групп риска, т.е. индекса G на основе узкой выборки исходных данных при топологии нейронной сети FFN – сети, были получены следующие результаты:

Процент вероятности наступления СД в 2013 году. Сравнивая с реальными показаниями данных за этот год, можно сделать вывод о том, что результаты исследования обеспечивают удовлетворительное качество на среднесрочном интервале. Эксперимент показал, при реализации прогноза, ошибка прогнозирования может составить 21%.

Итого, результаты с применением FFN-сети показывают, что нейронные сети прямого распространения могут обеспечить удовлетворительное качество прогноза на рассмотренном интервале прогнозирования.

Исходя из этого, можно утверждать, что разработанная нейронная сеть для прогнозирования СД дает прогноз вероятности роста заболевания и оценивает критерии риска данного прогноза, т.е. выдав в результате общий процент вероятности роста заболевания, так же выдаются данные, в процентом соотношении, вероятности роста СД по всем критериям индекса отдельно. Исходя из чего, можно сделать выводы не только по возможному росту заболевания, но и определить группы риска. Выявление данных групп риска может помочь в планировании организационных работ, проводимых в нашей Республике, направленных на борьбу с СД.

В нейронной сети, с топологией FFN сети и с применением метода обучения обратного распространения ошибки Дхаррма и Стеинома, по требованию можно изменить количество входных параметров, тем самым конкретизировать прогноз и группы риска или изменив входные данные на прогнозировать любое другое заболевание.

## Литература

- [1] Закона Республики Узбекистан «О профилактике заболеваний» 4 мая 2007 г.
- [2] Постановление Президента Республики Узбекистан от 1 августа 2014 года № ПП-2221. Государственная программа по дальнейшему укреплению репродуктивного здоровья населения, охране здоровья матерей, детей и подростков в Узбекистане на 2014 — 2018 годы. Приложение №1.
- [3] Указ Президента Республики Узбекистан «О государственной программе реформирования системы Здравоохранения Республики Узбекистан». Приложение №3 от 3 апреля 2000 года.
- [4] Указ Президента Республики Узбекистан от 19 сентября 2007 г № УП-3923 «Об основных направлениях дальнейшего углубления реформ и реализации Государственной программы развития здравоохранения».
- [5] Постановление Президента Республики Узбекистан от 2 октября 2007 года. №ПП-700 «О мерах по совершенствованию организации деятельности медицинских учреждений республики».
- [6] Министерство Здравоохранения Республики Узбекистан. Ташкентский институт усовершенствования врачей. Центр доказательной медицины. //Клиническое руководство по диагностике, лечению и профилактике сахарного диабета у взрослых в первичном звене здравоохранения. - Ташкент 2013, с.3
- [7] Информационно статистический сборник. // Анализ эндокринологической службы Республики Узбекистан. - Ташкент 2013, с.12-16.
- [8] Journal of theoretical and clinical medicine. // Научно-практическая конференция молодых ученых «Актуальные проблемы эндокринологии» - 20 ноября 2014г.
- [9] VIII Саммит руководителей Восточно-Европейских диабетических

ассоциаций «Единство во благо». // Сахарный диабет в Узбекистане. - 12 апреля 2010 г, с.5-6.

[10] "UzReport" // Распространенность сахарного диабета в Узбекистане составляет 5% . - 29.10.2013 г.

[11] Бращенко А.В. // Особенности клинического течения сахарного диабета. – Москва 2008, с.10-11.

[12] ВОЗ. Информационная бюллетень №312 /" Диабет" - январь 2015 г.

[13]"UzReport" // В Узбекистане стартует месячник диабета.- 30.10.2013 г.

[14] Эндокринологическая и Диабетическая Ассоциация Узбекистана. // Диабет - 29.03.2014г.( <http://www.med.uz/endocrinology/about/assoc.php>)

[15] В Узбекистане стартует «месячник диабета». 29.10.2013 г. <http://med.uz/virology/news/detail.php?ID=34615>

[16]"UzReport" // Новости медицины. - 09.11.2014г. ([apteka.uz/publish/doc/text77783\\_rezultaty\\_borby\\_pr...iv\\_saharnogo\\_diabeta](http://apteka.uz/publish/doc/text77783_rezultaty_borby_pr...iv_saharnogo_diabeta))

[17] Обсуждение профилактики сахарного диабета. - 14.02.2012г. ([http://med.uz/privivka/news/index.php?ELEMENT\\_ID=20296](http://med.uz/privivka/news/index.php?ELEMENT_ID=20296))

[18] Сахарный диабет. // Статистика заболеваемости в мире- май 2014 г. ([http://andirewas.ucoz.com/news/sakharnyj\\_diabet\\_statistika\\_2011\\_statistika\\_zabolevaemosti\\_diabetom\\_v\\_mire\\_stanovitsja\\_vse\\_pechalnej/2014-05-30-28](http://andirewas.ucoz.com/news/sakharnyj_diabet_statistika_2011_statistika_zabolevaemosti_diabetom_v_mire_stanovitsja_vse_pechalnej/2014-05-30-28))

[19] Алиханова Н.М., Исмаилов С.И., Алиева А.В., Акбаров З.С., Рибоштан А.О, Рахимова Г.Н., Норматова Н.М., Акрамова Г. Г. // Свидетельство о регистрации БД «Мониторинг больных СД 1 и 2 типа в Республике Узбекистан. - 20.10.2014 г.

[20] Г.Х. Мухторова, А.В.Сон, Ш.А. Юсупова, Г.А. Акрамова// Материалы Республиканской научно-практической конференции «Актуальные вопросы модернизации экономики и повышения потенциала предпринимательства в странах Зарубежного Востока» - Ташкент 2014, с.172-174.

[21] Юсупова, Ш. А. Система прогнозирования на базе нейронных сетей в медицине/ М.Б. Зайнутдинова, Ш.А. Юсупова, А.В.Сон, Г.А. Акрамова//

Материалы Республиканской научно-практической конференции «Актуальные вопросы модернизации экономики и повышения потенциала предпринимательства в странах Зарубежного Востока» - Ташкент 2014, с. 354-358.

[22] Каримова В.А., Юсупова Ш.А., Сон.А.В. // Применение нейронных сетей в прогнозировании заболеваний. - ТАТУ хабарлари №2, Ташкент 2015г.

[23] Сон А.В, Юсупова Ш.А. // Репликация баз данных в медицине. - ICT News Издание №4 май 2015 г., с.36-37.

[24] Гоменюк С.М., Емельянов А.О., Карпенко А.П., Чернецов С.А. Методы прогнозирования оптимальных доз инсулина для больных сахарным диабетом I типа. Обзор // Наука и образование: электронное научно-техническое издание, [www.technomag.edu.ru](http://www.technomag.edu.ru), апрель, 2009 (<http://technomag.edu.ru/doc/119663.html> )

[25] Медицинский портал о здоровье. //Сахарный диабет: кто в зоне риска. - 01.08.2014 г. (<https://euromd.ru/9-bolezni-i-lechenie/134-bolezni-i-lecheniye/39-bolezni-shchitovidnoy-zhelezy/post-923-sakharnyy-diabet-kto-v-zone-riska/>)

[26] VIII Саммит руководителей Восточно-Европейских диабетических ассоциаций «Единство во благо». // Сахарный диабет в Узбекистане. - 12 апреля 2010 г, с.33.

[27] Акбаров З.С., Рахимов Г.Н., Мухамедов Р.С., Тахирова Ф.А., Касымов У.А., Зарипов Р.С. Республиканский специализированный научно – практический центр эндокринологии. // Анализ факторов риска у лиц больных сахарным диабетом. – 2014, с.58-61.

[28] Гоменюк С.М., Емельянов А.О., Карпенко А.П., Чернецов С.А. Обзор методов прогнозирования оптимальных доз инсулина для больных сахарным диабетом I типа // Информационные технологии, 2010, №3, с. 46-57.

[29] Российская диабетическая газета. // Выпуск №43 03.05.2013 г. с22.

(<http://www.diabetes-ru.org/es/about-diabetes>)

[30] Смирнов С.К. // Диабет – эпидемия XXI века. - 15.11.2013 г.

(<http://diabet-spb.ru/diabet--epidemiya-xxi-veka>)

[31] ВОЗ информационная бюллетень №312 // Диабет, январь 2015 г.

(<http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs312/ru/>)

[32] Новости медицины и фармацевтики. // Результаты борьбы против сахарного диабета, - 09.11.2011 г.

([http://apteka.uz/novosti\\_mediciny\\_i\\_farmaceutiki/rezultaty\\_borby\\_protiv\\_saharnogo\\_diabeta](http://apteka.uz/novosti_mediciny_i_farmaceutiki/rezultaty_borby_protiv_saharnogo_diabeta))

[33] Конституция Республики Узбекистан, статья 40.

[34] Клиническое руководство по диагностике, лечению и профилактике сахарного диабета у взрослых в первичном звене здравоохранения. // Министерство Здравоохранения Республики Узбекистан. Ташкентский институт усовершенствования врачей. Центр доказательной медицины. - Ташкент 2013 г. с.67.

[35] Сахарный диабет статистика 2011. // Статистика заболеваемости диабетом в мире становится все печальней. – 2014 г.

([http://andirewas.ucoz.com/news/sakharnyj\\_diabet\\_statistika\\_2011\\_statistika\\_zabolevaemosti\\_diabetom\\_v\\_mire\\_stanovitsja\\_vse\\_pechalnej/2014-05-30-28](http://andirewas.ucoz.com/news/sakharnyj_diabet_statistika_2011_statistika_zabolevaemosti_diabetom_v_mire_stanovitsja_vse_pechalnej/2014-05-30-28))

[36] Бращенко А.В. // Особенности клинического течения сахарного диабета. – Москва 2008 год, с.18

[37] Васильев А.Н., Тархов Д.А. Моделирование распределённых систем с помощью нейронных сетей // Труды 5-й международной научно-технической конференции «Компьютерное моделирование 2004» СПб. 2004 с.171-172

[38][http://andirewas.ucoz.com/news/sakharnyj\\_diabet\\_statistika\\_2011\\_statistika\\_zabolevaemosti\\_diabetom\\_v\\_mire\\_stanovitsja\\_vse\\_pechalnej/2014-05-30-28](http://andirewas.ucoz.com/news/sakharnyj_diabet_statistika_2011_statistika_zabolevaemosti_diabetom_v_mire_stanovitsja_vse_pechalnej/2014-05-30-28)

[39] Васильев А.Н., Тархов Д.А. Применение искусственных нейронных сетей к задаче Стефана // Искусственный интеллект. — Донецк 2005 №1 с. 37-47

- [34] Журнал «Нейрокомпьютеры: разработка, применение» // Применение неоднородных NARX-сетей для обнаружения отказных ситуаций. - №9 за 2012 г. с.13-22.
- [35] Амикишиева А.В. Поведенческое фенотипирование: современные методы и оборудование // Вестник ВОГиС. 2009. Т. 13. № 3. с. 529–542.
- [36] I. Freedom of movement and the stability of its unfolding in free exploration of mice // Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America. - 2009. Vol. 106. № 50. P. 21335–21340.
- [37] Хайкин С. // Нейронные сети. Полный курс. - Издательство “Вильямс”. 2006. 1104 с.
- [38] Siegelmann H.T., Horne B.G., Giles C.L. Computational capabilities of recurrent NARX neural networks // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics. Part B: Cybernetics. 1997. Vol. 27. Iss. 2. P. 208–215.
- [39] Menezes J.M.P., Barreto G.A. Long-term time series prediction with the NARX network: An empirical evaluation // Neurocomputing. 2008. Vol. 71. Iss. 16–18. P. 3335–3343.
- [40] [http://www.bi-grouplabs.ru/Rech/electricity/BI\\_EnergoPrice.html](http://www.bi-grouplabs.ru/Rech/electricity/BI_EnergoPrice.html) (дата обращения 28.08.2011.)
- [41] URL: <http://www.hbs.edu/research/pdf/07-024.pdf> (дата обращения 28.08.2011).
- [42] Day-ahead electricity prices forecasting based on time series models: a comparison / R. Espinola [at al.] // 14th Power Systems Computation Conference, Spain, Sevilla, 2002, Session 15, Paper 6 [электронный ресурс]. 8 p. URL: [http://www.psc-central.org/uploads/tx\\_ethpublications/s15p06.pdf](http://www.psc-central.org/uploads/tx_ethpublications/s15p06.pdf) (дата обращения 28.08.2011).
- [43] Basaran Filik U.,Kurban M. A New Approach for the Short-Term Load Forecasting with Autoregressive and Artificial Neural Network Models // International Journal of Computational Intelligence Research. 2007, No.3. P. 66 – 71.

- [44] Chuchueva I. The time series extrapolation model based on maximum likeness set // Математическое моделирование социальной и экономической динамики: труды III Международной конференции. Москва 2010. с. 281–283.
- [45] Хакен Г. // Принципы работы головного мозга. - 1999. с.59
- [46] Yarbrow JW. Conference on prognostic factors and staging in cancer management. contributions of artificial neural networks and other statistical methods, Arlington, Virg //Cancer. 2001 Apr 15;91(8 Suppl): p.1593-4.
- [47] Greene KL, Meng MV, Kattan MW. Validation of the Kattan preoperative nomogram for prostate cancer recurrence using a community based cohort: results from cancer of the prostate strategic urological research endeavor (capsure). //J Urol. 2004 Jun;171(6 Pt 1):2255-9.
- [48] Gontero P, Kirby RS. Nerve-sparing radical retropubic prostatectomy: techniques and clinical considerations. Prostate Cancer Prostatic Dis 2005;8(2):133—9.
- [49] Fukushima K. Neocognitron: A hierarchical neural network capable for visual pattern recognition // Neural networks. 1988. V.1. N.2. P.119-130.
- [50] Jemal A, Lortet-Tieulent J et al. International variation in prostate cancer incidence and mortality rates. European Urology 2012 Jun; 61 (6): 53-66.
- [51] Jemal A. et al Cancer statistics, 2008. CA Cancer// J Clin 2008;58:71-96
- [52] Jemal A., Siegel R. et al Cancer statistics, 2009. CA Cancer// J Clin 2009;59:225-249
- [53] Han M, Partin AW, “Nomograms for clinically localized prostate cancer. Part I: radical prostatectomy”, //Semin Urol Oncol (2002);20(2): pp. 123–130
- [54] Haese A, Epstein JI, Huland H, Partin AW. Validation of a biopsy-based pathologic algorithm for predicting lymph node metastases in patients with clinically localized prostate carcinoma. //Cancer 2002;95(5):1016—21.
- [55] Haykin S. New directions in statistical signal processing: from systems to brain.— Cambridge, London: The MIT Press, 2007.

- [56] Bishop C. // Proceedings Twelfth European Symposium on Artificial Neural Networks,- 2004, p. 69–74.
- [57] Кохонен Т. // Архитектура сети слой Кохонена – 2015 г (<http://neural-networks.ru/Neyronnaya-set-Kohonena/>)
- [58] Krose B., Van Der Smagt P. // An Introduction to Neural Networks - The University of Amsterdam, 1996. – p 23. (<http://www.twirpx.com/file/475878/>)
- [59] Five K. // K-fold cross-validation neural networks – 2013 (<http://www.mathworks.com/matlabcentral/answers/68563-k-fold-cross-validation-neural-networks>)
- [60] Хайкин С. // Нейронные сети. Полный курс.- 2006. с.124

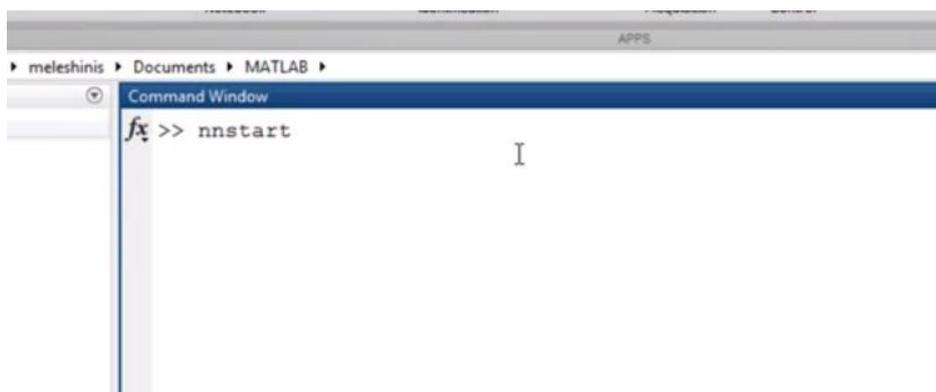




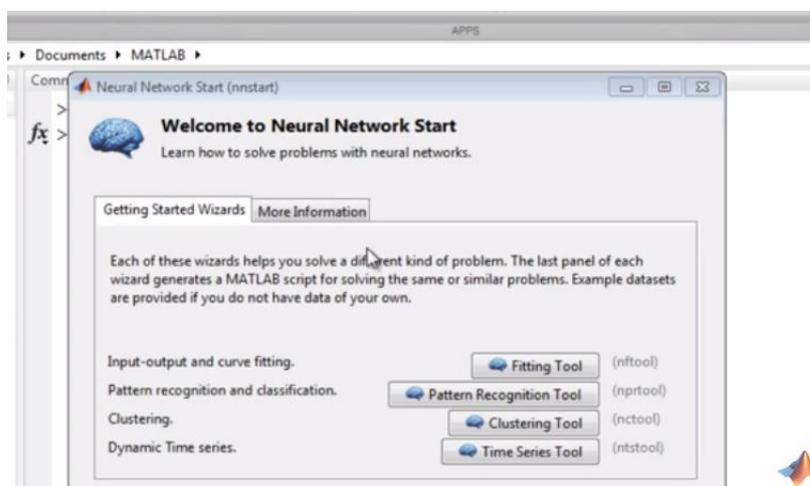




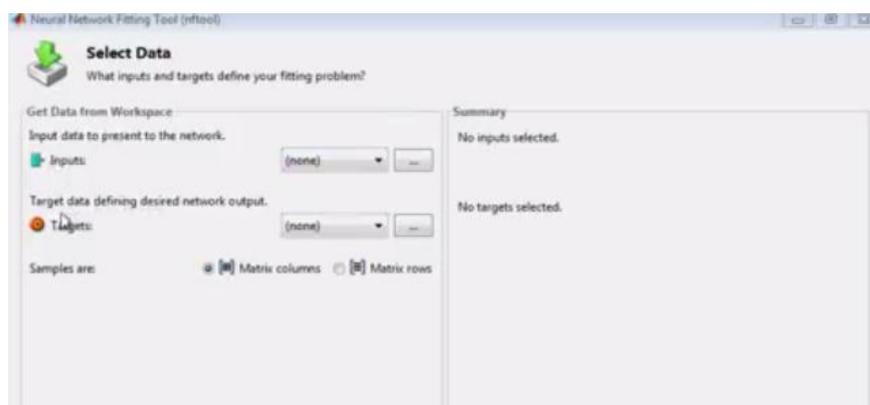
## Запуск графического интерфейса с помощью функции nnstart



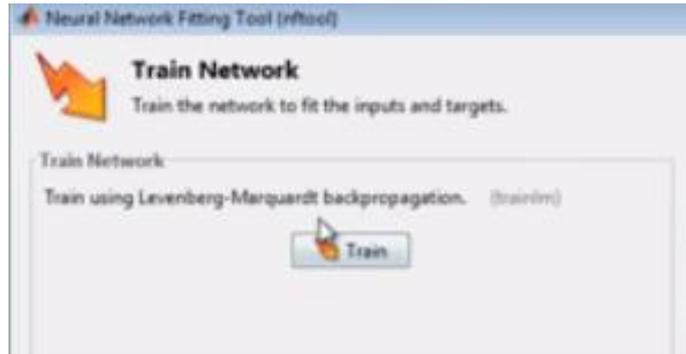
После запуска доступны две вкладки. В первой вкладке происходит настройка сети. Так же данная вкладка необходима для загрузки данных, настройки, обучения и проверки сети.



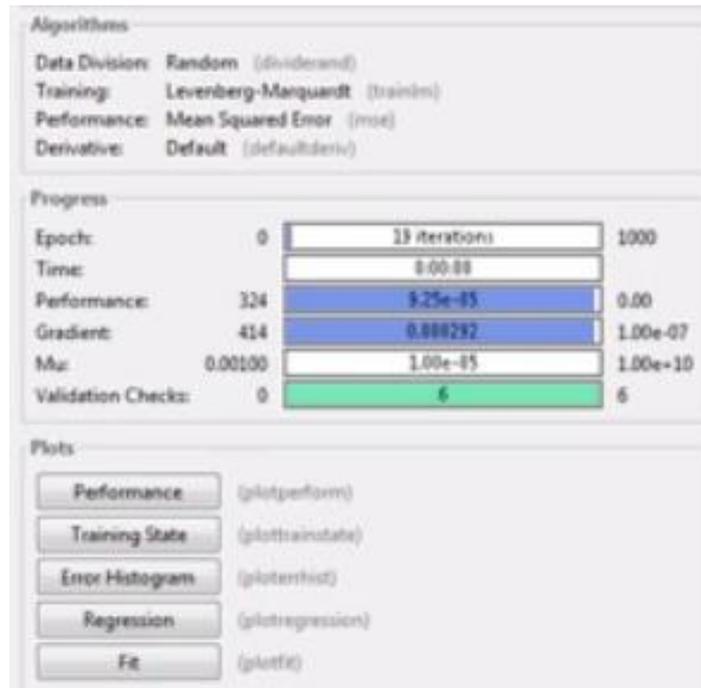
Загрузка данных, определения входных и выходных данных.



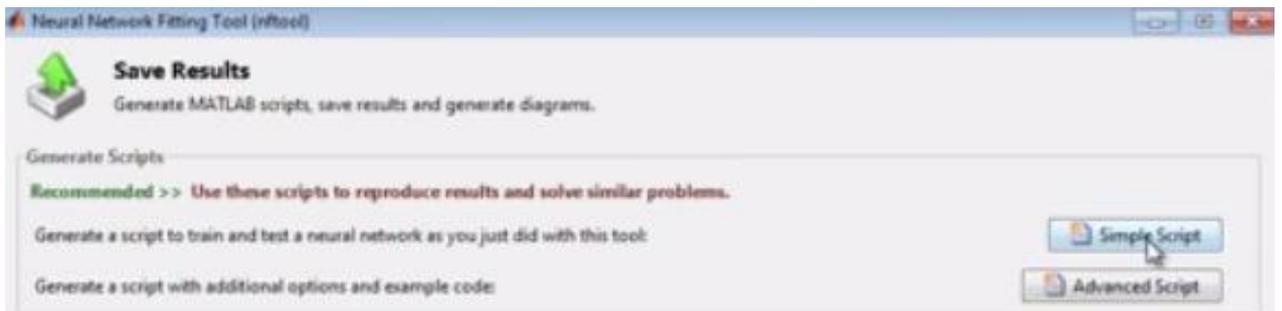
Обучение сети по методу обратного распространения ошибки.



Результирующее окно. Графики выводятся в данной окне.



Генерация скрипта.



Команды по настройке и обучению сети.

```
1 % Solve an Input-Output Fitting problem with a Neural Network
2 % Script generated by NFTOOL
3 % Created Tue Nov 05 09:42:19 MSK 2013
4 %
5 % This script assumes these variables are defined:
6 %
7 % simplefitInputs - input data.
8 % simplefitTargets - target data.
9
10 x = simplefitInputs;
11 t = simplefitTargets;
12
13 % Create a Fitting Network
14 hiddenLayerSize = 10;
15 net = fitnet(hiddenLayerSize);
16
17
18 % Setup Division of Data for Training, Validation, Testing
19 net.divideParam.trainRatio = 70/100;
20 net.divideParam.valRatio = 15/100;
21 net.divideParam.testRatio = 15/100;
22
23
24 % Train the Network
25 [net,tr] = train(net,x,t);
26
27 % Test the Network
28 y = net(x);
29 e = gsubtract(t,y);
30 performance = perform(net,t,y);
31
32 % View the Network
33 view(net);
34
35 % Plots
36 % Uncomment these lines to enable various plots.
37 %figure, plotperform(tr)
38 %figure, plottrainstate(tr)
39 %figure, plotfit(net,x,t)
40 %figure, plotregression(t,y)
41 %figure, ploterrhist(e)
42
43
```

Скрипт с расширенными настройками записан на CD носитель и приложен к работе.

## Обучение нейронной сети. Применение метода обратного распространения ошибки.

```
function y=binsig(x)
y=1/(1+exp(-x));
function y=binsig1(x)
y=binsig(x)*(1-binsig(x));
%Back Propagation Network
clear;
%Initialize weights and bias
v=[0.197 0.3191 -0.1448 0.3394;0.3099 0.1904 -0.0347 -0.4861];
v1=zeros(2,4);
b1=[-0.3378 0.2771 0.2859 -0.3329];
b2=-0.1401;
w=[0.4919;-0.2913;-0.3979;0.3581];
w1=zeros(4,1);
x=[1 1 0 0;1 0 1 0];
t=[0 1 1 0];
alpha=0.02;
mf=0.9;
con=1;
epoch=0;
while con
    e=0;
    for I=1:4
        %Feed forward
        for j=1:4
            zin(j)=b1(j);
            for i=1:2
                zin(j)=zin(j)+x(i,I)*v(i,j);
            end
            z(j)=binsig(zin(j));
        end
        yin=b2+z*w;
        y(I)=binsig(yin);
        %Backpropagation of Error
        delk=(t(I)-y(I))*binsig1(yin);
        delw=alpha*delk*z'+mf*(w-w1);
        delb2=alpha*delk;
        delinj=delk*w;
        for j=1:4
            delj(j,1)=delinj(j,1)*binsig1(zin(j));
        end
        for j=1:4
            for i=1:2
                delv(i,j)=alpha*delj(j,1)*x(i,I)+mf*(v(i,j)-v1(i,j));
            end
        end
        delb1=alpha*delj;
        w1=w;
        v1=v;
        %Weight updation
        w=w+delw;
        b2=b2+delb2;
        v=v+delv;
        b1=b1+delb1';
        e=e+(t(I)-y(I))^2;
    end
end
```

```

        if e<0.005
            con=0;
        end
        epoch=epoch+1;
    end
    disp('BPN for XOR funtion with Binary input and Output');
    disp('Total Epoch Performed');
    disp(epoch);
    disp('Error');
    disp(e);
    disp('Final Weight matrix and bias');
    v
    b1
    w
    b2

```

### Output

BPN for XOR funtion with Binary Input and Output

Total Epoch Performed

5385

Error

0.0050

Final Weight matrix and bias

v =

4.4164 4.4836 2.6086 4.0386  
4.5230 -2.1693 -1.1147 -6.6716

b1 =

-0.9262 0.5910 0.6254 -1.0927

w =

6.9573  
-5.5892  
-5.2180  
7.7782

b2 =

-0.3536

---

```
% Вход i1 = T([(i-1)*y+1:i*7],y); iy = T([(x-1)*y+1:x*y],3); input = [x1; xy];
% Прогноз outHiddenLayer = bpm_phi(W1 * input + b1); outOutputLayer =
bpm_phi(Wn * outHiddenLayer + bn);
% Переменная результата Result([(x-1)*y+1:x*y],1) = outOutputLayer;
% Ошибка error plot(P,a-T,P,T)
```