

Федеральное государственное автономное  
образовательное учреждение  
высшего образования  
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ИНСТИТУТ ЭКОНОМИКИ, УПРАВЛЕНИЯ И ПРИРОДОПОЛЬЗОВАНИЯ  
КАФЕДРА БУХГАЛТЕРСКОГО УЧЕТА И СТАТИСТИКИ

УТВЕРЖДАЮ

Заведующий кафедрой

\_\_\_\_\_ О.Н. Харченко

«    » июня 2017 г.

### МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ СИНТЕТИЧЕСКИХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СИСТЕМЕ  
СБАЛАНСИРОВАННЫХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ (НА ПРИМЕРЕ НЕФТЕДОБЫВАЮЩЕЙ  
ОТРАСЛИ)

38.04.01 Экономика

38.04.01.07 Корпоративный учет и финансово-инвестиционный анализ

Научный руководитель \_\_\_\_\_ к.э.н., профессор О.Н. Харченко

Выпускник \_\_\_\_\_ Н.А. Еремеев

Рецензент \_\_\_\_\_ Главный бухгалтер А.Н. Мельниченко  
ООО «Алмаз»

Красноярск 2017

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ .....	3
Глава 1. Система сбалансированных показателей и ее использование на предприятиях нефтедобывающей отрасли .....	6
1.1 Состояние и перспективы развития российских и зарубежных нефтяных компаний	6
1.2. Структура и цели системы сбалансированных показателей в стратегическом управлении .....	13
Глава 2. Нейросетевой анализ и его применение в современном бухгалтерском и управленческом учете .....	27
2.1 История создания искусственных нейронных сетей.....	27
2.2. Классификации нейронных сетей, их архитектуры и принципов работы .....	32
2.3. Современная практика использования нейронных сетей в бухгалтерском и управленческом учете .....	51
Глава 3. Применение нейросетевого анализа для прогнозирования показателей ССП, как метод реализации долгосрочной цели и стратегии .....	56
3.1. Обоснование выбора типа нейронной сети и ее написание с использованием Visual Studio C++.....	56
3.2 Реализация долгосрочной цели и стратегии организации на основе результатов, полученных с использованием синтетической нейронной сети .....	59
3.3. Сравнение результатов полученных на основе нейронной сети с методом наименьших квадратов. ....	68
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	73
Список использованных источников: .....	75
ПРИЛОЖЕНИЕ А. Показатели производственных программ и ССП по ключевым сегментам ВИНК .....	80
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Персептрон, классифицирующий числа на чётные и нечётные. ....	82
ПРИЛОЖЕНИЕ В. Образец написания нейронной сети с использованием библиотеки FANN на языке C++. ....	83
ПРИЛОЖЕНИЕ Г. Обучающая выборка нейронной сети .....	84
ПРИЛОЖЕНИЕ Д. Блок-схема процесса внедрения Сбалансированной системы показателей.....	85

## ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время такой вид топлива, как нефть, имеет уникальное и огромное значение. Нефтяная промышленность — это крупный народнохозяйственный комплекс, который живет и развивается по своим закономерностям. Нефть — наше национальное богатство, источник могущества страны, фундамент ее экономики. значение нефти в народном хозяйстве велико: это сырье для нефтехимии в производстве синтетического каучука, спиртов, полиэтилена, широкой гаммы различных пластмасс и готовых изделий из них, искусственных тканей; источник для выработки моторных топлив (бензина, керосина, дизельного и реактивных топлив), масел и смазок, а также котельного печного топлива (мазут), строительных материалов (битумы, гудрон, асфальт); сырье для получения ряда белковых препаратов, используемых в качестве добавок в корм скоту для стимуляции его роста.

Россия — единственная среди крупных промышленно развитых стран мира, которая не только полностью обеспечена нефтью, но и в значительной мере экспортирует топливо. Велика ее доля в мировом балансе топливно-энергетических ресурсов. Для России, как и для большинства стран-экспортеров, нефть — один из важнейших источников валютных поступлений. Нефтяной комплекс является одним из главных источников пополнения государственного бюджета, гарантом энергетической и экономической безопасности отечественной экономики, привлекательным сектором экономики для иностранных инвестиций.

Однако рост издержек и конкурентного давления, ухудшение условий эксплуатации месторождений, нестабильная макроэкономическая конъюнктура, падение мировых цен на нефть и высокий износ основных производственных фондов в нефтяном комплексе создают сложные условия для ведения хозяйственной деятельности, являются барьерами достижения как оперативных, так и стратегических целей. Происходит снижение общей капитализаций добывающих компаний, увеличение их долга перед акционерами, одновременно с падением добычи нефти с уже имеющихся месторождений и сокращением затрат на разведку новых. Это вызывает необходимость применения прогрессивных инструментов менеджмента для обеспечения эффективности управления, своевременного реагирования управленческого персонала к вызовам внешней среды и достижения стратегических целей нефтяной компании.

Одним из ключевых аспектов, напрямую сказывающихся на эффективности компании, является построение системы управленческого учета, отвечающей требованиям

внешней и внутренней среды, дающей объективную информацию для принятия управленческих решений. Одна из них - Система сбалансированных показателей (ССП). Сочетая в себе элементы стратегического и оперативного управления, ССП позволяет оценивать деятельность компании, как по финансовым, так и нефинансовым признакам, что способствует развитию потенциала компании и росту ее эффективности. В этих целях Система сбалансированных показателей использует различные показатели эффективности, называемые KPI, которые отражают результат достижения поставленной цели.

К сожалению, процесс внедрения такой системы на любом предприятии является довольно трудоемким. В данное время появляются все более новые средства, которые помогают более эффективно решать подобные задачи. Одним из таких средств являются синтетические нейронные сети, которые в данное время находят все большее применение не только в информатике, но и других областях науки благодаря своей гибкости высокой степени аппроксимации данных. Имея нелинейную структуру, нейронные сети способны решать задачи, недоступные для стандартных методов анализа и прогнозирования данных, таких как статистический анализ, регрессионный анализ, математическое программирование. Вместе с этим, нейросетевой анализ очень легок в применении, а его результаты можно очень точно интерпретировать, что позволяет исключить субъективный фактор, связанный с оценкой значимости тех или иных показателей.

В соответствии с вышеизложенным, цель данной работы: апробация метода применения искусственных нейронных сетей в системе сбалансированных показателей.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1. Проанализировать сложившуюся практику использования системы сбалансированных показателей в нефтяных компаниях.
2. Сравнить существующую классификацию нейронных сетей и их архитектуру.
3. Проанализировать научные статьи по аналогичной тематике, в которых нейросетевой анализ используется для решения задач управленческого и бухгалтерского учета.
4. Разработать алгоритм выбора ключевых показателей и реализации долгосрочной стратегии компании при помощи нейронных сетей, написанных на языках программирования C и Python.
5. Провести сравнительный анализ полученной модели на основе нейронных сетей с традиционными методами регрессионного анализа.

Объектом исследования является практика использования Системы сбалансированных показателей на предприятиях нефтяной отрасли.

Предметом – методика выбора ключевых показателей и их прогнозирования.

Научная новизна заключается в оптимизации процесса выбора ключевых показателей с использованием нейросети, а так же определении возможных плановых показателей на основе нейросетевого прогнозирования.

Практическая значимость заключается в возможности использования результатов исследования для повышения эффективности внедрения или оптимизации системы сбалансированных показателей на предприятиях.

Результаты исследования апробированы на XXIII межрегиональной научно-практической конференции «Проблемы современной экономики», г. Красноярск, 21 апреля 2017 г. По теме исследования опубликована научная статья: Еремеев Н.А. Использование синтетических нейронных сетей в системе сбалансированных показателей (на примере нефтедобывающей отрасли) / Еремеев Н.А // Тезисы докладов XXIII межрегиональной научно-практической конференции студентов и аспирантов экономических специальностей «Проблемы современной экономики». СФУ, 2017.

Теоретической основой исследования является специальная, периодическая литература по вопросам управленческого и бухгалтерского учета, нейросетевого анализа и программирования.

Структурно исследование состоит из введения, трех глав, заключения и пяти приложений.

В первой главе проанализировано состояние современных предприятий нефтяной отрасли, раскрыт основной подход к построению системы сбалансированных показателей на основе научных статей по данной тематике.

Во второй главе дана классификация нейронных сетей, проанализированы статьи на тему использования нейросетевого анализа в бухгалтерском и управленческом учете.

В третьей главе разработана методология выбора ключевых показателей эффективности и реализации долгосрочной стратегии компании с использованием нейронных сетей, которая была сопоставлена с методом регрессионного анализа.

Заключение представляет собой обобщение выводов сделанных в результате написания работы.

# **Глава 1. Система сбалансированных показателей и ее использование на предприятиях нефтедобывающей отрасли**

## **1.1 Состояние и перспективы развития российских и зарубежных нефтяных компаний**

На данный момент большую часть первичных энергоносителей составляют углеводородные ресурсы, вовлекаемые в народное хозяйство стран благодаря деятельности нефтяных и газовых предприятий[6]. Под отраслью промышленности понимается совокупность предприятий и организаций, характеризующаяся общностью выполняемых функций в системе общественного разделения труда или производимой продукции. В соответствии с этим, нефтяные и газовые предприятия представляют собой совокупность хозяйствующих субъектов, обеспечивающих разведку, строительство скважин, добычу, транспортировку, переработку и реализацию нефти, газа и продуктов их переработки. [11] Такие отрасли наделены рядом уникальных особенностей, именно поэтому требуется проанализировать данные особенности примере крупнейших мировых вертикально-интегрированных нефтедобывающих компаний[22].

Для начала рассмотрим Российские компании. ОАО АНК «Башнефть» - динамично развивающаяся ВИНК, которая образовалась в результате слияния крупнейших предприятий топливно-энергетического комплекса Республики Башкортостан. Компания занимает лидирующие позиции по добыче и переработке нефти не только в России, но и за рубежом[6]. ОАО АНК «Башнефть» - крупный производственно – технологический комплекс Республики Башкортостан, интересы которого охватывают все аспекты нефтяного бизнеса от геологоразведки и добычи до маркетинга, производства и реализации продукции. Накопленная добыча на территории Башкирии составляет более 1,65 млрд тонн. Разведка и разработка более 160 месторождений нефти и газа. Добыча нефти более 15 млн. тонн нефти в год. Самые высокие темпы роста добычи нефти компания показала среди ВИНК в 2009–2011 годах. Высокотехнологичный нефтеперерабатывающий комплекс со средним показателем индекса Нельсона — 9.1 и глубиной переработки 87% Мощный научный потенциал - это многолетний опыт разработки и внедрения передовых технологий разведки и добычи. Компания имеет комплекс из четырех современных и высокотехнологичных нефтеперерабатывающих предприятий[17]. Переработка составляет около 21 млн. тонн нефти в год. ОАО АНК «Башнефть» является отраслевой лидером по глубине переработки нефти с показателем 85,9%. Розничная сеть состоит из более чем 460 собственных и 220 партнерских АЗС[6].

ОАО «Роснефть» – лидер российской нефтяной отрасли и одна из крупнейших публичных нефтегазовых компаний мира. Основными видами деятельности «Роснефти» являются разведка и добыча нефти и газа, производство нефтепродуктов и продукции нефтехимии, а также сбыт произведенной продукции. Компания включена в перечень стратегических предприятий России[8]. Ее основным акционером является ОАО «РОСНЕФТЕГАЗ», на 100% принадлежащее государству.

ОАО «ЛУКОЙЛ» - одна из крупнейших международных вертикально интегрированных нефтегазовых компаний, обеспечивающая 2,2% мировой добычи нефти[6]. Лидирующие позиции Компании являются результатом двадцатилетней работы по расширению ресурсной базы благодаря увеличению масштабов деятельности и заключению стратегических сделок. ОАО «ЛУКОЙЛ» реализует проекты по разведке и добыче нефти и газа в 12 странах мира[15].

На Россию приходится 90,5% доказанных запасов Компании и 90,5% добычи товарных углеводородов. За рубежом Компания участвует в проектах по добыче нефти и газа в пяти странах мира. Основная часть деятельности Компании осуществляется на территории четырех федеральных округов РФ – Северо-Западного, Приволжского, Уральского и Южного[6]. Основной ресурсной базой и основным регионом нефтедобычи Компании остается Западная Сибирь, на которую приходится 42% доказанных запасов и 49% добычи углеводородов. На международные проекты приходится 9,5% доказанных запасов Компании и 9,5% добычи товарных углеводородов[24].

ОАО «Газпромнефть» и ее дочерние общества представляют собой вертикально-интегрированную нефтяную компанию (ВИНК), основными видами деятельности которой являются разведка, разработка, добыча и реализация нефти и газа, а также производство и сбыт нефтепродуктов. «Газпром нефть» осуществляет свою деятельность в крупнейших нефтегазоносных регионах России: Ханты-Мансийском и Ямало-Ненецком автономных округах, Томской, Омской, Оренбургской областях. Основные перерабатывающие мощности компании находятся в Омской, Московской и Ярославской областях, а также в Сербии. Кроме того, компания реализует проекты в области добычи за пределами России - в Ираке, Венесуэле и других странах[6].

ОАО «Татнефть» - одна из крупнейших отечественных нефтяных компаний, осуществляющая свою деятельность в статусе вертикально интегрированной Группы[6]. На долю Компании приходится около 8% всей добываемой нефти в РФ и свыше 80% нефти, добываемой на территории Татарстана. Акции ОАО «Татнефть» входят в группу наиболее востребованных на ведущих российских фондовых площадках: Лондонской фондовой бирже и в германской системе группы Дойче Бурс АГ.

«ТНК-ВР» является одной из ведущих нефтяных компаний России и входит в десятку крупнейших частных нефтяных компаний в мире по объемам добычи нефти[6]. Компания была образована в 2003 году в результате слияния нефтяных и газовых активов компании ВР в России и нефтегазовых активов консорциума Альфа, Аксес/Ренова (ААР). ВР и ААР владеют компанией ТНК-ВР на паритетной основе. Акционерам ТНК-ВР также принадлежит около 50% акций нефтяной компании «Славнефть» [19]. ТНК-ВР - вертикально интегрированная нефтяная компания, в портфеле которой ряд добывающих, перерабатывающих и сбытовых предприятий в России и Украине. Добывающие активы компании расположены, в основном, в Западной Сибири (Ханты-Мансийский и Ямало-Ненецкий автономные округа, Тюменская область), Восточной Сибири (Иркутская область) и Волго-Уральском регионе (Оренбургская область).

ОАО «Сургутнефтегаз» - одно из крупнейших предприятий нефтяной отрасли России. На его долю приходится около 13% объемов добычи нефти в стране и 25% газа, добываемого нефтяными компаниями России.

На протяжении многих лет предприятие является лидером отрасли по разведочному, эксплуатационному бурению и вводу в эксплуатацию новых добывающих скважин[6]. На предприятии создан первый в России полный цикл производства, переработки газа, выработки на его основе собственной электроэнергии, получения готового продукта и сырья для нефтехимии[38]. 59 структурных подразделений предприятия осуществляют весь комплекс работ по разведке и разработке месторождений, по строительству производственных объектов и трубопроводов, по обеспечению экологической безопасности производства и по автоматизации производственных процессов[6]. Одним из значимых конкурентных преимуществ предприятия является наличие в его составе мощных сервисных подразделений, которые обеспечивают высокую эффективность внедрения передовых технологий нефтегазодобычи. Нефть поставляется как на российские нефтеперерабатывающие заводы, так и за рубеж – в страны СНГ и Западной Европы[33].

ОАО «Русснефть» - входит в десятку крупнейших нефтяных компаний страны. «РуссНефть» занимает 10-е место среди нефтяных компаний России по объему добычи, 8-е место среди нефтяных компаний России по объему добычи газа. В структуру НК «РуссНефть» входят 24 добывающих предприятия[6]. География деятельности «РуссНефти» охватывает 11 регионов России, страны СНГ и Западной Африки. Головной офис Компании расположен в Москве. В разработке находится 167 нефтегазовых месторождений[35]. Суммарные извлекаемые запасы нефти ОАО НК «РуссНефть»



превышают 600 млн. тонн. Численность персонала Компании составляет более 17 тысяч сотрудников[6].

«Chevron» является одним из мировых лидеров в области интегрированных энергетических компаний. Успех основывается на стремлении получить результаты от операционной деятельности, применении инновационных технологий и захватывать новые возможности для прибыльного роста[6]. Участвует практически на каждом аспекте энергетической отрасли – в разведке, добыче и транспортировке нефти и природного газа; производство и продажа нефтегазохимической продукции; выработка электроэнергии и производства геотермальной энергии; использования возобновляемых источников энергии и энергоэффективных решений; и освоения топливно-энергетических ресурсов в будущем, в том числе исследования в современных видов биотоплива. В мире было выпущено около 1 трлн. баррелей сырой нефти на сегодняшний день[11]. На протяжении следующего века, примерно в 2 триллиона баррелей больше, чем ожидается, должны быть изготовлены из обычных доказанных запасов и неразведанных запасов нефти. Дополнительные поставки будут производиться компанией "Шеврон" и другие виды нефти из нетрадиционных ресурсов, таких как высоковязкой тяжелой нефти в Венесуэле, нефтеносных песков в Альберте и сланцев в США[6].

«ExxonMobil» является крупнейшей в мире публично торгуемых международной нефтяной и газовой компании. Занимает ведущее место в отрасли мировых ресурсов нефти и газа. Является крупнейшим в мире переработчиком и маркетингом нефтепродуктов, химическая компания входит в число крупнейших в мире. Прорыв технологий, в том числе, разработанные компанией «ExxonMobil» - помогли идти в ногу с ростом мирового спроса на энергоносители путем внесения больше энергии, расходных материалов, а также снижению воздействия на окружающую среду энергетического развития[6]. Технологии сегодня важнее, чем когда-либо, поскольку значительная часть мировых ресурсов нефти и газа находится в сложных условиях, таких как глубоководные условия, тяжелая нефть/нефтепродукты, газ в плотных породах и Арктических регионов, которые требуют инновационных подходов в целях производства энергии[17].

«ConocoPhillips» является крупнейшей в мире независимой E&P company, основанной на производстве и доказанных запасов. Штаб-квартира находится в Хьюстоне, штат Техас, компания «ConocoPhillips» перенесли операции и деятельность в 30 странах. «ConocoPhillips» уже давно является лидером в области производства, обработки и переработки тяжелой нефти[6]. «ConocoPhillips» тяжелой нефти возможности также оказывают помощь в оценке целесообразности добычи сланцевого масла в США в

Скалистых Горах. Аналогичный подход используется для анализа продуктивности природных газовых гидратов метана в Арктических районах и на море[17].

«Shell» – международный концерн, объединяющий энергетические и нефтехимические компании, штаб-квартира которого расположена в Гааге, Нидерланды. Петер Вазер является главным исполнительным директором концерна «Shell». Royal Dutch Shell является материнской компанией концерна, зарегистрированной в Англии и Уэльсе. Стратегия концерна направлена на укрепление лидирующих позиций «Shell» в нефтегазовой отрасли с целью удовлетворения интересов акционеров, а также энергетических потребностей общества, применяя ответственный подход.

В области добычи углеводородов «Shell» занимается разведкой новых запасов нефти и газа, а также разработкой крупных проектов с использованием собственных технологий и «ноу-хау», повышающих капитализацию концерна[6].

В области переработки и сбыта продукции «Shell» продолжает следовать политике получения прибыли из уже существующих активов, а также из инвестиций в перспективные развивающиеся рынки.

Сегодня концерн «Shell» – один из крупнейших прямых международных инвесторов в российскую экономику. Компании и совместные предприятия концерна в России работают в таких видах бизнеса, как разведка, добыча и транспортировка нефти и газа, маркетинг смазочных материалов, нефтепродуктов, моторных и промышленных масел, эксплуатация сети АЗС, а также предоставление услуг по заправке самолетов. Нефтегазовые проекты «Shell» в России включают разработку месторождений на шельфе острова Сахалин в рамках проекта «Сахалин-2» совместно с компаниями ОАО «Газпром», «Мицуи» и «Мицубиси» [6]. При участии «Shell» на Сахалине был построен первый в России завод по производству сжиженного природного газа (СПГ), который уже в 2009 году произвел объем СПГ, составивший 3% от общемирового[17]. Совместно с ОАО «Газпром нефть» концерн «Shell» успешно развивает проект по разработке Салымской группы нефтяных месторождений в Ханты-Мансийском Автономном Округе. Сочетание лучших российских и международных подходов, решений и технологий позволяет добиваться впечатляющих результатов – например, темпы бурения на Салымских месторождениях значительно выше, чем в целом по Западной Сибири. «Shell» участвует в Каспийском трубопроводном консорциуме. В 2010 году концерн получил лицензию на проведение работ по разведке и добыче углеводородов в Республике Калмыкия[6].

Деятельность концерна в России не ограничивается разработкой нефтяных и газовых месторождений – «Shell» развивает и другие направления бизнеса, например,

маркетинг нефтепродуктов, смазочных материалов для автомобилистов, коммерческого автотранспорта и индустрии.

«Statoil» имеет высокие амбиции для экономического роста и международного бизнес-деятельность в 35 странах по всему миру. Опираясь на 40-летний опыт добычи нефти и газа на норвежском континентальном шельфе, компания стремится учесть мировые потребности в энергии в ответственной манере, применить технологии и создать инновационные бизнес-решения. Компания со штаб-квартирой в Норвегии с приблизительно 21000 сотрудников по всему миру котируются на Нью-Йоркской и Осло фондовых биржах[6].

«Statoil» была одним из самых важных игроков в нефтяной промышленности Норвегии, и способствовал сильно, чтобы сделать Норвегии в современную индустриальную страну. Сегодня Норвегия является одной из самых продуктивных нефтяных провинций и тестовой лабораторией для развития технологий[6].

«Total» является одним из лидеров распределения топлива в Западной Европе и в Африке, а также продает широкий спектр продуктов, блюд почти в 160 странах[18].

«British Petroleum» предоставляет клиентам для транспортировки топлива, энергии для получения тепла и света, смазочные материалы. Проекты и операции помогают создавать рабочие места, инвестиции и налоговые поступления в странах и общинах по всему миру. На каждом этапе углеводородных цепочек существуют возможности, чтобы создать значение - как в результате успешного выполнения деятельности, которые являются ключевыми для отрасли, и посредством применения собственных отличительных преимуществ и возможностей в осуществлении этих мероприятий. Компания стремится, чтобы добавить значение на каждом этапе деятельности, начиная от добычи и заканчивая маркетингом. Компания считает, что работать по полной углеводородной цепочке создания стоимости можно создать дополнительную стоимость для акционеров. Интеграция также позволяет разрабатывать общий функциональный передовой опыт в таких областях, как безопасность и операционный риск, экологической и социальной практики, закупок, технологии и управления денежными средствами более эффективно[6].

«PetroChina» стала крупнейшей по капитализации компанией мира с капитализацией около 1 триллиона долларов США в 2007 году. В первый же день размещения своих акций на Шанхайской фондовой бирже, акции PetroChina выросли на 163 % - с 16,7 юаня (\$2,2) до 43,96 юаня (\$5,9). Этот феномен связан с параллельным существованием в Китае двух фондовых рынков - внутреннего, доступного только для местных инвесторов, интенсивно росшего на протяжении всего 2007 года, и фондового

рынка Гонконга, не доступного для инвесторов из Китая и предназначенного для иностранцев. Капитализация PetroChina на гонконгском рынке на ту же дату составила всего \$424 млрд (второе место в мире после «ExxonMobil») [6]. Компания занимается разведкой, разработкой и добычей нефти и природного газа, а также переработкой, транспортировкой и распределением нефти и нефтепродуктов, продуктов нефтехимии и продажей природного газа[23].

«Petrobras» - бразильская государственная нефтяная компания. Штаб-квартира компании расположена в Рио-де-Жанейро. В декабре 2009 года «Petrobras» установил новый рекорд ежесуточной добычи нефти в Бразилии - 2 000 238 баррелей. Всего восемь компаний в мире ежесуточно производят 2 и более миллионов баррелей нефти. В 2007 году «Petrobras» ввела в эксплуатацию шесть новых нефтяных платформ суммарной мощностью 590 000 баррелей нефти в сутки[6]. На 16 нефтеперерабатывающих заводах компания ежедневно производит 1,839 млн баррелей нефтепродуктов. Продукты переработки продаются на 6933 заправочных станции, из которых 766 находится в собственности Petrobras. 3 завода по производству удобрений ежегодно производят 1,852 млн метрических тонн аммиака и 1,598 млн тонн мочевины[9]. Установленная электрическая мощность электростанций компании на 2011 год составляла 5000 МВт. Бразилия производит около 35 % мирового этанола. Petrobras, как государственная компания экспортирует этанол для использования в качестве автомобильного топлива. Этанол поставляется в Венесуэлу и Нигерию. Компания ведет переговоры о поставках этанола в Китай, Ю.Корею, Индию и США. «Petrobras» инвестирует 330 млн долл[7].

Важным условием развития рыночной экономики и ее интеграции в мировое хозяйство является модернизация отечественного рынка нефти и нефтепродуктов, направленная на успешное функционирование экономики. В течение XX столетия нефтегазовая отрасль являлась импульсом для индустриального развития. Однако переход общества от индустриального типа развития к новому, постиндустриальному (информационному) типу сопровождается трансформацией всех рыночных механизмов, включая рынок нефти и нефтепродуктов, в направлении эффективного обеспечения экономического роста и формирующихся новых факторных пропорций воспроизводственного процесса. В современной экономической науке в последние годы трендом является траектория развития несырьевой экономики и прогнозируемая приоритетность развития фармацевтики, туризма, пищевой промышленности, финансовой сферы. Данное противопоставление топливно-энергетического комплекса и инноваций искусственно, так как не может инновационный сектор функционировать независимо от доминирующих отраслей российской экономики. Эмпирический опыт свидетельствует,

что нефтедобывающая и нефтеперерабатывающая отрасль стимулируют основной спрос на инновации в связи с ростом добычи труднодоступной нефти, необходимостью повышения глубины переработки, стремительной компьютеризацией добычи и т. д. Вопросы влияния нефтяных ресурсов на экономическое благосостояние страны являются объектом внимания ученых, государственных деятелей, политиков, так как уровень их развития является основой для прогнозирования экономики и определения экономической политики государства[6].

## **1.2. Структура и цели системы сбалансированных показателей в стратегическом управлении**

В современных динамично меняющихся и нестабильных условиях внешней среды бизнеса актуальным становится внедрение сбалансированной системы показателей (ССП), которая является инструментом оперативного и стратегического управления компании. Она позволяет предприятию повысить эффективность путем быстрого реагирования на постоянно меняющуюся ситуацию на рынке, решать одновременно множество задач по направлению деятельности предприятия и увязать между собой элементы основных факторов успеха и развития предприятия[17].

Сбалансированная Система Показателей (ССП, Balanced Scorecard, BSC), разработанная профессорами Гарвардского университета Робертом Капланом и Дэвидом Нортоном является наиболее эффективной и широко используемой по всему миру коммерческими, государственными, промышленными и некоммерческими компаниями концепцией реализации стратегии компании посредством ее декомпозиции на уровень операционного управления и контроля на основе Ключевых Показателей Эффективности (Key Performance Indicators, KPI) [11].

Сбалансированная система показателей (ССП) появилась в конце 1980-х – начале 1990-х гг. как инструмент стратегического управления динамично развивающимися компаниями[22].

В эти годы профессора Роберт Каплан и Дейвид Нортон (Гарвардская школа бизнеса) проводили исследования американских компаний с целью создания новой системы измерения эффективности деятельности компаний и выяснили, что почти все компании сильно ориентируются на финансовые показатели[32]. При этом, в целях улучшения краткосрочных финансовых показателей производилось снижение расходов на обучение и мотивацию персонала, маркетинг, обслуживание клиентов, что затем пагубно сказывалось на общем финансовом состоянии компании[36].

Каплан и Нортон пришли к выводу, что базирование методики оценки эффективности предприятия исключительно на финансовых показателях не обеспечивает роста будущей экономической ценности организации[25].

Установлено, что сотрудники часто не понимают своей роли в процессе реализации стратегии и не имеют мотивации повышать эффективность внедрения в жизнь долгосрочных корпоративных планов. Только четвертая часть топ-менеджеров получают вознаграждение, напрямую связанное со стратегией, а 60% организаций не связывают бюджет со стратегией[15].

В качестве способа решения выявленных проблем Нортон и Капланом была разработана концепция сбалансированной системы показателей. Ее апробировали в ряде американских компаний, и в конце 1990 года был подведен итог проделанной работы. Манифестом новой теории и нового управленческого подхода стала публикация статьи «Показатели, ведущие к эффективности» в журнале «Harvard Business Review» [16].

Вскоре после того, как концепция ССП получила распространение в различных компаниях, обнаружилась ее пригодность не только для измерения достижений, но и для стратегического управления.

На волне успешной публикации своих материалов профессора продолжили развитие концепции сбалансированной системы показателей и в 1996 году выпустили книгу «Сбалансированная система показателей. От стратегии к действию». Затем в 2000 году была выпущена вторая книга «Организация, ориентированная на стратегию», а в 2004 году - третья книга «Стратегические карты» [20].

Затем консалтинговая компания Balanced Scorecard Collaborative, которую возглавляют Р.Каплан и Д.Нортон, разработала функциональные стандарты – минимальный набор требований, которому должно соответствовать программное обеспечение, поддерживающее корпоративную систему ССП. Дизайн системы ССП должен включать шесть обязательных элементов: перспективы, стратегические цели, показатели, целевые значения, причинно-следственные связи, стратегические инициативы[41].

В свою очередь, идея ССП состоит в изменении традиционной системы критериев деятельности бизнеса за счет расширения состава показателей и использования особой структуры, которая устанавливает связь между стратегическими целями и ключевыми факторами (ресурсами) их достижения[10]. Сбалансированная система показателей дополняет систему финансовых параметров уже свершившегося прошлого системой оценок перспектив. Цели и показатели данной системы формируются в зависимости от мировоззрения и стратегии каждой конкретной компании и рассматривают ее

деятельность по четырем аспектам (перспективам): финансовому, взаимоотношениям со средой (рынок/клиенты), внутренним бизнес-процессам, а также обучению, развитию персонала и развитию инфраструктуры[12].

Идея сбалансированной системы показателей (Balanced Scorecard) так же отвечала желаниям менеджмента обрести взвешенный набор монетарных и немонетарных показателей для внутрифирменных управленческих целей. Новая система направлена, прежде всего, на увязку показателей в денежном выражении с операционными измерителями таких аспектов деятельности предприятия, как удовлетворенность клиента, внутрифирменные хозяйственные процессы, инновационная активность, меры по улучшению финансовых результатов[17]. Таким образом, она призвана дать ответы на четыре важнейших для предприятия вопроса, представленных в Таблице 1.

Таблица 1 – Основные идеи Сбалансированной системы показателей.

Составляющая деятельности предприятия	Ключевой вопрос для оценки эффективности данной составляющей при реализации стратегической цели
Финансы	Как стратегия повлияет на финансовое состояние предприятия?
Клиенты	Как мы должны выглядеть перед нашими клиентами, чтобы реализовать стратегию?
Бизнес-процессы	Какие процессы стратегически важны?
Обучение и развитие	Как мы должны поддерживать нашу способность к изменениям и совершенствованию, чтобы реализовать стратегию?

Каждая составляющая деятельности предприятия содержит в себе ключевой вопрос, с которым она ассоциируется. Ответы являются целями, достижение которых будет свидетельствовать о продвижении по пути реализации стратегии. Между составляющими деятельности должна быть выявлена четкая причинно-следственная связь[16]. Стратегический процесс в любой компании, которая завершила разработку системы сбалансированных показателей (ССП), реализуется сверху вниз. На первом этапе на основе видения высшего менеджмента, которое отображает интересы акционеров, определяются финансовые цели и ориентиры. Далее необходимо наметить круг проблем, связанных с идентификацией потребителей, разработкой мер по улучшению восприятия клиентом продукции или услуг компании[33]. После того как желаемые цели обозначены, начинается поиск необходимых средств для их достижения. При этом определяются

мероприятия по усовершенствованию внутренних бизнес-процессов (разработка новой продукции, повышение качества обслуживания, повышение производительности и т.д. ), которые необходимо реализовать для создания качественного предложения потребителю и достижения желательных для собственника результатов[34]. Совершенствование внутренних бизнес-процессов в значительной мере зависит от технологий, квалификации и опыта сотрудников, внутреннего климата в коллективе и других факторов. Важно понимать, что все 4 составляющих должны способствовать реализации единой стратегии организации[29]. По мнению разработчиков, современная компания должна работать по крайней мере с 4 указанными составляющими, но в зависимости от ситуации она может принять и другие, дополнительные. Наконец, новая система представляет базу для формулировки гипотез в отношении постановки фирменных целей и их увязки между собой. Предполагаемые целевые связи подвергаются проверке и исследуются в рамках процесса обучения. Накопленный опыт позволяет давать им количественные оценки[27].

Прежде всего, необходимо связать сбалансированную систему показателей с системой стратегического управления. В противном случае ССП будет всего лишь набором разрозненных показателей, никак не влияющих на стратегическое развитие организации. Важным инструментом стратегического управления является стратегическое планирование[17]. Именно на основе информации, полученной в результате планирования, и происходят разработка стратегической карты и формирование показателей. Однако стратегическое планирование как таковое во многих российских организациях отсутствует. Поэтому взаимодействие ССП с системой стратегического управления происходит, как правило, еще на этапе ее создания. Большинство проектов по внедрению сбалансированной системы показателей начинается со сбора информации для формализации стратегии[12]. По результатам интервьюирования топ-менеджеров и анализа предложений ключевых сотрудников готовится отчет, на основе которого уже разрабатывается стратегическая карта компании[7].

Стратегические карты – изложение стратегии и стратегических целей на каждом уровне управления компании. Используются для осуществления и контроля стратегии, корректировки стратегических целей. Представляет собой диаграмму или рисунок, описывающий стратегию в виде набора стратегических целей и причинно-следственных связей между ними. Нельзя надеяться на осуществление стратегии, если ее невозможно описать простым и доступным способом[15]. Стратегическая карта и представляет собой схему для логичного и четкого изложения и разъяснения стратегии, превращая ее из редко используемого документа, хранимого в далеко спрятанной пыльной папке, в план действий. Стратегические карты полезны тем, что устраняют основные противоречия в



деятельности современных организаций, а именно несоответствия между краткосрочными и долгосрочными целями[10].

Краткосрочные цели в основном касаются бизнес-процессов, производственно-финансовой деятельности компании, отношений с поставщиками, потребителями и конкурентами. Долгосрочные цели обычно не столь конкретизированы и определены, но в любом случае рассчитаны на получение дохода в перспективе[31].

Стратегические карты – это инструмент, с помощью которого можно объединить краткосрочные цели с деятельностью организации, с ее миссией и стратегией на долгосрочную перспективу[31].

Причем стоит заметить, что понятие долгосрочных перспектив – очень пространственное во времени явление. «Так как усилия, которые компания предпринимает сегодня для улучшения своего финансового положения завтра, могут дать очевидный результат только послезавтра». Эта наглядная фраза, которая взята из книги «Стратегические карты» Каплана Роберта и Нортон Дейвида только подтверждает, что стратегические карты отражают три временных измерения: прошлое, настоящее и будущее[35]. С помощью стратегических карт можно показать, за что несут ответственность менеджеры организаций, а также предложить конкретные измерители деятельности организации. В результате применения стратегических карт расширяется поле зрения менеджмента компании, что позволяет увеличить количество контролируемых показателей[21]. Стратегические карты объединяют четыре основных аспекта деятельности организации, а именно: стратегические цели, стимулы, показатели, краткосрочные цели и задачи, которые демонстрируют:

1) Аспекты отношений с потребителями: какой имидж в настоящий момент должна иметь компания в глазах потребителей, чтобы реализовать свою миссию?

2) Аспект финансовой деятельности, а именно, анализ и подведение итогов за прошлые периоды.

3) Аспект организации внутренних бизнес-процессов: какие первоочередные хозяйственные операции компания должна совершенствовать на данном этапе развития, чтобы удовлетворить своих потребителей и акционеров?

4) Аспект обучения и развития: как компания должна адаптироваться к изменяющимся обстоятельствам в будущем, и совершенствовать свою деятельность?

В то же время структура ССП может стать хорошей основой для разработки полноценной стратегии[32]. Четыре ключевые перспективы (финансы, клиенты, процессы, обучение и развитие) позволяют распределить цели таким образом, чтобы ни одна из сторон деятельности компании не была забыта, и ее развитие происходило

сбалансировано[17]. В дальнейшем информация, которая будет собираться по показателям, станет хорошей основой для пересмотра и корректировки стратегии, а сбалансированная система показателей, в свою очередь, стимулирует компанию более внимательно относиться к стратегическому планированию[19].

В ходе применения сбалансированная система показателей превратилась в широкую управленческую систему. Поэтому многие видят в ней рамочную структуру всего процесса оперативного управления, который включает в себя ряд subprocesses[12]:

- 1) Перевод перспективных планов и стратегии в форму конкретных показателей оперативного управления;
- 2) Коммуникацию и переключение стратегии на более низкие уровни общефирменной иерархии с помощью разработанных показателей управления;
- 3) Превращение стратегии в планы, в том числе бюджетные;
- 4) Налаживание обратной связи для проверки гипотез и инициирования процессов обучения.

В рамках организационной иерархии сбалансированная система реализуется в направлении сверху вниз. Считается, что система должна начинать работать на уровне всего предприятия, а затем спускаться на уровни хозяйственных подразделений и даже отдельных сотрудников компании[12]. Дальнейшее развитие и совершенствование системы анализируется в третьей совместной работе Каплана и Нортон, опубликованной в 1996 г. И посвященной вопросам ее использования в качестве инструмента стратегического управления предприятием. Эта функция системы убедительно демонстрируется и в опубликованной вслед книге тех же авторов. Так же, как и в случае с проекциями, между целями существует причинно-следственная связь[14].

Важным условием для успешного функционирования ССП является поддержка со стороны людей, работающих в компании. Причем сотрудники должны быть осведомлены не только о стратегических целях компании, но и о том, как их деятельность помогает организации двигаться по пути реализации намеченной стратегии. Для этого очень важно привязать сбалансированную систему показателей к системе мотивации персонала[28].

Как правило, после внедрения ССП практически для каждого сотрудника вводится дополнительный компонент заработной платы, который зависит от степени достижения стратегических целей. Вознаграждение, привязанное к ССП, можно сочетать с существовавшими ранее системами выплат (сдельной и почасовой оплатой, фиксированными окладами) [28]. Система мотивации не должна ориентироваться на решение исключительно стратегических задач, в противном случае сотрудники будут

меньше внимания уделять своей оперативной деятельности. Лучше разделить компенсационный пакет на две части: одна будет связана со стратегией, а другая - с оперативными целями[15].

Сбалансированная система показателей может стать хорошей основой для делегирования полномочий. В результате внедрения ССП у сотрудников всех подразделений появляется четкое понимание своих обязанностей, выстраивается определенная схема взаимодействия между подразделениями[17]. При этом управление на основе поставленных целей дает еще одно важное преимущество: возможность менеджеру самостоятельно контролировать результаты своей деятельности. Самоконтроль оказывает более сильное влияние на мотивацию сотрудника, появляется желание сделать как можно лучше, а не просто обеспечить «необходимый минимум» [19].

Опирается такая система на определенные показатели, которые помогают отслеживать достижение долгосрочной цели и стратегии компанией. Система КРІ пришла в практику российских компаний несколько лет назад. В настоящее время не разработано единой методики оценки ключевых показателей эффективности для российских предприятий, используется комплекс зарубежных индикаторов[17].

КРІ (Key Performance Indicator) – ключевые показатели эффективности – система количественных индикаторов, отражающих результативность работы каждого сотрудника. Преимуществом системы КРІ является активная мотивация персонала и сопоставимые показатели. Эффективность – относительный показатель, который охватывает все сферы деятельности работников и выражает результаты количественно. Оптимальное число КРІ для одного сотрудника – не более пяти[24].

Ключевые показатели эффективности КРІ выделяют несколько подгрупп КРІ в связи со следующими результатами деятельности:

1. Статья затрат – количество затраченных ресурсов (в стоимостном выражении);
2. Статья производительности – процент загрузки мощностей;
3. Статья эффективности – показатели, характеризующие отношение одного показателя к другому (например, отношение выручки к затратам);
4. Статья итоги – количественное выражение результата деятельности.

Существует несколько принципов разработки системы КРІ: показатель должен быть количественно измерим, связан с результатами деятельности компании, измерение результата не должно быть затратным (по времени и по использованию ресурсов) [25].

Многие ключевые показатели эффективности связаны между собой, поэтому рекомендуется совместная работа нескольких подразделений и специалистов для

достижения лучших результатов. Также управленцы разного уровня должны координировать свои действия по отношению к сотрудникам, чтобы усилить эффективность деятельности и выполнения показателей[9].

Люди наиболее мотивированно действуют тогда, когда полагают, что их действия приведут к достижению желаемой цели. Поэтому суть любой системы мотивирования состоит в том, чтобы увязать цели предприятия и цели сотрудников таким образом, чтобы достижение личных целей было возможно только через достижение целей предприятия. Такое увязывание эффективно в том случае, если у сотрудников есть четкое понимание целей предприятия и возможность влиять на свой доход[21].

Первый вопрос, на который надо ответить компании, желающей разработать систему КРІ, это вопрос «зачем?». Ответ на этот вопрос определяет направление движения компании на рынке – из того состояния, в котором она находится сейчас, к той цели, которую компания для себя определила[10]. Цели можно формулировать так: входить в тройку лидеров на рынке йогуртов Российской Федерации; входить в первую десятку компаний на рынке связи; присутствовать на рынке терминальной связи в Москве и Санкт-Петербурге и лидировать на рынке в таких-то регионах[9]. Из формулировки цели в виде желания лидировать или занимать высокое положение на определенном рынке в определенном регионе следуют все финансовые аспекты. Понятны задачи по обороту и прибыли, динамике роста и доле затрат. Когда общая цель компании определена, ее нужно разложить на более детальные подцели, отвечая себе на вопрос: «Что надо делать, чтобы достичь главной цели?» [11].

Показатели результативности позволяют отслеживать реализацию стратегии и корректировать ее в соответствии с изменяющимися условиями, в тоже время обеспечивают основу для планирования и оценки исполнения бюджета и деятельности каждого сотрудника. Показатели могут исчисляться с различной частотой: ежедневно, ежеквартально или ежегодно[7].

Отбор показателей, как правило, проводится менеджерами компании, которые из опыта работы знают, на что именно нужно ориентироваться. Так же, для минимизации субъективного фактора, очень часто применяют различные методики с присвоением весовых коэффициентов и оценок, некоторые из них будут рассмотрены позже[9].

Слишком большое количество показателей, так же как и выбор, например, всего одного показателя, снижает возможности управления. Когда показателей много, усложняется процедура расчета. Если же вы выбрали всего один КРІ и с его помощью оцениваете эффективность деятельности, то у вас есть только два варианта: констатировать его достижение либо его не достижение[25]. При этом у вас практически

не остается возможности скорректировать процесс работы, если полученные результаты вас не устраивают[18].

Примером используемых показателей для различных проекций могут служить следующие:

Финансовые индикаторы:

1. Совокупные активы
2. Совокупные активы на сотрудника
3. Доходы к совокупным активам
4. Доходы на сотрудника
5. Доходы от новых продуктов
6. Прибыль к совокупным активам
7. Прибыль на сотрудника

Индикаторы по клиентам:

1. Количество клиентов
2. Доля рынка
3. Средний оборот на клиента
4. Среднее время, затраченное на взаимоотношения с клиентом
5. Индекс лояльности клиентов
6. индекс удовлетворенности клиентов

Индикаторы бизнес-процессов:

1. Своевременная доставка
2. Рост производительности
3. Административные расходы
4. Оборачиваемость складских запасов
5. Время подготовки производства
6. Стоимость административных ошибок
7. Прямые контакты с клиентами

Индикаторы обучения и роста:

1. Текучесть кадров
2. Время на обучение
3. Среднее время отсутствия

4. Ежегодные затраты на обучение на человека
5. Индекс удовлетворенности сотрудников

Так называемый «баланс» в концепции сбалансированной системы показателей имеет многоплановый характер, охватывая связи между финансовыми и нефинансовыми показателями, стратегическим и операционным уровнями управления, прошлыми и будущими результатами, а также между внутренними и внешними аспектами деятельности предприятия[34].

Пол Р.Н. выделяет две группы показателей, которые называет «запаздывающие» и «опережающие» показатели деятельности. Запаздывающие показатели (индикаторы) отражают последствия ранее осуществленных действий, а опережающие показатели (индикаторы) являются факторами или движущими силами результатов, отраженных в запаздывающих показателях. Например, доход от продаж, доля рынка, простой оборудования могут считаться запаздывающими показателями[38].

Фактором доходов от продаж может быть количество часов, проведенных с клиентами, фактором доли рынка может выступать знание торговой марки компании, а фактором простоев оборудования может быть показатель уровня техники безопасности, уровень организации оборудования рабочего места. Опережающие индикаторы (показатели) должны предсказывать результаты запаздывающих индикаторов[18].

Сбалансированная система показателей должна содержать комплекс показателей воздействующих факторов и комплекс показателей конечных результатов. Показатели конечных результатов без показателей воздействующих факторов деятельности не сообщают нам, как мы надеемся достичь показателей конечных результатов. И, наоборот, показатели воздействующих факторов могут отражать ключевые улучшения во всей организации, но сами по себе они не показывают, приводят ли эти улучшения к повышению клиентских и финансовых результатов[25].

KPI не имеет смысла вводить на предприятии, где система управления как таковая отсутствует, то есть успех полностью зависит от усилий собственника, который является одновременно и Генеральным Директором, и главным финансистом, и главным кадровиком (речь идет о предприятиях, находящихся на первой фазе развития). Успешность внедрения KPI не зависит от численности персонала. Важно, чтобы выполнялось другое условие – достигнута определенная зрелость бизнеса и существует адекватная учетная система[12]. Кто-то из классиков управления сказал, что мы не можем управлять тем, что не можем посчитать. KPI – это счетные показатели эффективности. Они могут быть количественными (деньги, люди, время, единицы товара, тонно-

километры и пр.), могут быть качественными (баллы, рейтинг и др.), но КРІ обязательно должны быть счетными, чтобы обеспечить объективность и сравнимость данных[20].

Разработка КРІ для нефтяных предприятий в свою очередь имеет ряд особенностей, обусловленных сложным технологическим процессом производства и разнообразной вертикально интегрированной структурой[9].

Основное направление развития нефтепереработки — модернизация и коренная реконструкция действующих нефтеперерабатывающих предприятий (НПЗ). Реконструкция и модернизация НПЗ предусматривает опережающее развитие технологических комплексов по углубленной переработке нефти и повышению качества продукции[17].

В целях приближения производства нефтепродуктов к их потребителям возможно строительство новых высокоэффективных нефтеперерабатывающих заводов средней мощности в районах концентрированного потребления нефтепродуктов, а в удаленных северных и восточных районах допустимо развитие сертифицированных малых НПЗ с полным циклом переработки нефти[23].

Целевой задачей отрасли является также обеспечение сырьем предприятий нефтехимической промышленности, стоимость продукции которой на порядок выше стоимости продукции собственно нефтепереработки.

Однако перед нефтяными компаниями стоит стратегическая задача не только повышения эффективности добычи и переработки нефти, увеличения объемов производства, повышения конкурентоспособности на мировом рынке, но и изменение концепции управления внутри самих предприятий. Это связано с самим процессом формирования в России вертикальноинтегрированных нефтяных компаний (ВИНК) — компаний, обладающих всеми стадиями производственного цикла[12].

Западные компании развивались под воздействием рыночных сил, отвечая на запросы и вызовы потребителя и регулирующих мер государства. Каждая из существующих компаний прошла через серию слияний и продаж своих дочерних структур, которые продолжают и поныне. Российские же компании были созданы одномоментно, в соответствии с президентскими и правительственными нормативными актами. В их составе объединились предприятия, десятилетиями функционировавшие в рамках различных министерств и ведомств в условиях централизованно планируемой, разобщенной в отраслевом отношении экономики[16]. При этом набор объединяемых предприятий далеко не всегда имел достаточно содержательное обоснование. Поэтому проблема их взаимодействия и превращения в единый экономический организм, одной из целей функционирования которого является получение оптимальной совокупности

прибыли, пока еще не решена. Дочерние структуры практически независимы друг от друга в том смысле, что их производственная деятельность и маркетинг не согласованы в рамках единого стратегического подхода[25].

В процессе консолидации компании должны перейти на новые схемы работы в отношениях со своими структурными подразделениями, с потребителями, партнерами и государством. При этом основополагающим принципом, закладываемым в схему работы, является принцип приоритета общекорпоративного интереса перед локальными интересами отдельных предприятий[12]. На практике это выражается в создании и внедрении общих для компании и ее дочерних структур систем планирования, бюджета, финансовой отчетности и материального стимулирования, также как и управления инвестированием, внедрением достижений научно-технического прогресса и персоналом. Усилия компании направлены на создание единой планово-бюджетной системы, которая должна обеспечить единую целевую направленность, пропорциональность и сбалансированность всех звеньев; возможность стратегического и оперативного планирования производства и сбыта, постоянный контроль выполнения плановых заданий, их корректировку в соответствии с меняющимися условиями, работу механизмов корпоративного контроля финансовых потоков использования собственных и заемных ресурсов[27].

Таким образом, ставящиеся в настоящий момент перед предприятиями отрасли задачи переориентации на инновационный путь развития, радикальной модернизации их технологической базы и внедрения новых систем управления максимально могут быть достигнуты при согласованном использовании современного аналитического инструментария[12].

Многие считают, что ключевую роль играет именно содержание стратегии, а форма представления второстепенна. Описывая стратегию в более или менее упорядоченной форме, мы повышаем вероятность ее успешной реализации. В данном случае важно не просто определить приоритеты развития, а четко сформулировать и разработать стратегию, учитывая значимость отрасли для развития страны и особенности формирования ВИНК в России, а также успешно ее реализовать. На наш взгляд, достичь указанных целей наилучшим образом возможно с помощью стратегий логистики, а именно с помощью концепции котроллинга. Контроллинг логистических систем направлен на оценку и анализ эффективности, которые проводятся на стратегическом, тактическом и операционном уровнях[25]. Для успешной реализации стратегии необходимо контролировать процесс ее разработки, внедрения и результаты. В настоящее



время существует несколько методов и инструментов контроллинга, на наш взгляд, наиболее оптимальным является построение карты сбалансированных показателей[17].

Система сбалансированных показателей (ССП) была создана для формирования надежной основы, позволяющей трансформировать стратегические цели организации в логически связанный набор показателей функционирования. Подобная система рассматривает показатели функционирования организации в четырех планах: потребительской, финансовой, внутреннего бизнеса и ин-новаций и обучения. В основе показателей, входящих в эту систему, лежат стратегические цели организации и требования обеспечения конкурентоспособности[16]. По каждому из четырех планов менеджеры выбирают ограниченное число показателей, критических с точки зрения достижения целей. Сбалансированная система показателей помогает анализировать текущее и будущее состояния, позволяющие добиваться успеха, использует внутренние и внешние критерии и включает как финансовые, так и нефинансовые показатели. Сбалансированный набор должен помочь выявлять компромиссы между показателями функционирования и не ограничиваться субоптимизацией на отдельных участках[24].

Вертикально-интегрированные нефтяные компании (ВИНК) – крупнейшие национальные корпорации, объединяющие в себе функции по поиску, разведке, добыче, переработке, транспортировке, сбыту и маркетингу нефти и нефтепродуктов. [21]

Для создания дополнительной ценности сверх суммы ценностей, создаваемых отдельными подразделениями, ВИНК должна согласовать стратегии своих операционных и сервисных подразделений, создавая синергию. Следовательно, стратегическое соответствие деятельности подразделений ВИНК – основа создания корпоративной стоимости ВИНК. В настоящее время наиболее эффективной концепцией стратегического менеджмента, обеспечивающей создание стратегического соответствия на уровне корпорации, признана сбалансированная система показателей[23].

Более детализированной является система ключевых показателей эффективности (key performance indicators, KPI), которая помогает руководителям сфокусироваться на главных, приоритетных в данном периоде направлениях деятельности[33]. Соответственно, по каждому направлению отбираются показатели, наилучшим образом характеризующие прогресс для достижения долговременных стратегических целей. Каждому показателю присвоено нормативное значение, соответствующее стратегическим целям и задачам компании[34].

Задача системы KPI заключается в том, чтобы перевести стратегию компании на язык измеримых экономических показателей и обеспечить ее претворение в жизнь.

Показатели КРІ являются индикаторами соответствия уровня текущих показателей деятельности стратегическим целям компании[17].

Важнейшее свойство сбалансированной системы показателей состоит в том, что она не предлагается в едином формате, которым следует пользоваться независимо от вида бизнеса. Различные рыночные ситуации, стратегии продуктов и конкурентная среда требуют различных систем такого рода. Фактически такая система и будет разработана, учитывая все особенности деятельности ВИНК[12]. Сбалансированная система показателей имеет сильную сторону — включение внутренней и внешней перспективы, использование финансовых и нефинансовых показателей, что является актуальным для формирования общей стратегии развития ВИНК в условиях российской экономики. ССП — это система управления с помощью показателей, а не система измерения показателей. Сбалансированная система показателей предназначается для управления инвестиционной деятельностью, т.е. развитием бизнеса. Название системы отражает то равновесие, которое сохраняется между краткосрочными и долгосрочными целями, финансовыми и нефинансовыми показателями, основными и вспомогательными параметрами, а также внешними и внутренними факторами деятельности[15]. Оперативные действия дочерних компаний ВИНК должны быть скоординированы и направлены на достижение определенных долгосрочных целей. Для этого компания должна уметь правильно идентифицировать свою стратегию и мобилизовать все ресурсы для достижения поставленных стратегических целей. Система сбалансированных показателей, являясь одним из основных современных аналитических инструментов, позволит разработать единую стратегию развития вертикально-интегрированной нефтяной компании и сформировать карту сбалансированных показателей[20].

. В статье Тасмухановой А.Е., Кулембетовой А.Р., и Мусиной Д.Р. «Стратегический контроллинг с применением системы сбалансированных показателей в нефтяных компаниях» приводится список производственных показателей (Приложение А), которые относятся к разделам бизнес процессов и производства в системе сбалансированных показателей, разделенных на сегменты нефтяной компании[32]. На основе приведенной таблицы в дальнейшем можно произвести выборку основных КРІ, которые будут использоваться для достижения цели и стратегии. Использование данных показателей поможет менеджерам предприятий сфокусироваться на стратегическом видении организации и реализовать цели на операционном уровне.

## **Глава 2. Нейросетевой анализ и его применение в современном бухгалтерском и управленческом учете**

### **2.1 История создания искусственных нейронных сетей**

Нейросети, которые являются основой искусственного интеллекта, имеют очень длинную историю, которую по своей длительности можно сравнить с историей всего человечества, в силу того, что люди испокон веков задавались вопросом – каким образом осуществляется процесс мышления? Такую важность данной теме придавало то, что только процесс мышления служил инструментом для изучения окружающих процессов и воздействием на них. В дальнейшем исследовании необходимо рассмотреть эволюцию тех наук, которые внесли вклад в развитие искусственного интеллекта[14]. Философия была первой наукой, которая начала исследовать процессы мышления. Главные вопросы, которыми задавались ученые философы древности это: можно ли с помощью формальных условностей вывести верные заключения, каким образом такая совершенная вещь, как мысль, появляется в таком объекте, как мозг, какие предпосылки у происхождения мысли[1]. Положения, которые отвечают за рациональную часть мысли, были выведены Аристотелем, который жил в 384 - 322 годы до н.э. Данный ученый создал неформализованную систему силлогизмов, используемую для проведения корректных умозаключений. Уже в следующем тысячелетии Раймунд Луллий создал концепцию о том, что верные выводы можно в действительности получать с помощью некой механической машины. Томас Гоббс сравнивал образ мышления с процессом числовых расчетов, отмечая, что «в наших неслышимых мыслях мы поневоле складываем и вычитаем» [3].

Впервые опубликованы были результаты исследования дифференцирования разума и материи Рене Декартом (1596-1650), а также трудности, которые при этом появляются. Если исходить из представления, что мыслями управляет разум физически, то появляется неопределенность с установкой источника знаний. Появилась такая наука, как эмпиризм, автором которой был Фрэнсис Бекон (1561-1626), автор Нового Органона, можно охарактеризовать высказыванием Джона Локка (1632 - 1704): «В человеческом понимании нет ничего, что не проявлялось бы прежде всего в ощущениях». Дэвид Юм (1711 - 1776) в своей книге *A Treatise of Human Nature* (Трактат о человеческой природе) изложил методiku, распространённую в данный момент, как принцип индукции. Ссылая на труды Людвиг Виттгенштейна (1889 - 1951) и Бертрана Рассела (1872 - 1970), повсеместно известный Венский кружок, под руководством Рудольфа Карнапа (1891-1970), изобрел методiku логического позитивизма[8]. Как утверждается в этой методике,

все знания можно описать при помощи логических теорий, связанных в конечном итоге с констатирующими предложениями, которые соответствуют входным сенсорным данным.

В работе подтверждения Рудольфа Карнапа и Карла Хемпеля (1905 - 1997) делается попытка осознать, каким образом познание может быть приобретено из опыта. В книге Карнапа *The Logical Structure of the World* явно описывается заданная логическая процедура, как получить знания из простых опытов. Данная теория считается первой, как теория о вычислительных процессах мышления[5]. Философия ответила на наиболее важные вопросы в мышлении и сформировала теории, но для их формализации необходимо было использовать другую науку- математику. На протяжении многих десятков лет исследования в двух науках проводились совместно, обогащая и дополняя друг друга. Для создания первого искусственного интеллекта наиболее важным оказалось развитие таких наук, как математика, теория вероятности[14]. Ключевыми областями для изучения были:

1. Формальные правила создания логичных заключений;
2. Установление границ вычислимости;
3. Проведение логических рассуждений с использованием недостоверной информации.

Несмотря на то, что идеи формальной логики впервые появились еще у философов древней Греции, ее создателем по факту является Джордж Буль (1815 - 1864), который предельно точно создал логику высказываний, которую назвали булевой алгеброй в его честь. В 1879 году Готтлоб Фреге (1848 - 1925) дополнил теорию созданную Булем, разработав теорию логики первого порядка, которая в современном мире используется как основа логики фундаментальных знаний[3]. Теорию ссылок впервые создал Альфред Тарский (1902 - 1983) и впервые ввел эту теорию в научное сообщество, которая демонстрирует, каким образом связать объекты логического мира с миром физическим. В 1931 году Гёдель доказал, что на самом деле существуют реальные границы вычислимости. Алан Тьюринг (1912 - 1954) вел исследования, в которых пытался точно охарактеризовать, какие функции имеют возможность быть вычисленными. Гипотеза сформулирована в тезисе Чёрча-Тьюринга, которая сообщает, что машина Тьюринга имеет возможность решить любую функцию, которая может быть вычислена. Помимо логики и теории вычислений, последний вклад в создание искусственного интеллекта оказала разработка теория вероятности[4]. Идея данной теории впервые была выдвинута математиком итальянского происхождения Джероламо Кардано (1501 - 1576), как результат события не с одним результатом, который возникает в азартных играх. Пьер

Ферма (1601 - 1665), Блез Паскаль (1623-1662), Джеймс Бернулли (1654-1705), Пьер Лаплас (1749 - 1827) и другие ученые сделали огромный вклад в эту науку и дополнили ее применением различных статистических методик[8]. Правило обновления вероятностей с учетом новых факторов впервые предложил Томас Байес (1702 - 1761). Правило Байеса и созданное на его основании новое научное направление, которое называют байесовским анализом, используются как основание в большинстве теорий, используемых в теории вероятности и создания искусственного интеллекта. Данные успехи в области математики, теории вычислений, теории вероятности, математики и философии положили начало созданию первых вычислительных устройств[3]. Первый калькулятор, работающий механически, впервые в 1500 году создал Леонардо да Винчи (1452 – 1519). Вычислительная машина, которая была создана первой, появилась в 1623 году благодаря трудам немецкого ученого Вильгельма Шиккарда (1592 - 1635). В 1642 году Блез Паскаль (1623 - 1662) создал устройство, названное им Паскалина. Готтфрид Вильгельм Лейбниц (1646 - 1716) создал механическую машину, впервые предназначенную для анализа понятий, а не чисел[2].

Хоть исследование сути мышления существовало достаточно долго, за все это время ученым не удалось сделать достаточный вклад в развитие искусственного интеллекта. Это происходило в основном потому, что методика исследования ученых, позволившая получить внушительные результаты в естественных науках, оказалась не эффективна при исследовании размышлений человека[47]. Первый крупный научный прорыв в этой области произошел в 20 веке. Прежде всего, он связан со следующими факторами:

1. Достижениями в области нейрофизиологии, нейроанатомии и психологии;
2. Слияния достижения различных наук в одну, их объединяющую- искусственный интеллект.

В середине предыдущего века ученые в областях нейробиологии и нейроанатомии установили, что мозг является соединением огромного количества нейронов. Понимание принципов работы нейронных связей поспособствовало ученым создать математические модели, которые, в последствии и послужили теоретической основой для создания искусственных нейросетей[37]. Первые из них были апробированы на электронных схемах. Чуть позднее, после создания первых компьютеров они стали разрабатываться в виде отдельных программ. Поскольку в искусственном интеллекте систематизируются и анализируются модели по принципу мозга, нейронные сети стали широко использоваться во всех областях науки за счет своей гибкости. Для того, чтобы оценить качество

интеллектуализации, Аланом Тьюрингом был создан специальный метод проверки, который брал за основную концепцию то, что метод принятия решения объектом, обладающим искусственным интеллектом, по итогу нельзя будет отличить от метода принятия решений реальным человеком[42].

Искусственные нейронные сети (ИНС) – математическая модель, а в то же время ее программная, либо аппаратная реализация, созданная по принципу работы биологических нейронных сетей – сетей мозга живого мозга[5].

Появление современных нейросетей можно разбить на несколько этапов. Первый этап, это открытия в области создания нейроинтеллекта[3]:

- 1) В 1943 г. публикуется работа У. Маккалока и У. Питтса в которой содержится материал о нервной активности, в которой создается определение нейросети и описывается ее модель на примере электронных схем;
- 2) В 1948 г. Норберт Винер создается работа по кибернетике;
- 3) В 1949 г. Д. Хебб создает первый метод обучения нейросети;
- 4) В 1958 г. Джон фон Нейман разрабатывает концепцию создания нейросети на основе вакуумных трубок;
- 5) В 1958 г. Ф. Розенблатт разрабатывает концепцию однослойного персептрона.

Второй этап характеризуется пессимизмом в научных кругах, занятых созданием нейронной сети. Причины этого заключались в следующем:

- 1) Нейронные сети не могли найти решение задачам, которые внешне похожи на те, которые они уже решали.
- 2) Однослойный персептрон по своей природе не способен решать многие формальные задачи, например логическая функция «исключающее ИЛИ».
- 3) В 1969 году всемирно известный ученый М. Минский выводит теоретическое доказательство ограниченности однослойного персептрона.

Третий этап характеризуется оптимизмом. Во многом этому поспособствовали такие ученые, как Кохонен, Гроссберг, Андерсон. За счет их научных открытий создается теоретическая основа, которая воплотила в жизнь конструирование очень сложных нейронных сетей[8]. Несмотря на это, все еще оставалась проблема в их обучении. П. Вербосом в 1974 году разработан метод обратного распространения ошибки. Данный метод позволил преодолеть ограничения, которые в своей работе описывает Минский. Основная сложность данного метода заключалась в очень долгом процессе обучения, в некоторых случаях нейросеть не удавалось обучить совсем[8]. Это возможно в следствие

двух причин: паралич сети и попадание в локальный минимум. 1975 г. - Фукусима представляет Когнитрон – самоорганизующаяся сеть для распознавания образов. 1980 г. - в попытках улучшить когнитрон Фукусимой была разработана мощная парадигма, названная неокогнитрон. 1982 г. - Дж. Хопфилд разработал нейронную сеть с обратными связями. Хотя сеть имела очень много ограничений, это позволило в дальнейшем создать рекуррентную нейронную сеть, способную запоминать последовательности и распознавать образы. 1982 г. - Кохоненом создаются сети для которых не требуется «учитель», то есть сеть обучается в процессе работы. 1987 г. - Роберт Хехт-Нильсон, создал нейросети встречного распространения (СВР). Данная сеть способна намного быстрее обучаться по сравнению с обычной[8]. Следующей проблемой оказалась проблема пластичности, или иначе, изменение образов в нейросети влияло на последующие результаты. В 1987 г. - Гроссберг представил адаптивную резонансную теорию и нейросети работающие на ее основе. Сети адаптивной резонансной теории имеют возможность удерживать пластичность, которая так необходима для изучения ранее неизвесных образов и, вместе с этим, предотвращают изменение ранее обученных образов. В начале двадцать первого века проблема падения в локальный минимум была решена. В 2007 г. Джеффри Хинтоном создан алгоритм глубокого обучения нейронной сети[1]. Системы, которые существуют в наше время рационально классифицировать по приведенным ниже параметрам:

- 1) Классическая система управления, построенная на основе теории автоматического управления с различными математическими методами обработки данных.
- 2) Система управления, построенная на основе нечеткой логики и экспертных систем.
- 3) Системы управления на основе генетических алгоритмов и искусственных нейронных сетей.

Достоинствами метода управления нейронными сетями являются:

- 1) Отсутствие ограничений в линейности системы.
- 2) Способность в условиях шумов выборки.
- 3) После успешного обучения сохраняется работоспособность в режиме реального времени.
- 4) Нейронные сети управления более адаптивны к современным условиям.

Однако даже при правильном обучении нейронные сети могут давать крайне неточные результаты. В соответствии с этим, для решения особо важных задач, нейросети следует дублировать другими системами и методами. Исходя из этого дальнейшее

развитие данной тематики лежит в эффективном сочетании традиционных систем управления с нейронными сетями[4].

Таким образом, можно подвести итог, что создание нейронных сетей имеет более длительную историю, чем это кажется на первый взгляд. Еще до нашей эры учеными философами были заложены концепции, которые в дальнейшем послужили основой для создания того, что в современном мире все больше является неотъемлемой частью многих исследований, программ управления, компьютерных и телефонных приложений. На пути создания такого сложного инструмента анализа, как нейросеть возникало много технических и логических ограничений, но люди всегда сохраняли тягу к созданию современных инструментов функционирования, что в итоге привело их к успеху. На данный момент многие крупные компании, которые занимаются разработками в сфере информационных исследований, имеют в своем штате команду программистов, занятых нейросетевым программированием и машинным обучением. Так же можно сказать, что несмотря на то, что нейросети сейчас способны справляться практически с любой задачей, все же они еще не совершенны и требуют дублирования другими, более проверенными и традиционными системами функционирования.

## **2.2. Классификации нейронных сетей, их архитектуры и принципов работы**

При решении задач с использованием нейронной сети подбирают стандартную конфигурацию нейросети, но с учетом сложности и особенности задачи подбор существующих конфигураций может быть проблематичен. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных типов нейросети, приходится решать сложную проблему синтеза новой конфигурации. Для определения структуры модели нейронной сети необходимо решить несколько задач:

1. Построить классификацию нейронных сетей;
2. Провести анализ существующих нейронных сетей;
3. Разработать основные критерии отбора нейронных сетей для построения модели;
4. Определить основные характеристики для определения качества модели на основе нейронной сети.

Основной характеристикой нейронной сети является модель сети. Охарактеризовать нейронные сети можно по видам нейронов используемых в сети, структуры модели сети, способам обучения сети, задачам которые решает сеть[47]. Рассматривая задачи решаемые нейронными сетями можно выделить широкий круг задач обработки и анализа данных – распознавание и классификация образов, прогнозирование,



управление, кластерный анализ, аппроксимация, нейросетевое сжатие данных, ассоциативную память и т.д. По структуре связей нейронные сети можно разделить на[1]:

1. Полносвязанные нейронные сети, в которых каждый нейрон передает свой выходной сигнал остальным нейронам, в том числе и самому себе. Все входные сигналы подаются всем нейронам. Выходными сигналами сети могут быть все или некоторые выходные сигналы нейронов после нескольких тактов функционирования сети.
2. Неполносвязные нейронные сети (описываемые неполносвязным ориентированным графом и обычно называемые перцептронами), подразделяются на однослойные (простейшие перцептроны) и многослойные, с прямыми, перекрестными и обратными связями.

В нейронных сетях с прямыми связями нейроны  $j$ -ого слоя по входам могут соединяться только с нейронами нижележащих слоев. В нейронных сетях с перекрестными связями допускаются связи внутри одного слоя[1].

В свою очередь, среди многослойных нейронных сетей выделяют следующие типы[3]:

1. Монотонные. Это частный случай слоистых сетей с дополнительными условиями на связи и нейроны. Каждый слой кроме последнего (выходного) разбит на два блока: возбуждающий и тормозящий. Связи между блоками тоже разделяются на тормозящие и возбуждающие. Если от нейронов блока А к нейронам блока В ведут только возбуждающие связи, то это означает, что любой выходной сигнал блока является монотонной неубывающей функцией любого выходного сигнала блока А. Если же эти связи только тормозящие, то любой выходной сигнал блока В является невозрастающей функцией любого выходного сигнала блока А. Для нейронов монотонных сетей необходима монотонная зависимость выходного сигнала нейрона от параметров входных сигналов.
2. Сети без обратных связей. В таких сетях нейроны входного слоя получают входные сигналы, преобразуют их и передают нейронам первого скрытого слоя, и так далее вплоть до выходного, который выдает сигналы для интерпретатора и пользователя. Если не оговорено противное, то каждый выходной сигнал  $q$ -го слоя подается на вход всех нейронов  $(q+1)$ -го слоя; однако возможен вариант соединения  $q$ -го слоя с произвольным  $(q+r)$ -м слоем.

3. Сети с обратными связями. В сетях с обратными связями информация с последующих слоев передается на предыдущие. Среди них, в свою очередь, выделяют следующие:

- 1) Слоисто-циклические, отличающиеся тем, что слои замкнуты в кольцо: последний слой передает свои выходные сигналы первому; все слои равноправны и могут как получать входные сигналы, так и выдавать выходные;
- 2) Слоисто-полносвязанные состоят из слоев, каждый из которых представляет собой полносвязную сеть, а сигналы передаются как от слоя к слою, так и внутри слоя; в каждом слое цикл работы распадается на три части: прием сигналов с предыдущего слоя, обмен сигналами внутри слоя, выработка выходного сигнала и передача к последующему слою;
- 3) Полносвязанно-слоистые, по своей структуре аналогичные слоисто-полносвязанным, но функционирующим по-другому: в них не разделяются фазы обмена внутри слоя и передачи следующему, на каждом такте нейроны всех слоев принимают сигналы от нейронов как своего слоя, так и последующих.

Известные нейронные сети можно разделить по типам структур нейронов на:

1. Гомогенные (однородные);
2. Гетерогенные.

Гомогенные сети состоят из нейронов одного типа с единой функцией активации, а в гетерогенную сеть входят нейроны с различными функциями активации. Активационная функция нейрона определяет нелинейное преобразование осуществляемое нейроном. Существует множество активационных функций[5]. Самые распространенные из них:

1. Линейная передаточная функция
2. Пороговая передаточная функция.
3. Сигмоидальная передаточная функция (логистическая функция, гиперболический тангенс и др.).
4. Радиально-базисная функция передачи
5. Другие функции передачи.

При линейной передаточной функция сигнал на выходе нейрона линейно связан со взвешенной суммой сигналов на его входе[8].

$$f(x) = tx, \quad (1)$$

где  $t$  - параметр функции.

В искусственных нейронных сетях со слоистой структурой нейроны с передаточными функциями такого типа, как правило, составляют входной слой. Кроме простой линейной функции могут быть использованы её модификации. Например, полулинейная функция (если её аргумент меньше нуля, то она равна нулю, а в остальных случаях, ведет себя как линейная) или шаговая (линейная функция с насыщением), которую можно выразить формулой[60]:

$$f(x) = \begin{cases} 0, & \text{если } x \leq 0 \\ 1, & \text{если } x \geq 0 \\ x, & \text{в остальных случаях} \end{cases} \quad (2)$$

Пороговая передаточная функция (Функция Хевисайда) представляет собой перепад. До тех пор пока взвешенный сигнал на входе нейрона не достигает некоторого уровня  $T$  — сигнал на выходе равен нулю. Как только сигнал на входе нейрона превышает указанный уровень — выходной сигнал скачкообразно изменяется на единицу. Математическая запись этой функции выглядит так[54]:

$$f(x) = \begin{cases} 1, & \text{если } x \geq T \\ 0, & \text{в остальных случаях} \end{cases} \quad (3)$$

Здесь  $T = w_0 x_0$  — сдвиг функции активации относительно горизонтальной оси, соответственно под  $x$  следует понимать взвешенную сумму сигналов на входах нейрона без учёта этого слагаемого. Ввиду того, что данная функция не является дифференцируемой на всей оси абсцисс, её нельзя использовать в сетях, обучающихся по алгоритму обратного распространения ошибки и другим алгоритмам, требующим дифференцируемости передаточной функции[54].

Сигмоидальная передаточная функция - один из самых часто используемых, на данный момент, типов передаточных функций. Введение функций сигмоидального типа было обусловлено ограниченностью нейронных сетей с пороговой функцией активации нейронов — при такой функции активации любой из выходов сети равен либо нулю, либо единице, что ограничивает использование сетей не в задачах классификации. Использование сигмоидальных функций позволило перейти от бинарных выходов нейрона к аналоговым. Функции передачи такого типа, как правило, присущи нейронам, находящимся во внутренних слоях нейронной сети. Логистическую функцию математически можно выразить как:

$$\sigma(x) = \frac{1}{(1 + \exp(-tx))} \quad (4)$$

Здесь  $t$  — это параметр функции, определяющий её крутизну. Когда  $t$  стремится к бесконечности, функция вырождается в пороговую. При  $t=0$  сигмоида вырождается в постоянную функцию со значением 0,5. Область значений данной функции находится в интервале  $(0,1)$ . Важным достоинством этой функции является простота её производной:

$$\frac{d\sigma(x)}{dx} = tf(x)(1 - f(x)) \quad (5)$$

То, что производная этой функции может быть выражена через её значение облегчает использование этой функции при обучении сети по алгоритму обратного распространения. Особенностью нейронов с такой передаточной характеристикой является то, что они усиливают сильные сигналы существенно меньше, чем слабые, поскольку области сильных сигналов соответствуют пологим участкам характеристики. Это позволяет предотвратить насыщение от больших сигналов[52].

Использование функции гиперболического тангенса, который выражается формулой:

$$th(Ax) = \frac{\exp(Ax) - \exp(-Ax)}{\exp(Ax) + \exp(-Ax)} \quad (6)$$

Отличается от рассмотренной выше логистической кривой тем, что его область значений лежит в интервале  $(-1;1)$ . Т.к. верно соотношение, то оба графика отличаются лишь масштабом осей. Производная гиперболического тангенса, разумеется, тоже выражается квадратичной функцией значения; свойство противостоять насыщению имеет место точно также[56].

Радиально-базисная функция передачи принимает в качестве аргумента расстояние между входным вектором и некоторым наперед заданным центром активационной функции. Значение этой функции тем выше, чем ближе входной вектор к центру. Сети с нейронами, использующими такие функции, называются RBF-сетями[58].

В реальных сетях активационная функция нейронов может отражать распределение вероятности какой-либо случайной величины, либо обозначать какие-либо эвристические зависимости между величинами[51].

Перечисленные выше функции составляют лишь часть от множества передаточных функций, используемых на данный момент. В число других передаточных функций входят такие как: экспонента; тригонометрический синус; модульная; квадратичная. Еще одна классификация делит нейронные сети на[14]:

1. Синхронные;
2. Асинхронные.

В первом случае в каждый момент времени лишь один нейрон меняет свое состояние, во втором – состояние меняется сразу у целой группы нейронов, как правило, у всего слоя. Алгоритмически ход времени в нейронных сетях задается итерационным выполнением однотипных действий над нейронами.

При классификации по характеру настройки синапсов можно выделить сети с фиксированными связями (весовые коэффициенты нейронной сети выбираются сразу, исходя из условий задачи, при этом:  $\frac{dW}{dt} = 0$ , где  $W$  — весовые коэффициенты сети) и сети с динамическими связями (для них в процессе обучения происходит настройка синаптических связей, то есть  $\frac{dW}{dt} \neq 0$ , где  $W$  — весовые коэффициенты сети) [50].

По организации обучения разделяют обучение нейронных сетей:

1. С учителем (supervised neural networks);
2. без учителя (nonsupervised);
3. смешанное обучение.

При обучении с учителем предполагается, что есть внешняя среда, которая предоставляет обучающие примеры (значения входов и соответствующие им значения выходов) на этапе обучения или оценивает правильность функционирования нейронной сети и в соответствии со своими критериями меняет состояние нейронной сети или поощряет (наказывает) нейронную сеть, запуская тем самым механизм изменения ее состояния. [59]

Определяют так же различные алгоритмы обучения: по входам по выходам. При обучении по входам обучающий пример представляет собой только вектор входных сигналов, а при обучении по выходам в него входит и вектор выходных сигналов, соответствующий входному вектору. По способу предъявления примеров различают: предъявление одиночных примеров и предъявление "страницы" примеров. В первом случае изменение состояния нейронной сети (обучение) происходит после предъявления каждого примера. Во втором – после предъявления "страницы" (множества) примеров на основе анализа сразу их всех[57].

Теперь, когда даны примеры возможных классификаций нейронных сетей, рассмотрим более детально их архитектуру, на примере наиболее распространённых.

Итак, рассмотрим действие персептрона на простом примере. На рисунке приведён один из простейших вариантов исполнения персептрона, предназначенного для классификации чисел на чётные и нечётные. Представим себе матрицу из 12 фотоэлементов, расположенных в виде четырёх горизонтальных рядов по три

фотоэлемента в каждом ряду. На матрицу фотоэлементов накладывается карточка с изображением цифры, например «4», как показано в приложении Б. Если на какой-либо фотоэлемент попадает фрагмент цифры, то этот фотоэлемент вырабатывает сигнал в виде единицы, в противном случае – ноль[37]. На рисунке первый фотоэлемент выдает сигнал  $x_1=0$ , второй фотоэлемент –  $x_2=1$  и т.д.

Согласно формулам:

$$S = \sum_{j=1}^J w_j x_j, \quad (7)$$

$$y = \begin{cases} 1, & \text{если } S \geq \theta \\ 0, & \text{если } S < \theta \end{cases} \quad (8)$$

Математический нейрон выполняет суммирование входных сигналов  $x_j$ , помноженных на синаптические веса  $w_j$ , после чего результат суммирования сравнивается с порогом чувствительности  $\theta$  и вырабатывается выходной сигнал  $y$ [4].

Первоначальные значения синаптических весов  $w_j$  и порога чувствительности  $\theta$  Розенблатт задавал датчиком случайных чисел, поэтому на выходе персептрона случайным образом вырабатывался сигнал: либо 0, либо 1[3].

Задача состояла в следующем. Требовалось подобрать значения синаптических весов  $w_j$  такими, чтобы выходной сигнал  $y$  принимал значение единица, если на карточке было изображено чётное число, и ноль, если число было нечётным[8].

Эту задачу Розенблатт решил путём поочередного накладывания на фотоэлементы карточек и обучения персептрона, заключающегося в корректировке синаптических весов  $w_j$ . Если, например, на вход персептрона предъявлялась карточка с цифрой «4» и выходной сигнал  $y$  случайно оказывался равным единице, означающей чётность, то корректировать синаптические веса было не нужно, так как реакция персептрона правильна. А если выходной сигнал оказался равным нулю, что неправильно, то следовало увеличить (поощрить) веса тех активных входов, которые способствовали возбуждению нейрона. В данном случае увеличению подлежали  $w_2$ ,  $w_{11}$  и др[45].

Следуя этой идее, можно сформулировать итерационный алгоритм корректировки синаптических весов, обеспечивающий обучение персептрона в нужном направлении[49]:

1. Датчиком случайных чисел всем синаптическим весам  $w_j$  ( $j=1, \dots, 12$ ) и порогу чувствительности нейрона  $\theta$  присвоить некоторые малые случайные значения.
2. Предъявить персептрону какую-либо цифру. Системой фотоэлементов вырабатывается входной вектор  $x_j$  ( $j=1, \dots, 12$ ).

3. Нейрон выполняет взвешенное суммирование входных сигналов  $S = \sum_{j=1}^{12} w_j x_j$  и вырабатывает выходной сигнал  $y=1$ , если  $S \geq \theta$ , или  $y=0$ , если  $S < \theta$ .
4. Если выходной сигнал правильный, то перейти на шаг 2.
5. Если выходной сигнал неправильный и равен нулю, то увеличить веса активных входов, добавить каждому  $j$ -му синаптическому весу величину  $j$ -го входного сигнала:

$$w_j(t+1) = w_j(t) + x_j \quad (9)$$

Тогда, если вход был неактивен, т.е.  $x_j=0$ , то  $j$ -й синаптический вес не изменится. Если же вход был активен, т.е.  $x_j=1$ , то  $j$ -й синаптический вес будет увеличен на 1.

Здесь и далее буква  $t$  означает номер итерации, которые в искусственном интеллекте называют эпохами;  $w_j(t+1)$  – новое значение (на новой эпохе)  $j$ -го синаптического веса;  $w_j(t)$  – его старое значение (на предыдущей эпохе) [14].

6. Если выходной сигнал неправильный и равен единице, то уменьшить веса активных входов, например с помощью формулы (8)
7. Перейти на шаг 2 или завершить процесс обучения.

В приведённом здесь алгоритме шаг 5 называют первым правилом Хебба, а шаг 6 – вторым правилом Хебба в честь канадского учёного-физиолога Д.О. Хебба, предложившего этот алгоритм в 1949 году. Отметим, что правила Хебба удивительным образом напоминают процесс обучения ребёнка или школьника методом «поощрения-наказания» (или дрессировки животного методом «кнута и пряника») [48]. Как и в случаях с ребёнком, обучаемом этим методом, алгоритм обучения персептрона за конечное число попыток (их называют итерациями или эпохами) может привести к цели – персептрон в конце концов усвоит необходимые знания, закодирует их в виде конкретных значений матрицы сил синаптических связей  $w_j$  и, таким образом, научится различать чётные и нечётные числа[49].

Естественно возникает вопрос, всегда ли алгоритм обучения персептрона приводит к желаемому результату. Ответ на этот вопрос дает теорема сходимости персептрона.

Если существует множество значений весов, которые обеспечивают конкретное различение образов, то в конечном итоге алгоритм обучения персептрона приводит либо к этому множеству, либо к эквивалентному ему множеству, такому, что данное различение образов будет достигнуто[43].

В настоящее время считается, что по числу выполненных доказательств теорема сходимости персептрона занимает первое место в мире. Ранее самой доказанной в мире теоремой считалась теорема Пифагора[13].

Алгоритм обучения персептрона можно представить в более общей форме. Если за  $d$  обозначить требуемый выходной сигнал (от слов *desire response*, что в переводе с английского означает «желаемый отклик»), то на каждой эпохе обучения можно рассчитывать разницу между требуемым ответом персептрона  $d$  и реальным значением  $y$ , вычисляемым на его выходе:

$$\varepsilon = d - y \quad (10)$$

Тогда:

- случай  $\varepsilon=0$  соответствует шагу 4,а;
- случай  $\varepsilon>0$  соответствует шагу 4,б;
- случай  $\varepsilon<0$  соответствует шагу 4,в.

Идея алгоритма обучения персептрона с помощью правил Хебба сохранится, если итерационный процесс корректировки весов вести по формулам:

$$w_j(t + 1) = w_j(t) - \Delta w_j \quad (11)$$

$$\Delta w_j = \varepsilon x_j \quad (12)$$

где  $w_j(t)$  и  $w_j(t+1)$  – старое и новое значения весовых коэффициентов персептрона,  $j$  – номер входного сигнала[52].

Кроме того, можно получить аналогичную итерационную формулу для подстройки нейронного смещения  $b$ , если учесть, что его можно интерпретировать как вес  $w_0$  дополнительного входа  $x_0$ , значение которого всегда равно 1:

$$w_0(t + 1) = w_0(t) - \Delta w_0 \quad (13)$$

$$\Delta w_0 = \varepsilon \quad (14)$$

В итерационные формулы полезно ввести коэффициент скорости обучения  $\eta$ , с помощью которого можно управлять величиной коррекции синаптических весов и нейронного смещения:

$$\Delta w_j = \eta \varepsilon x_j \quad (15)$$

$$\Delta w_0 = \eta \varepsilon \quad (16)$$

При слишком больших значениях коэффициента  $\eta$  обычно теряется устойчивость процесса обучения, тогда как при слишком малых – повышаются временные затраты. На практике коэффициент скорости обучения  $\eta$  обычно задают в пределах от 0,05 до 1[54].



Алгоритм обучения персептрона с использованием этих формул известен под названием дельта-правила[51].

Дальнейшее развитие идеи персептрона и алгоритмов обучения связано с усложнением его структуры и развитием функциональных свойств. На рисунке 1 представлена схема персептрона, предназначенного для распознавания букв русского алфавита. В отличие от предыдущей схемы, такой персептрон имеет 33 выходных нейрона: каждой букве алфавита соответствует свой выходной нейрон. Полагается, что сигнал первого выходного нейрона  $y_1$  должен быть равен единице, если персептрону предъявлена буква «А», и нулю для всех остальных букв. Выход второго нейрона  $y_2$  должен быть равен единице, если персептрону предъявлена буква «Б», и нулю во всех остальных случаях. И так далее до буквы «Я» [47].

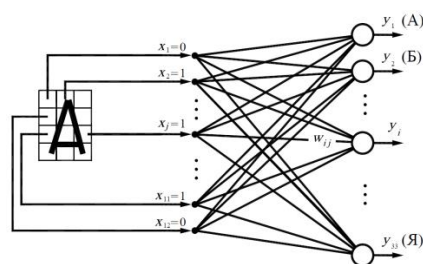


Рисунок 1. - Схема персептрона, предназначенного для распознавания букв русского алфавита.

Алгоритм обучения данного персептрона выглядит следующим образом:

1. Датчиком случайных чисел всем весовым коэффициентам  $w_{ij}$  и нейронным смещениям  $w_{i0}$  ( $i=1, \dots, 33$ ,  $j=1, \dots, 12$ ) присваиваются некоторые малые случайные значения.
2. Персептрону предъявляется какая-либо буква алфавита, системой фотоэлементов вырабатывается входной вектор  $x_j$  ( $j=1, \dots, 12$ ). Сигналы дополнительных нейронных входов присваиваются единичными:  $x_0=1$ .
3. Каждый нейрон выполняет взвешенное суммирование входных сигналов и вырабатывает выходной сигнал  $y_i=1$ , если  $S_i \geq 0$ ;  $y_i=0$  если  $S_i < 0$ .
4. Для каждого нейрона вычисляется его ошибка по формуле:

$$\varepsilon_i = d_i - y_i \quad (17)$$

где  $d_i$  – вектор правильных (желаемых) ответов персептрона, например, для буквы «А»  $d_1=1$ ,  $d_2=0, \dots, d_{33}=0$  и т.д.

5. Производится корректировка весовых коэффициентов и нейронных смещений:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij}, \Delta w_{ij} = \eta \varepsilon_i x_j \quad (18)$$

где  $t$  – номер итерации (эпохи).

6. Повторение шагов 2 – 5 необходимое количество раз.

Дальнейшее развитие идеи персептрона было связано с попытками расширить круг его применения и усовершенствовать алгоритм обучения. Существенное развитие персептрона было сделано американскими учёными Уидроу и Хоффом, которые вместо ступенчатой активационной функции ввели непрерывную нелинейную функцию активации[8]:

$$y = \frac{1}{1+e^{-s}} \quad (19)$$

Эту функцию назвали сигмоидой из-за того, что её графическое изображение напоминает латинскую букву «S» (Рисунок 2). Другое название сигмоиды – логистическая функция[4].

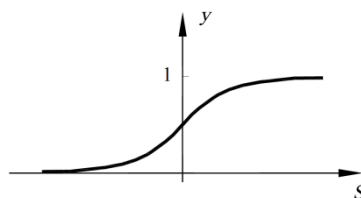


Рисунок 2. – Сигмоидная функция активации нейронной сети

Подобно обычной пороговой функции активации, сигмоида отображает точки области определения  $(-\infty, +\infty)$  в значения из интервала  $(0, +1)$ . Практически сигмоида обеспечивает непрерывную аппроксимацию классической пороговой функции.

Для сигмоиды приняли обозначение  $y=f\sigma(S)$ . Персептроны с сигмоидными активационными функциями с одним выходом называли адалайн, с несколькими выходами – мадалайн (от английских слов ADaptive LInear NEuron и Many ADALINE) [2].

Появление персептронов с непрерывными активационными функциями обусловило появление новых подходов к их обучению. Уидроу и Хофф предложили минимизировать квадратичную ошибку, определяемую формулой:

$$\varepsilon = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^l (d_i - y_i)^2 \quad (20)$$

где  $d_i$  – требуемый (желаемый) выход  $i$ -го нейрона, а  $y_i$  – тот, который получился в результате вычислений персептрона[3].

Рассмотрим алгоритм коррекции весовых коэффициентов персептрона, имеющего  $J$  входов и  $I$  выходов (Рисунок 3).

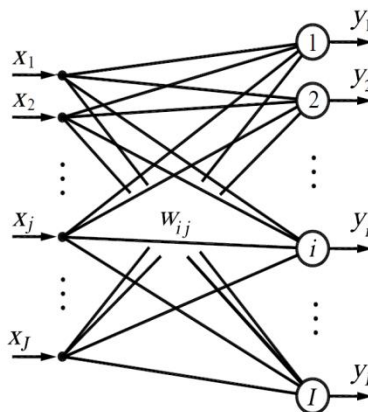


Рисунок 3. - Распределение весовых коэффициентов персептрона с сигмоидной функцией активации

Квадратичная ошибка обучения персептрона  $\varepsilon$  зависит от того, какими являются весовые коэффициенты  $w_{ij}$ . Другими словами  $\varepsilon$  является функцией от весовых коэффициентов  $w_{ij}$ :  $\varepsilon = \varepsilon(w_{ij})$ . Обычно изучаются функции только от одного аргумента:  $y = y(x)$ , которые на координатной плоскости  $x, y$  изображаются, как известно, в виде кривых линий. Если функция  $z$  зависит от двух аргументов:  $z = z(x, y)$ , то она изображается в трёхмерной системе координат  $x, y, z$  в виде поверхности[37]. Функция-ошибка персептрона  $\varepsilon = \varepsilon(w_{ij})$  зависит от большого количества аргументов  $w_{ij}$ , поэтому для её графического представления требуется многомерная система координат, которую в нашем трёхмерном мире сложно себе представить. В этой многомерной системе координат функция  $\varepsilon = \varepsilon(w_{ij})$  изображается в виде многомерной поверхности, называемой гиперповерхностью[4].

Чтобы хоть как-то представить себе гиперповерхность, предположим, что все аргументы  $w_{ij}$  имеют постоянные значения за исключением двух, например  $w_{11}$  и  $w_{12}$ , которые являются переменными. Тогда в трёхмерной системе координат  $w_{11}, w_{12}, \varepsilon$  гиперповерхность будет иметь вид фигуры, напоминающей параболоид, которую назовём псевдопараболоидом (Рисунок 4). Процесс обучения персептрона теперь можно представить как отыскание такого сочетания весовых коэффициентов  $w_{ij}$ , которому соответствует самая нижняя точка гиперпсевдопараболоида. Задачи подобного рода

называются оптимизационными. Говорят, что оптимизационная задача состоит в минимизации функции  $\varepsilon = \varepsilon(w_{ij})$  в многомерном пространстве параметров  $w_{ij}$ .

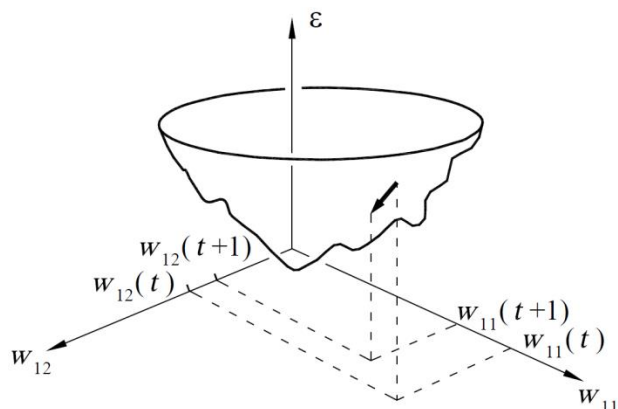


Рисунок 4. – Гиперповерхность функции-ошибки персептрона

Таким образом, если раньше говорили, что персептрон обучают методом «поощрения-наказания», то теперь стали говорить, что задача обучения персептрона – это задача оптимизации (минимизации) персептронной ошибки (погрешности) [8].

Существует множество методов решения оптимизационных задач. Наиболее простым методом является перебор весовых коэффициентов  $w_{ij}$  с последующими вычислениями и сравнениями между собой соответствующих этим коэффициентам значений функции  $\varepsilon$ . Более эффективен метод градиентного спуска, согласно которому изменение (коррекция) каждого весового коэффициента  $\Delta w_{ij}$  производится в сторону, противоположную градиенту функции  $\varepsilon$ . Градиент функции является очень важным математическим понятием. Градиент функции  $\varepsilon = \varepsilon(w_{ij})$  представляет собой вектор, проекциями которого на оси координат являются производные от функции  $\varepsilon$  по этим координатам (их обозначают  $\partial \varepsilon / \partial w_{ij}$ ), и что градиент функции всегда направлен в сторону её наибольшего возрастания. Поскольку наша задача состоит в отыскании минимума функции  $\varepsilon = \varepsilon(w_{ij})$ , то необходимо опускаться по поверхности ошибок, что обеспечивается движением в сторону, противоположную градиенту этой функции. Отсюда и упомянутое выше название – метод градиентного спуска[4].

Движение в сторону, противоположную градиенту (т.е. противоположную направлению возрастания функции), будет осуществляться, если на каждой итерации к координатам текущей точки  $w_{ij}$  будем добавлять величину, прямо пропорциональную производной по координате  $w_{ij}$ , взятую с противоположным знаком[1]:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}} \quad (21)$$

где  $\eta$  – некоторый коэффициент, обычно задаваемый в пределах от 0,05 до 1, и называемый коэффициентом скорости обучения[4].

Согласно формуле движение идёт не только в сторону убывания функции, но и со скоростью, прямо пропорциональной скорости убывания (крутизне) функции, т.к. делаем шаг  $\Delta w_{ij}$ , пропорциональный производной, взятой со знаком минус.

Квадратичная ошибка  $\varepsilon$  является сложной функцией, зависящей от выходных сигналов персептрона  $y_i$ , которые, в свою очередь, зависят от  $w_{ij}$ , т.е.  $\varepsilon = \varepsilon(y_i(w_{ij}))$ . По правилу дифференцирования сложной функции:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial \varepsilon}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}} \quad (22)$$

Выходные сигналы нейронов  $y_i$  вычисляются с помощью сигмоидных активационных функций  $y_i = f_\sigma(S_i)$ , аргументом которых являются суммы. Следовательно,

$$\frac{\partial y_i}{\partial w_{ij}} = \frac{\partial f_\sigma(S_i)}{\partial S_i} \frac{S_i}{w_{ij}} = f_\sigma'(S_i) x_j \quad (23)$$

Кроме того, если продифференцировать по  $y_n$ , где  $n \in [1, I]$ , то получится  $\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_n} = -(d_n - y_n)$ ,

значит:

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial y_i} = -(d_i - y_i) \quad (24)$$

Подставив (20) и (21) в (22) и затем полученное выражение в (23), окончательно будем иметь:

$$\Delta w_{ij} = -\eta(-(d_i - y_i) f_\sigma'(S_i) x_j) = \eta(d_i - y_i) f_\sigma'(S_i) x_j \quad (25)$$

Это выражение получено для нейронов с активационными функциями любого вида. Если  $f_\sigma(S_i)$  – сигмоида, заданная формулой (24), то

$$f_\sigma'(S_i) = ((1 + e^{-S_i})^{-1})' = f_\sigma(S_i)(1 - f_\sigma(S_i)) \quad (26)$$

Подставив это выражение в (24), получим:

$$\Delta w_{ij} = \eta(d_i - y_i) f_\sigma(S_i)(1 - f_\sigma(S_i)) x_j = \eta(d_i - y_i) y_i(1 - y_i) x_j \quad (27)$$

Итак, мы получили итерационную формулу для обучения персептрона:

$$w_{ij}(t + 1) = w_{ij}(t) + \Delta w_{ij} \quad (28)$$

где

$$\Delta w_{ij} = \eta \delta_i x_j \quad (29)$$

$$\delta_i = y_i(1 - y_i)(d_i - y_i) \quad (30)$$

Введённую здесь с помощью формулы (27) величину  $\delta_i$  в будем называем нейронной ошибкой. Алгоритм (25)-(27) называют обобщённым дельта-правилом. Его преимущество по сравнению с обычным дельта-правилом состоит в более быстрой сходимости и в возможности более точной обработки входных и выходных непрерывных сигналов, т.е. в расширении круга решаемых персептронами задач[14].

Вышеизложенные принципы построения и обучения являются базовыми и помогут в дальнейшем при рассмотрении других архитектур, представленных ниже.

Нейронная сеть Хопфилда (Hopfield network, HN) — это полносвязная нейронная сеть с симметричной матрицей связей (Рисунок 5). Во время получения входных данных каждый узел является входом, в процессе обучения он становится скрытым, а затем становится выходом[49]. Сеть обучается так: значения нейронов устанавливаются в соответствии с желаемым шаблоном, после чего вычисляются веса, которые в дальнейшем не меняются. После того, как сеть обучилась на одном или нескольких шаблонах, она всегда будет сводиться к одному из них (но не всегда — к желаемому). Она стабилизируется в зависимости от общей «энергии» и «температуры» сети[52]. У каждого нейрона есть свой порог активации, зависящий от температуры, при прохождении которого нейрон принимает одно из двух значений (обычно -1 или 1, иногда 0 или 1). Такая сеть часто называется сетью с ассоциативной памятью; как человек, видя половину таблицы, может представить вторую половину таблицы, так и эта сеть, получая таблицу, наполовину зашумленную, восстанавливает её до полной[55].

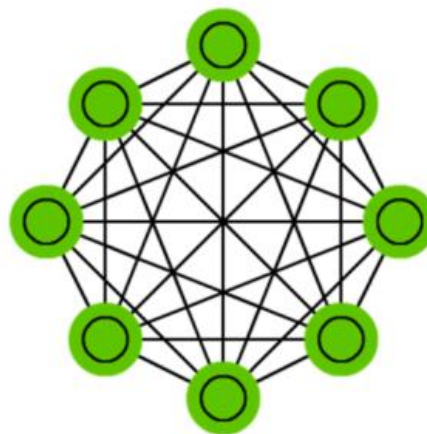


Рисунок 5. – Схематичное изображение архитектуры нейронной сети Хопфилда.

Машина Больцмана (Boltzmann machine, BM) очень похожа на сеть Хопфилда, но в ней некоторые нейроны помечены как входные, а некоторые — как скрытые (Рисунок 6). Входные нейроны в дальнейшем становятся выходными. Машина Больцмана — это стохастическая сеть[48]. Обучение проходит по методу обратного распространения ошибки или по алгоритму сравнительной расходимости. В целом процесс обучения очень похож на таковой у сети Хопфилда.



Рисунок 6. – Схематичное изображение архитектуры машины Больцмана.

Ограниченная машина Больцмана (restricted Boltzmann machine, RBM) удивительно похожа на машину Больцмана и, следовательно, на сеть Хопфилда (Рисунок 7). Единственной разницей является её ограниченность. В ней нейроны одного типа не связаны между собой[46]. Ограниченную машину Больцмана можно обучать как обычные сети с прямым распространением, но с одним нюансом: вместо прямой передачи данных и обратного распространения ошибки нужно передавать данные сперва в прямом направлении, затем в обратном. После этого проходит обучение по методу прямого и обратного распространения ошибки[47].

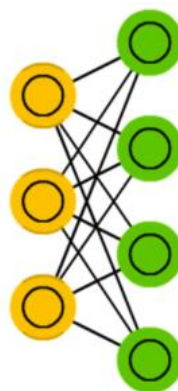


Рисунок 7. - Схематичное изображение архитектуры ограниченной машины Больцмана.

Разреженный автокодировщик (Рисунок 8) (sparse autoencoder, SAE). Вместо того, чтобы обучать сеть отображать информацию в меньшем «объёме» узлов, мы увеличиваем их количество. Вместо того, чтобы сужаться к центру, сеть там раздувается. Сети такого типа полезны для работы с большим количеством мелких свойств набора данных. Если обучать сеть как обычный автокодировщик, ничего полезного не выйдет. Поэтому кроме входных данных подаётся ещё и специальный фильтр разреженности, который пропускает только определённые ошибки[44].

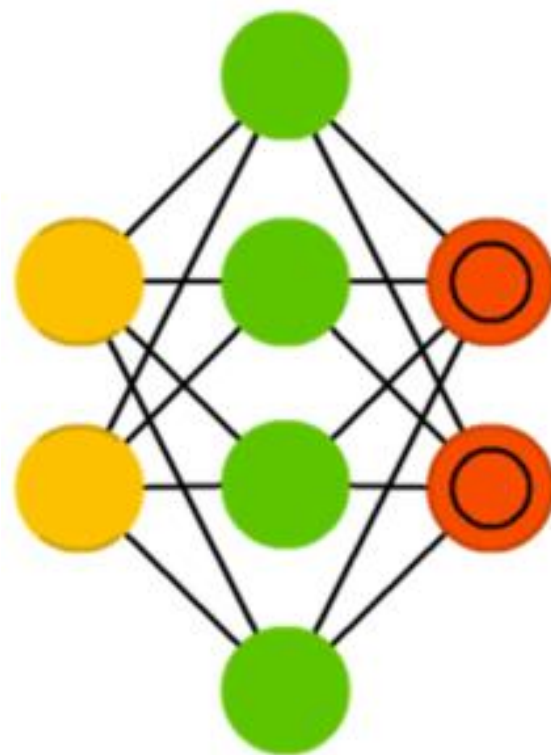


Рисунок 8. - Схематичное изображение архитектуры разреженного автокодировщика.

Вариационные автокодировщики (variational autoencoder, VAE) обладают схожей с АЕ архитектурой, но обучают их иному: приближению вероятностного распределения входных образцов (Рисунок 9). В этом они берут начало от машин Больцмана. Тем не менее, они опираются на байесовскую математику, когда речь идёт о вероятностных выводах и независимости, которые интуитивно понятны, но сложны в реализации. Если обобщить, то можно сказать что эта сеть принимает в расчёт влияния нейронов. Если что-то одно происходит в одном месте, а что-то другое — в другом, то эти события не обязательно связаны, и это должно учитываться[54].



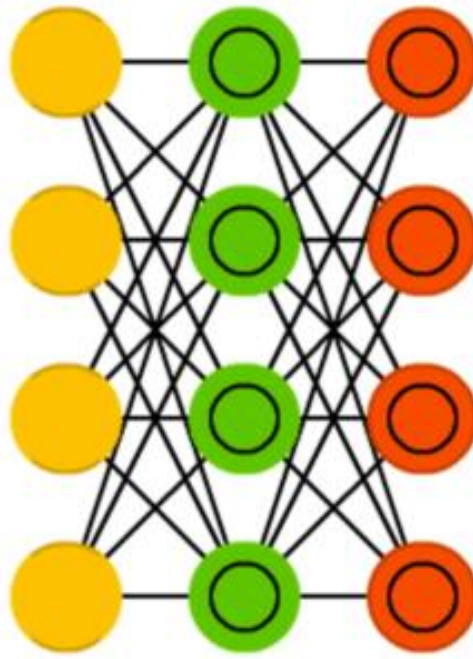


Рисунок 9. - Схематичное изображение архитектуры вариационного автокодировщика.

Сеть типа «deep belief» (deep belief networks, DBN) — это название, которое получил тип архитектуры, в которой сеть состоит из нескольких соединённых RBM или VAE (Рисунок 10). Такие сети обучаются по блоку, причём каждому блоку требуется лишь уметь закодировать предыдущий[47]. Такая техника называется «жадным обучением», которая заключается в выборе локальных оптимальных решений, не гарантирующих оптимальный конечный результат. Также сеть можно обучить (методом обратного распространения ошибки) отображать данные в виде вероятностной модели. Если использовать обучение без учителя, стабилизированную модель можно использовать для генерации новых данных[53].

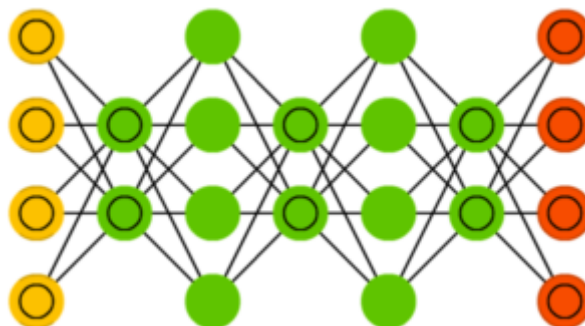


Рисунок 10. - Схематичное изображение архитектуры нейронной сети типа «deep belief»

Свёрточные нейронные сети (convolutional neural networks, CNN) и глубокие свёрточные нейронные сети (deep convolutional neural networks, DCNN) сильно отличаются от других видов сетей (Рисунок 11). Обычно они используются для обработки изображений, реже для аудио. Типичным способом применения CNN является классификация изображений: если на изображении есть кошка, сеть выдаст «кошка», если есть собака — «собака». Такие сети обычно используют «сканер», не обрабатывающий все данные за один раз. Например, если имеется изображение  $200 \times 200$ , то она не будет сразу обрабатывать все 40 тысяч пикселей. Вместо этого сеть считает квадрат размера  $20 \times 20$  (обычно из левого верхнего угла), затем сдвинется на 1 пиксель и считает новый квадрат, и т.д. Эти входные данные затем передаются через свёрточные слои, в которых не все узлы соединены между собой. Эти слои имеют свойство сжиматься с глубиной, причём часто используются степени двойки: 32, 16, 8, 4, 2, 1. На практике к концу CNN прикрепляют FFNN для дальнейшей обработки данных. Такие сети называются глубокими (DCNN) [57].

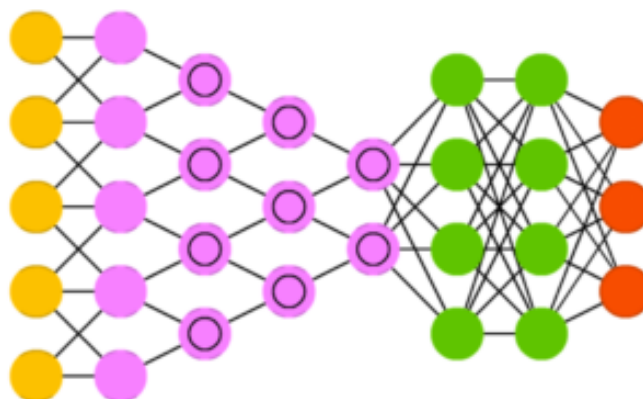


Рисунок 11. - Схематичное изображение архитектуры свёрточной нейронной сети.

Развёртывающие нейронные сети (deconvolutional networks, DN), также называемые обратными графическими сетями, являются обратным к свёрточным нейронным сетям (Рисунок 12). Представьте, что вы передаёте сети слово «кошка», а она генерирует картинки с кошками, похожие на реальные изображения котов. DNN тоже можно объединять с FFNN. Стоит заметить, что в большинстве случаев сети передаётся не строка, а какой бинарный вектор: например,  $\langle 0, 1 \rangle$  — это кошка,  $\langle 1, 0 \rangle$  — собака, а  $\langle 1, 1 \rangle$  — и кошка, и собака[47].

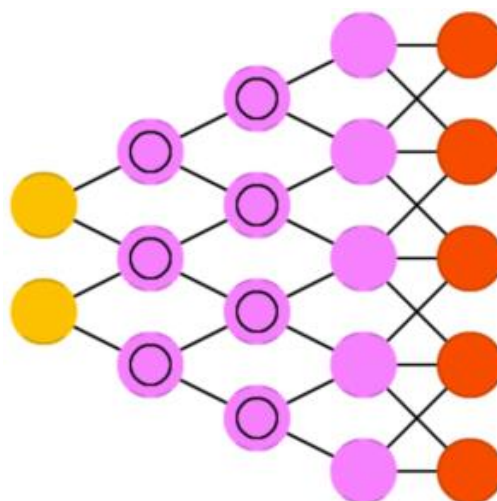


Рисунок 12. - Схематичное изображение архитектуры разветвляющейся нейронной сети.

Такое детальное углубление в теорию устройства нейронных сетей показало, что при огромном множестве различных архитектур, не существует универсальной. Каждый тип нейронной сети отвечает определенным целям и служит для решения конкретных задач. Понимание того, как их использовать поможет в дальнейшем увеличить эффективность построенной нейросетевой модели[58].

### **2.3. Современная практика использования нейронных сетей в бухгалтерском и управленческом учете**

В настоящее время нейронные сети находят все большее применение не только в программировании, но и других сферах науки благодаря своей гибкости, универсальности и способности упрощать громоздкие алгоритмы расчетов. Так же не обошло это изобретение и сферу бухгалтерского и управленческого учета.

Корнеев Д.С. в предлагает использовать алгоритмы нейронных сетей для создания модели оценки и управления рисками предприятия. В его работе рассматривается один из подходов к анализу и управлению рисками, основанный на нейросетевых технологиях. Во введении обосновывается необходимость разработки различных методов прогнозирования рисков в условиях рыночной экономики, объясняется важность эффективного риск-менеджмента для современного предприятия[30]. В работе приводится одна из возможных классификаций рисков, а также выделены области прогнозирования рисков, в которых применение нейронных сетей представляется наиболее эффективным. Описаны традиционные методы анализа рисков, особое внимание уделено эконометрическим

методам. Выделены преимущества и недостатки нейронных сетей для задач прогнозирования и классификации. Разработана архитектура нейронной сети для решения задачи прогнозирования банкротства и приведено ее сравнение с методом линейного дискриминантного анализа.

Как указывает сам автор «Применение нейросетевой технологии уместно в случаях, когда формализация процесса решения трудна или вообще невозможна. Они являются очень мощным инструментом моделирования, поскольку нелинейны по своей природе». Для анализа банкротства автор применяет архитектуру обычного трехслойного персептрона и алгоритме обратного распространения в качестве обучающего. Модель показала высокие результаты для обучающего множества и значительно более низкие для тестирующего множества. Особенно интересным в анализе результатов прогнозирования для компаний из тестирующего множества, представляется факт высокой вероятности предсказания банкротства в первые два года.

Бадрутдинова Ильмира Ильгизовна в своей работе под названием «Управление производством с использованием нейросетевых технологий» рассматривает применение возможности применения нейронной сети в различных областях экономики. Как утверждает автор: с помощью нейронных сетей решаются множество задач: повышение эффективности управления предприятием, страховая деятельность, определение курсов облигаций и акций предприятий с целью вложения средств в эти предприятия, прогнозирование банкротств и эффективности финансирования экономических и инновационных проектов. Одним из примеров, приведенных в работе, является использование в так называемых ERP-системах. ERP-системы - это системы управления всеми ресурсами предприятия. Данные системы позволяют поддерживать весь цикл управления: планирование, учет, контроль, регулирование – практически для всех основных функций деятельности, а именно:

1. Планирование производственной деятельности;
2. Составление производственных планов различного уровня, проверка возможности их исполнения в соответствии с состоянием производственных мощностей и людских ресурсов;
3. Управление закупками, запасами, продажами;
4. Автоматизация процессов планирования и учета для задач снабжения производства, сбыта готовой продукции и управления складскими запасами;
5. Управление финансами
6. Ведение главной книги, расчетов с дебиторами и кредиторами,

7. Учет основных средств, управление наличными средствами и планирование финансовой деятельности;
8. Управление персоналом – в подсистеме управления персоналом реализованы все
9. Основные потребности работы с кадрами: найм и увольнение персонала, учет сведений о сотрудниках, планирование их карьерного роста, расчет заработной платы и учет рабочего времени. В системах ERP персонал рассматривается как отдельный вид ресурса, что позволяет связать воедино кадровый потенциал предприятия и производственные планы;
10. Управление затратами – учет всех затрат предприятия и калькуляция себестоимости готовой продукции или услуг.

К сожалению, в работе не раскрыт технический аспект реализации такого сложного инструмента, так что данный вопрос является открытым для дальнейших разработок[39].

Так же существует работа посвященная использованию нейросетевого анализа в управлении розничной торговлей, написанная В.Н. Бугорским и Н.А. Никитиным под названием «Нейронные сети в управлении розничной торговлей». В статье рассмотрено практическое применение соответствующих программных средств в управлении спросом на предприятиях розничной и оптовой торговли и в его прогнозировании. Это позволило решать задачи оперативного прогнозирования спроса для обоснования заявок на поставку товаров, заказов при заключении договоров и контрактов, прогнозировать уровень и объем сделок[31].

В своей работе авторы используют следующий механизм реализации. Нейронная сеть используется в качестве независимой платформы и настроена получать данные для нейронов входного слоя из ERP-системы предприятия и загружать обработанную информацию из нейронов выходного слоя в CRM-систему предприятия. Сама нейронная сеть авторами используется для двух целей: прогнозирование объемов продаж и анализ их эффективности.

При прогнозировании авторы выявляют зависимость объемов продаж от факторов и свойств самого товара, и дают им следующую классификацию:

1. Физические
2. Эстетические и эргономические
3. Экономические
4. Дополнительные
5. Символические
6. Функциональные.

Расчетов на основе этой модели в статье не приводится, но как утверждают сами авторы «значительно повышается достоверность прогнозируемых данных относительно опыта сотрудников отдела закупок и статистических данных модуля ERP-системы».

Анализ эффективности авторами проводят с помощью построения системы ограничений, которая выглядит в общем виде следующим образом:

$$\begin{cases} k_{12}q_{ja2} + k_{13}q_{ja3} + \dots + k_{1n}q_{jai} \leq Q_{ja1} \\ \dots \\ k_{m1}q_{ja1} + k_{m2}q_{ja2} + \dots + k_{m(1-n)}q_{ja(i-1)} \leq Q_{jai} \end{cases} \quad (31)$$

где  $k_{mn}$  – коэффициенты объема товарооборота;

$Q_i$  – максимальное значение объема реализации, определенное конъюктурой рынка за известный аналогичный период товара  $i$ ;

$q_i$  – значение объема реализации в текущем периоде товара  $i$ .

Авторы используют возможности нейросетевого анализа для определения коэффициентов товарооборота, для этого для каждого вида товара строится отдельная нейросеть. В результате проделанной в статье работы выяснилось, что товарооборот мог быть значительно ближе к оптимальному, исходя из аналогичных периодов.

В конце работы делается вывод о том, что применение нейронных сетей открывает новые перспективы в управлении предприятием, проведении многокритериального анализа огромного массива данных, в том числе при оптимизации торговли[31].

Так же А.У. Ибрагимовым была написана еще одна статья для повышения эффективности торговли. Ее отличие от предыдущей в том, что она раскрывает механизм анализа ряда факторов для розничных магазинов и торговых точек. В качестве факторов для анализа, автор предлагает использовать следующие:

1. Благоустроенность прилегающей территории;
2. Обеспеченность парковкой;
3. Затруднения дорожного движения в районе магазина;
4. Количество маршрутов общественного транспорта в районе магазина;
5. Удаленность остановки общественного транспорта;
6. Сезон;

Такие показатели как благоустроенность прилегающей территории, затруднения дорожного движения в районе магазина, предлагается оценивать в баллах, согласно правилам нечеткой логики. Обеспеченность парковкой – показатель, который легко измерить в количестве парковочных мест возле торговой точки. Под удаленностью

остановки общественного транспорта понимается время, которое человек затрачивает в среднем для того, чтобы преодолеть пешком расстояние от остановки до магазина. В качестве показателя «Сезон», выступает порядковый номер текущего месяца. В качестве зависимого показателя используется товарооборот[19].

Стоит отметить, что автор в своей работе приводит не только методологию нейросетевого анализа, но и описывает с помощью блок-схем различные варианты принятия решений на основе полученных значений. Как утверждается в статье, данный метод был опробован на различных предприятиях, что позволило значительно увеличить товарооборот в короткие сроки.

Как итог анализа статей по схожей тематике можно отметить, что нейросетевой анализ находит все большее применение не только в информатике, но и в различных прикладных сферах экономики благодаря своей гибкости и точности прогнозов, что на практике позволяет повысить работоспособность предприятий, независимо от их отраслевой принадлежности.

## **Глава 3. Применение нейросетевого анализа для прогнозирования показателей ССП, как метод реализации долгосрочной цели и стратегии**

### **3.1. Обоснование выбора типа нейронной сети и ее написание с использованием Visual Studio C++**

Выбор архитектуры и параметров очень важный этап в решении любой задачи с использованием нейронной сети. Именно от этого зависит, будет ли в конечном итоге найдено решение или нет. Хотя в настоящее время нет жестких правил, регулирующих тот или иной аспект, как количество скрытых нейронов или количество самих слоев, все же существуют некоторые приемы, которые способны существенно облегчить этот процесс.

Итак, сам процесс начинается с выбора типа архитектуры нейронной сети, разновидности которых приведены в предыдущей главе. Основываясь на ранее изученном материале, мною был выбран многослойный персептрон с сигмоидной функцией активации. На данный момент он является самым изученным, к тому же, как показывает практика, прекрасно справляется с задачами, связанными с прогнозированием какого-либо рода данных.

Далее следует выбрать количество слоев. Есть несколько простых правил, полученных эмпирически. Хотя они и не являются обязательными к исполнению, все же могут существенно облегчить задачу:

- 1) Если функция определена на конечном множестве точек, то трехслойный персептрон способен ее аппроксимировать.
- 2) Если функция непрерывна и определена на компактной области, то трехслойный персептрон способен ее аппроксимировать.
- 3) Остальные функции, которым могут быть обучены нейронные сети, могут быть аппроксимированы четырехслойным персептроном.

Из этого следует, что максимальное количество слоев необходимое для решения любой задачи по прогнозированию – четыре. Так же, судя этим правилам, количество слоев необходимое для данной работы – три, либо один входной слой, один скрытый и выходной слой[51].

Выбор количества нейронов во входном и выходном слоях довольно очевиден. Для входного слоя будет использоваться то количество факторов, влияние которых нужно оценить, в данном случае это семь. И так как прогнозируется одна величина, то в



выходном слое будет всего один нейрон. Количество нейронов в скрытом слое можно определить несколькими способами, например способом простого подбора, подставляя различное число и оценивая, как изменится результат работы сети. Но, так как это довольно трудоемкий и не точный процесс, без какой-либо формализации ниже предложены следующие формулы, на которые можно опираться при решении данной проблемы[58].

Для трехслойного персептрона следует использовать формулу:

$$k = \sqrt{nm} \quad (32)$$

где,  $k$  – число нейронов в скрытом слое

$n$  – число нейронов во входном слое

$m$  – число нейронов в выходном слое

Для четырехслойного персептрона используются следующие формулы:

$$r = \sqrt[3]{\frac{n}{m}} \quad (33)$$

$$k_1 = mr^2 \quad (34)$$

$$k_2 = mr \quad (35)$$

где  $k_1, k_2$  – число нейронов в скрытых слоях

Подставив в нужную формулу уже имеющиеся значения, получим необходимое число нейронов в скрытом слое - 3 нейрона.

Данные параметры принимаются только на начальном этапе в качестве отправной точки и в дальнейшем, исходя из полученных результатов, могут быть изменены для повышения точности.

Теперь, когда все необходимые параметры нейронной сети известны, можно приступить к ее непосредственной реализации.

Написание такого кода на любом языке программирования довольно трудоемкий процесс, требующих очень глубоких познаний в области информатики. Именно поэтому создаются различные библиотеки с уже готовыми нейронными сетями, которые можно встроить в свою программу тем самым избежав многочисленных ошибок и потерь времени. В данной работе была использована очень популярная библиотека FANN (Fast Artificial Neural Network), которая распространяется бесплатно и предоставляет широкий спектр возможностей. Так же к достоинствам можно отнести то, что она хорошо задокументирована, перечислены все функции, которые необходимы при работе. Вот некоторые характеристики, которые взяты с официального сайта:

1. Библиотека написана на языке C++

2. Поддерживает различные виды обучения нейронных сетей
3. Очень простота в использовании, так как активируется всего тремя функциями
4. Библиотека распространяется с открытым кодом
5. Очень быстрое обучение

Для инициализации библиотеки использовано рабочее пространство Microsoft Visual Studio, сам код написан на языке C++. Процесс написания довольно стандартный, за исключением некоторых особенностей, которые обусловлены самой встраиваемой библиотекой.

Для начала включаются стандартные предзаголовочные файлы, задается рабочее пространство имен. К стандартным предзаголовочным файлам добавляется файл «floatfann.h», который необходим для работы библиотеки. Далее объявляются переменные и константы с присвоением им типов. Стоит заметить, что для переменных «\*calc\_out» (значение нейрона в выходном слое) и «input» (значение нейронов во входных слоях), задаются с типом «fann\_type». Он определяется файлом, который был включен для работы библиотеки в начале и по сути является обычным «float», с некоторыми особенностями, обусловленными архитектурой FANN. Так же на начальном этапе задаются основные параметры будущей нейронной сети. Строкой «const unsigned int layers[3] = {7, 3, 1}» указывается количество слоев и нейронов в каждом слое. Строка «const float desired\_error = (const float) 0.0001» задает максимальное значение ошибки при прогнозировании, главное установить его таким, чтобы оно было достижимым. Строка «const unsigned int max\_epochs = 80000» задает максимальное количество эпох для обучения, если за установленное количество эпох требуемого уровня ошибки не будет достигнуто, то программа автоматически завершит работу, при этом нейронную сеть нельзя считать обученной. Если при обучении требуемого уровня ошибки удастся достичь меньше, чем за установленное количество эпох, то программа завершит обучение и приступит к прогнозу. Это позволяет избежать, такого эффекта как «переобученность».

Далее следуют сами функции активации:

1. fann\_create\_standard\_array – создает стандартный персептрон с обратным распространением.
2. fann\_set\_activation\_function\_layer – активирует входной слой
3. fann\_set\_activation\_function\_hidden – активирует все скрытые слои
4. fann\_set\_activation\_function\_output – активирует выходной слой

В дальнейшем задаются значения «input», для которых будет производиться прогноз после обучения. Вывод предсказанного значения будет выводиться на экран с помощью функции «printf».

После успешного обучения, всегда следует тест на данных, не входивших в обучающую выборку. Дело в том, что даже если программа успешно сумела подстроиться под учебную выборку, это не значит, что она будет так же хорошо предсказывать значения будущих показателей. Для каждого объема данных существует как минимум несколько вариантов присвоения весов для нейронов. Чтобы избежать такой ошибки во многих работах, связанных с нейронными сетями в этом случае, сеть обучали еще раз, пока не будет достигнут желаемый, либо минимально возможный уровень ошибки при прогнозировании. Для автоматизации данного процесса в программу был дописан условный оператор типа «if-else», который перезапускает процесс обучения в случае, если расхождение между прогнозом и реальным значением слишком большое. Важно понимать, что слишком маленькое значение ошибки может быть никогда не достигнуто, даже при успешном обучении нейронной сети.

Таким образом, всего лишь в сорок строчек программного кода удалось создать консольное приложение для прогноза, которое использует для этого архитектуру нейронных сетей.

### **3.2 Реализация долгосрочной цели и стратегии организации на основе результатов, полученных с использованием синтетической нейронной сети**

Главной стратегической целью любой нефтяной компании является максимизация прибыли и увеличение ее корпоративной стоимости. Для примера можно рассмотреть компанию «Роснефть» - лидер российской нефтяной отрасли и крупнейшая публичная нефтегазовая корпорация мира. Основными видами деятельности ПАО «НК «Роснефть» являются поиск и разведка месторождений углеводородов, добыча нефти, газа, газового конденсата, реализация проектов по освоению морских месторождений, переработка добытого сырья, реализация нефти, газа и продуктов их переработки на территории России и за ее пределами. Являясь одним из крупнейших налогоплательщиков и работодателей в стране, компания включена в перечень стратегически важных предприятий. Именно поэтому на таких предприятиях очень важна реализация грамотного механизма стратегического управления.

Как заявлено на сайте компании в разделе «Корпоративное управление», одним из основных приоритетов является «обеспечение принятия менеджментом Компании эффективных и ответственных решений». В качестве показателя, отражающего результат

достижения такой цели, можно взять общую капитализацию. Ее величина непосредственно зависит от спроса на акции со стороны инвесторов, формируемый под влиянием многих факторов. Но прежде, чем перейти непосредственно к нейросетевому анализу, необходимо выбрать соответствующие КРІ

Задача состоит в том, чтобы максимально эффективно отобрать показатели, которые будут согласовываться с основной стратегией компании, будут доступны и считаться с определенной периодичностью, для постоянного отслеживания состояния компании. Так же нельзя включать в модель слишком много входных данных, так как это может привести к неверной настройке коэффициентов нейронов и, как следствие, сеть, аппроксимируя значения из обучающей выборки, будет выдавать неверные прогнозные значения. Слишком малое количество входных данных так же может привести к невозможности обучения нейронной сети.

Вариант решения данной задачи можно решить в несколько этапов. Так как необходимо оценить каждый показатель по определенным критериям, необходимо сначала привести список данных критериев[12].

Таблица 2 – Критерии оценки показателей

№	Критерий	Описание
1	Соответствие главной цели	Важность и актуальность для долгосрочного развития компании и как можно более точное отражение результата выполнения стратегических целей
2	Простота и достоверность расчета	Понятная методика расчета на основе достоверных и доступных источников информации
3	Сопоставимость	Использование одной единицы измерения, либо соответствующей шкалы, что обеспечивало бы возможность сравнения показателей между различными объектами и временными интервалами анализа
4	Количественная измеримость	Шкала количественных оценок
5	Управляемость	Возможность влияния на изменение показателя посредством управленческих воздействий со стороны менеджеров компании, возможность установить ответственность за достижение целевого значения показателя
6	Доступность	Способ измерения не должен требовать затрат в дорогостоящие технические средства, использования значительной части рабочего времени персонала, проведения крупномасштабных исследований
7	Определенность во времени	Регулярность расчета в определенные интервалы или моменты времени, своевременность проведения измерений
8	Однозначное толкование	Одинаковая интерпретация показателей, как менеджерами, так и рядовыми сотрудниками

Далее необходимо определить удельный вес каждого критерия методом попарного оценивания с помощью матрицы А. Томпсона и А. Стрикленда[40]. Парное сравнение представляет собой процедуру установления предпочтения объектов при сравнении всех возможных пар. Для практического расчета, по методике Томпсона, известного американского экономиста, и Стрикленда, профессора в области стратегического менеджмента и маркетинга, должна быть составлена таблица, в которой учитываются только те факторы, которые значимы для определения привлекательности проекта в конкретной отрасли. Данные факторы были представлены в Таблице 2 выше. Сама таблица имеет следующий вид:

Таблица 3 – Матрица попарного сравнения критериев в общем виде

Критерии		X <sub>1</sub>	X <sub>2</sub>	X <sub>...</sub>	X <sub>n</sub>	Среднее геометрическое	Удельный вес критерия
		1	2	...	n		
X <sub>1</sub>	1	1	k <sub>1</sub> :k <sub>2</sub>	k <sub>1</sub> :k <sub>...</sub>	k <sub>1</sub> :k <sub>n</sub>	$\bar{x} = \sqrt[1 * \left(\frac{k_1}{k_2}\right) * \left(\frac{k_1}{k_{\dots}}\right) * \left(\frac{k_1}{k_n}\right)]{\dots}$	$\frac{\bar{x}}{\sum \bar{x}_n}$
X <sub>2</sub>	2	k <sub>2</sub> :k <sub>1</sub>	1	k <sub>2</sub> :k <sub>...</sub>	k <sub>2</sub> :k <sub>n</sub>	...	...
X <sub>...</sub>	...	k <sub>...</sub> :k <sub>1</sub>	k <sub>...</sub> :k <sub>2</sub>	1	k <sub>...</sub> :k <sub>n</sub>	...	...
X <sub>n</sub>	n	k <sub>n</sub> :k <sub>1</sub>	k <sub>n</sub> :k <sub>2</sub>	k <sub>n</sub> :k <sub>...</sub>	1	...	...
Сумма						$\sum \bar{x}_n$	100%

где k<sub>1...n</sub> – оценка эксперта

Значения экспертных оценок имеют дискретную структуру и являются отношением двух факторов к друг другу таким образом:

1. 1 – сравниваемые критерии равнозначны
2. 3 – незначительное превосходство первого критерия над вторым
3. 1:3 – незначительное превосходство второго критерия над первым
4. 5 – умеренное превосходство первого критерия над вторым
5. 1:5 – умеренное превосходство второго критерия над первым
6. 7 – существенное превосходство первого критерия над вторым
7. 1:7 – существенное превосходство второго критерия над первым
8. 10 – максимальное превосходство первого критерия над вторым
9. 1:10 – максимальное превосходство второго критерия над первым
10. 2; 4; 6; 8; 9 – соответствующие промежуточные значения
11. 1:2; 1:4; 1:6; 1:8; 1:9 – соответствующие промежуточные значения

При выставлении оценок только одним экспертом возникает проблема субъективного суждения. Как результат в итоговую выборку ключевых показателей могут попасть не соответствующие главной цели KPI, какие факторы могут быть не учтены совсем.

Дальнейшие рассуждения в данном исследовании исходят из того предположения, что существует некая «идеальная» матрица, то есть оценки критериев в ней расставлены наиболее объективным образом.

Для того чтобы повысить объективность модели, нужно постараться учесть мнения нескольких экспертов, ведь в любом подобном проекте по внедрению каких-либо учетных систем на предприятии, как правило, участвует несколько человек. Для данной цели существуют различные методы, такие как мода, медиана или среднее. В данном исследовании предлагается использовать нейросеть, как метод усреднения оценки, но для того, чтобы правильно формализовать задачу, нужно представить ее немного в другом виде.

Для удобства, обозначим каждый критерий буквой латинского алфавита, таким образом, что:

1. А - Соответствие главной цели;
2. В - Простота и достоверность расчета;
3. С – Сопоставимость;
4. D - Количественная измеримость;
5. Е – Управляемость;
6. F – Доступность;
7. G - Определенность во времени;
8. H - Однозначное толкование.

Далее следует немного отойти от матричного представления задачи, а представить ее как сочетание пары букв, которым дается оценка, например AA – 1, АВ – 7, AC – 6 и так далее. Таким образом, имея 19 дискретных оценок, которые могут быть выставлены каждой паре букв, для нейросети задача сводится к задаче присвоения класса. То есть, в итоге нейронная сеть должна научиться присваивать каждой паре букв соответствующий класс.

В целях создания обучающей выборки для данного исследования было создано 30 различных матриц, при выставлении оценок критериев использовались различные подходы на основе изученной литературы. Теоретически нейронная сеть, при своем стремлении к минимизации ошибки должна насыщаться в основном за счет преобладающих оценок, но так же частично учитывать мнение «меньшинства» экспертов, что в итоге даст наиболее объективный метод усреднения. Для наглядности сравним полученные результаты с результатами при использовании модального значения. Для

удобства расчетов дроби приведены в десятичном виде. Результаты, при использовании моды, приведены в таблице 4.

Таблица 4 – Матрица попарного сравнения критериев на основе модальных значений.

Критерии	Соответствие главной цели	Простота и достоверность расчета	Сопоставимость	Количественная измеримость	Управляемость	Доступность	Определенность во времени	Однозначное толкование	Средний	Удельный вес критерия
Соответствие главной цели	1	7	7	2	5	7	8	8	4,652	0,362
Простота и достоверность расчета	0,143	1	5	1	0,333	3	5	5	1,434	0,111
Сопоставимость	0,143	0,2	1	0,1	0,1	0,167	1	3	0,331	0,026
Количественная измеримость	0,5	1	10	1	2	8	5	4	2,515	0,195
Управляемость	0,2	3	10	1	1	7	10	5	2,602	0,202
Доступность	0,125	0,33333	6	0,125	0,143	1	6	0,5	0,583	0,045
Определенность во времени	0,125	0,2	1	0,2	0,1	0,167	1	0,25	0,260	0,020
Однозначное толкование	0,125	0,2	0,333	0,25	0,2	2	4	1	0,490	0,038
Сумма									12,867	1,000

Ниже представлены значения оценок нейронной сети по результатам ее обучения (Таблица 5).

Таблица 5 - Матрица попарного сравнения критериев на основе оценок, выставленных нейронной сетью.

Критерии	Соответствие главной цели	Простота и достоверность расчета	Сопоставимость	Количественная измеримость	Управляемость	Доступность	Определенность во времени	Однозначное толкование	Средний	Удельный вес критерия
Соответствие главной цели	1	6	6	1	4	4	5	7	3.452	0.319
Простота расчета	0.17	1	6	0.5	0.5	4	3	3	1.316	0.121

Продолжение таблицы 5.

Критерии	Соответствие главной цели	Простота и достоверность расчета	Сопоставимость	Количественная измеримость	Управляемость	Доступность	Определенность во времени	Однозначное толкование	Средний	Удельный вес критерия
Сопоставимость	0.17	0.17	1	0.5	0.5	0.5	2	3	0.616	0.057
Количественная измеримость	1	2	2	1	3	7	4	3	2.374	0.219
Управляемость	0.25	2	2	0.33	1	5	9	4	1.668	0.154
Доступность	0.25	0.25	2	0.14	0.14	1	5	0.2	0.474	0.044
Определенность во времени	0.2	0.33	0.5	0.25	0.11	0.2	1	0.2	0.279	0.026
Однозначное толкование	0.14	0.33	0.333	0.33	0.25	5	5	1	0.653	0.06
Сумма									10,83	1,000

Данные, полученные с использованием нейросетевого анализа являются более объективными по сравнению с модальными, так как учитывают не только мнение большинства, но и каждого отдельного эксперта. Далее необходимо оценить каждый показатель КРІ на соответствие каждому из 8 критериев. Таблица для выполнения данного задания в общем виде представлена ниже

Таблица 6 – Таблица соответствия показателей КРІ для каждого критерия

	Критерии	X1	X2	...	Xn	Весовой коэффициент
1	Соответствие главной цели	$k_{11}$	$k_{12}$	....	$k_{1y}$	0,362
2	Простота и достоверность расчета	$k_{21}$	...	...	...	0,111
3	Сопоставимость	$k_{31}$	...	...	...	0,026
4	Количественная измеримость	...	...	...	...	0,195
5	Управляемость	...	...	...	...	0,202
6	Доступность	...	...	...	...	0,045
7	Определенность во времени	...	...	...	...	0,020



Продолжение таблицы 6.

	<b>Критерии</b>	<b>X1</b>	<b>X2</b>	<b>...</b>	<b>Xn</b>	<b>Весовой коэффициент</b>
<b>8</b>	<b>Однозначное толкование</b>	$k_{81}$	...	...	$K_{8y}$	0,038
		$\sum kny$ * весовой коэф	$\sum kny$ * весовой коэф	$\sum kny$ * весовой коэф	$\sum kny$ * весовой коэф	

где  $k_{ny}$  – оценка соответствия показателя КРІ n-ому критерию

На основе изученной литературы мной были присвоены оценки соответствия для каждого показателя. Для удобства была взята трёхбалльная шкала со значениями от 0 до 3. Таблица оценок представлена в приложении 1. Для наглядности общая оценка каждого показателя приведена в таблице ниже.

Таблица 7 – Оценка значимости показателей КРІ

<b>Номер</b>	<b>Показатель</b>	<b>Оценка значимости</b>
1	Годовая добыча, млн. т.	2,627
2	Среднесуточный дебит, т/сут	1,800
3	Коэффициент восполнения запасов, %	1,560
4	Доказанные запасы, млн.барр	1,498
5	Вероятные и возможные запасы, млн.бар	1,255
6	Доля новых месторождений в совокупной добыче углеводородов	1,557
7	Количество месторождений, шт	2,182
8	Количество лицензий на ГР и разработку, шт	2,064
9	Удельные затраты на поисково-разведочные работы	2,509
10	Глубокое поисковое бурение, тыс.м	1,545
11	Средняя проходка на долото, м	1,547
12	Сейсморазведка, км	1,589
13	Глубина переработки, %	1,970
14	Выход светлых нефтепродуктов, %	2,364
15	Индекс Нельсона	1,608
16	Коэффициент использования мощностей, %	2,41

Продолжение таблицы 7.

Номер	Показатель	Оценка значимости
17	Доля высокооктановых бензинов в общем выпуске бензина, %	1,853
18	Переработка, тыс.т	2,611
19	Маржа переработки	2,276
20	Коэффициент ритмичности переработки, %	2,035
21	Объем производства продуктов, тыс.т	2,4353
22	объем продаж, тыс. т	2,541
23	Доля продаж на экспорт и на внутренний рынок, %	2,421
24	Объем розничных и оптовых продаж, тыс. тонн	1,920
25	Количество АЗС, шт	2,639
26	Доля собственных АЗС, шт	1,939
27	Прирост объемов экспорта, %	1,812
28	Доля рынка в поставках бензина, %	2,461

Так как оценка значимости может принимать значения от 0 до 3, в рамках данного отбора принято решения считать значимыми показатели КРІ, для которых данное значение больше 2,5. Таким образом мы имеем следующие показатели, которые войдут в итоговую модель нейросетевого анализа:

1. Годовая добыча, млн. т.
2. Удельные затраты на поисково-разведочные работы, млн. руб.
3. Переработка, млн. т
4. Объем продаж, млн. т.
5. Количество АЗС, шт

Так же стоит оценить влияние раздела «Обучение и развитие», для этого возьмем показатель «Среднесписочное количество сотрудников на конец года».

Данный метод является довольно универсальным для любой отрасли, либо предприятия, особенно, когда нет возможности провести большое статистическое исследование в силу труднодоступности информации. Все рейтинги и оценки присваивались на основе экспертного мнения, а так же прочитанной литературы и исследований в области нефтедобывающей отрасли.

После определения показателей можно перейти к прогнозированию. Для подготовки обучающей выборки была проанализирована отчетность 64 крупнейших

нефтяных компаний за 2016 год. В процессе обеспечения сопоставимости показателей, все цифры были приведены к одним единицам измерения и единой валюте.

Для начала на основе собранных показателей следует подготовить файл текстового формата в программе «Блокнот». Данные вносятся в него определенным образом, для того, чтобы в дальнейшем программа легко смогла классифицировать, как объекты для входных или выходного нейрона.

В процессе обучения нейронной сети не удалось достигнуть необходимого уровня ошибки, равной ста тысячам рублей при исходных параметрах количества слоев и нейронов. Под необходимым уровнем ошибки понимается максимальный процент отклонения от требуемой величины в рамках одной эпохи. Для повышения аппроксимирующей способности было решено добавить еще один слой. Так же в программу был включен скрипт, который добавлял по одному нейрону в оба скрытых слоя, если требуемый уровень ошибки не был достигнут, после чего процесс обучения запускался еще раз. Таким образом конечная архитектура выглядит следующим образом: шесть нейронов входного слоя, по двадцать одному нейрону в каждом из скрытых слоев и один выходной нейрон. При данных параметрах требуемый уровень ошибки удалось достигнуть.

Обучение проводилось на показателях тридцати компании и еще десять были выбраны для того, чтобы тестировать прогнозирующую способность полученной нейронной сети на тех данных, которые она «не видела» в процессе обучения. Результаты прогноза представлены в таблице ниже.

Таблица 8 – Результаты прогноза обученной нейронной сети.

Фактический показатель капитализации, млн. руб.	Прогнозный показатель капитализации, млн. руб.	Фактическое отклонение, млн. руб.	Отклонение в процентах, %
695.85	750.4742	-54.6242	7.85
432.48	391.2214	41.25859	9.54
573.66	514.9172	58.74278	10.24
1138	1197.176	-59.176	5.2
535.4	578.1249	-42.7249	7.98
3151.13	3367.613	-216.483	6.87
1649.44	1506.928	142.5116	8.64

Продолжение таблицы 8.

Фактический показатель капитализации, млн. руб.	Прогнозный показатель капитализации, млн. руб.	Фактическое отклонение, млн. руб.	Отклонение в процентах, %
1091.61	1151.321	-59.7111	5.47
869	956.769	-87.769	10.1
716.6	663.4283	53.17172	7.42

Как видно из приведённой выше таблицы, полученная модель обладает довольно высокой степенью точности. Такой результат можно расценивать как успешный: нейронная сеть смогла довольно достоверно аппроксимировать данные, благодаря своей нелинейности.

К сожалению, в виду самого принципа работы нейронной сети, оценить степень влияния факторов на конечный результат является довольно трудновыполнимой задачей, и сложно выделить какие факторы являются приоритетными, а на какие не стоит обращать внимания. Однако такая модель может быть крайне полезна при принятии решений. Так, если руководство компании, к примеру, планирует инвестировать в строительство нового нефтеперерабатывающего завода, либо в развитие собственной сети автозаправочных станций, то уже на стадии планирования можно предположить какой будет эффект. Как результат данного раздела, ниже представлена блок-схема (Приложение В), которая отражает процесс внедрения Системы сбалансированных показателей. В ней кратко представлены шаги, которые необходимо выполнить для реализации данной концепции.

### **3.3. Сравнение результатов полученных на основе нейронной сети с методом наименьших квадратов.**

Для оценки эффективности проделанной работы стоит сравнить результаты нейронной сети с результатами, которые можно получить используя метод наименьших квадратов. Метод наименьших квадратов — один из базовых методов регрессионного анализа для оценки неизвестных параметров регрессионных моделей по выборочным данным. Метод основан на минимизации суммы квадратов остатков регрессии. Необходимо отметить, что собственно методом наименьших квадратов можно назвать метод решения задачи в любой области, если решение заключается или удовлетворяет некоторому критерию

минимизации суммы квадратов некоторых функций от искомым переменных. В отличие от нейронных сетей, метод наименьших квадратов более широко используется, в основном за счет широкого выбора программных продуктов, в которых он достаточно хорошо реализован. В данной работе для построения модели будет использована программа Gretl, которая является прикладным программным пакетом, позволяющим проводить различные эконометрические исследования.

Для начала необходимо сделать тест на нормальное распределение зависимой переменной, которой является показатель капитализации (Рисунок 12).

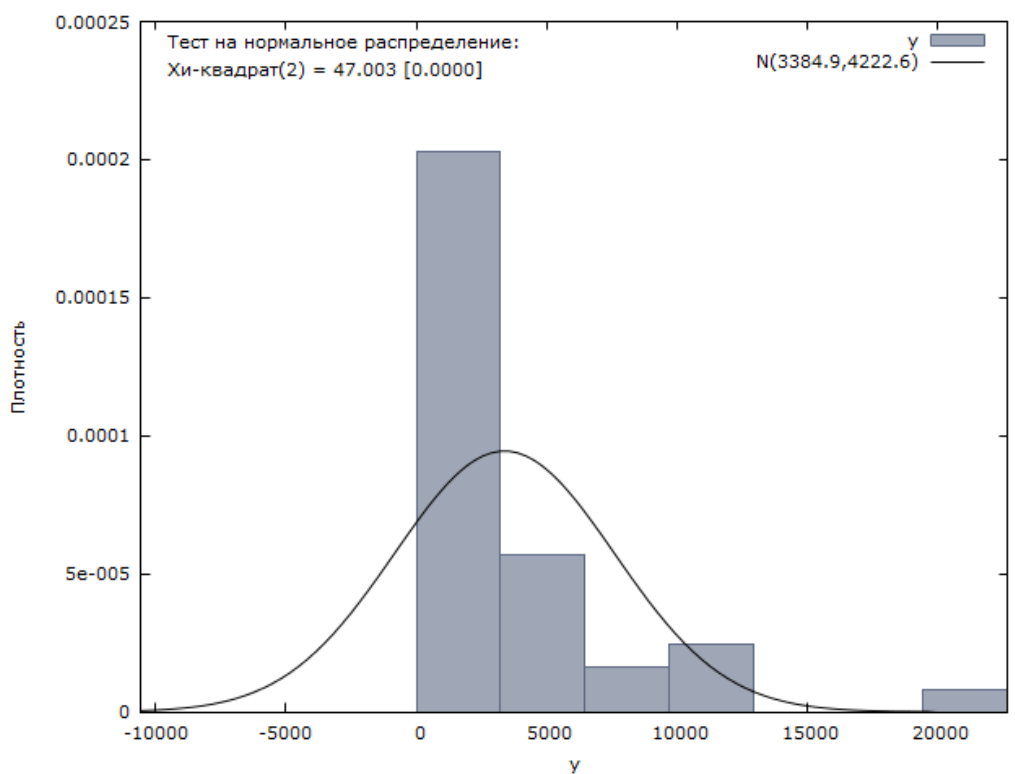


Рисунок 12. – Тест на нормальное распределение значений показателя капитализации.

Описательная статистика значений показателя капитализации приведена в таблице 8.

Таблица 9 - Описательная статистика.

Среднее	3384.93
Медиана	1590.50
Вариация	1.24748
Асимметрия	2.14899
Экссесс	4.57602

Исходя из приведенных выше данных – распределение не является нормальным. Значение Хи-квадрат не удовлетворяет требуемому значению. Показатели коэффициентов вариации и асимметрии так же не находятся в требуемых пределах. Для решения данной проблемы, как правило, применяется метод логарифмирования переменной. В программном продукте Gretl предусмотрена такая возможность, так что дополнительных ручных расчетов не требуется. В некоторых случаях, если путем логарифмирования не удалось привести распределение к нормальному, переменную можно прологарифмировать еще раз, что потребовалось для данной выборки[31]. После логарифмирования получаем следующие данные (Рисунок 13):

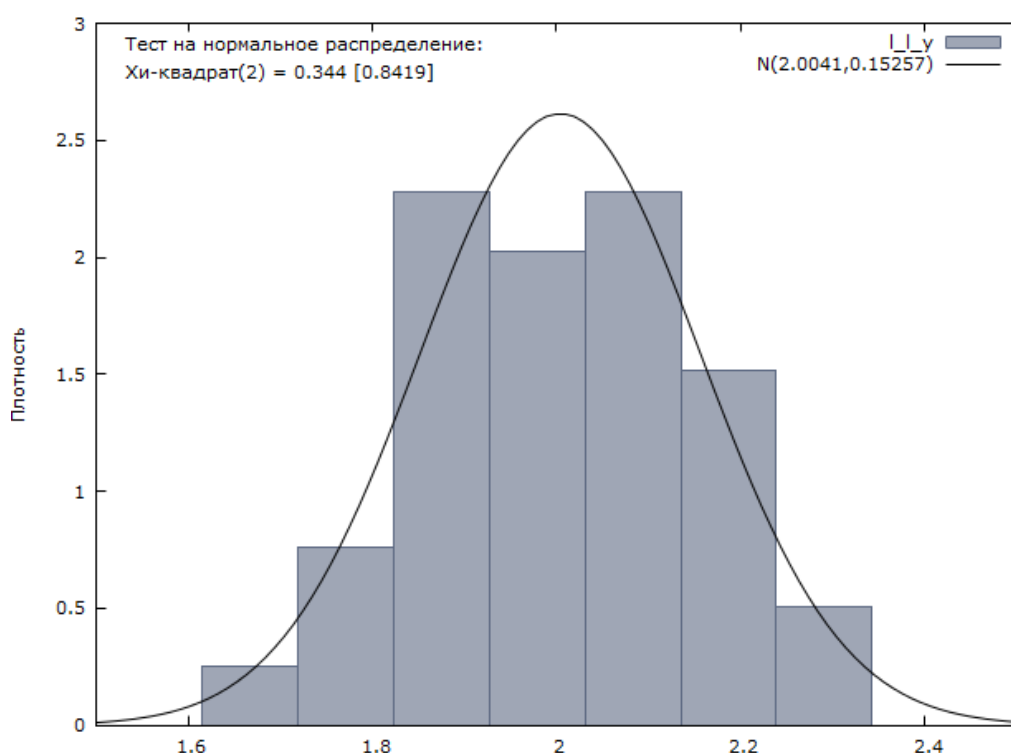


Рисунок 13 - Тест на нормальное распределение значений прологарифмированного показателя капитализации.

На данном графике видно, что после логарифмирования распределение стало близко к нормальному, значение Хи-квадрат удовлетворяет требуемому. Стоит отметить, что при применении двойного логарифма сложно в дальнейшем говорить о достоверности, полученной на основе метода наименьших квадратов, модели.

Далее следует построить корреляционную матрицу для того, чтобы заранее отсеять факторы, которые не окажут влияния на конечную модель, либо исключить мультиколлинеарность. Корреляционная матрица представляет собой набор значений коэффициента корреляции между переменными, представленный в виде матрицы. В свою

очередь коэффициентом корреляции является статистическая взаимосвязь двух или более случайных величин, либо величин, которые можно с некоторой допустимой степенью точности считать таковыми[31]. Приемлемые интервалы значений факторов на зависимую переменную находятся в интервале от -0,8 до -0,2 для обратной зависимости между факторами и от 0,2 до 0,8 для прямой. Для удобства, названия переменных были изменены следующим образом: добыча –  $x_1$ , затраты на поисково-разведочные работы –  $x_2$ , объем производства продуктов –  $x_3$ , объем продаж –  $x_4$ , количество АЗС –  $x_5$ , количество сотрудников –  $x_6$ , капитализация –  $y$ . Данные корреляционной матрицы приведены в таблице ниже (Таблица 10):

Таблица 10 - Корреляционная матрица

X1	X2	X3	X4	X5	X6	y	
1	0.3712	0.4537	0.6677	0.2752	0.4296	0.5806	X1
	1	0.0782	0.1008	-0.0416	0.2128	0.2620	X2
		1	0.7925	0.5919	0.4050	0.6565	X3
			1	0.6264	0.4138	0.6669	X4
				1	0.1615	0.7118	X5
					1	0.3381	X6
						1	y

Исходя из показателей коэффициентов корреляции, можно сделать вывод о том, что все факторы влияют на зависимую переменную. Такой результат так же говорит в пользу метода отбора КРІ на основе присвоения оценок, представленного ранее.

Согласно построенной модели на основе метода наименьших квадратов, значимым оказался только один фактор – количество сотрудников. График прогноза наблюдаемых и расчетных значений представлен ниже(Рисунок 13):

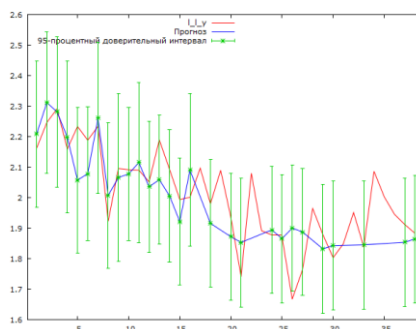


Рисунок 13 - График прогноза наблюдаемых и расчетных значений.

Как видно на графике, прогнозы модели очень сильно расходятся с наблюдаемыми значениями. Стоит отметить, что нейронная сеть только на обучающей выборке показывает во много раз более сильную аппроксимирующую способность. Хотя значение коэффициента детерминации, равного 0,67, свидетельствует о хорошей описательной способности модели, нельзя говорить о ее надежности, вследствие необходимости двойного логарифмирования зависимой переменной для приведения к нормальному распределению.



## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате работы, на основе изученной литературы выяснилось, что ухудшение таких основных показателей у нефтедобывающих фирм не только результат износа оборудования, но и не отвечающие современным стандартам управленческого учета системы, которые на данный момент не способны объективно показать состояние предприятия.

Так же, анализ классификаций и типов архитектур нейронных сетей показал, что использование такого инструмента довольно сложный процесс. Необходимо очень хорошо понимать структуру нейросети, каким образом она функционирует, как распределяются весовые коэффициенты на нейронах и каким образом происходит обучение. Только в случае правильного использования данной информации возможно проведение корректного нейросетевого анализа.

Не смотря на это, в Российской практике уже существуют попытки внедрения такого сложного инструмента в процессы управления производством, повышения объемов продаж, анализа деятельности организации в предшествующих периодах. Обзор литературы и статей на тему использования нейронных сетей в управленческом и бухгалтерском учете показал, что такие попытки хоть и пока являются не частым явлением, но результаты, которых удастся достичь, на данный момент превосходят все стандартные методы исследования. Можно сделать вывод о том, что в будущем нейросетевой анализ будет находить все большее применение во всех областях прикладной экономики.

Для целей исследования автором была написан собственный пример нейронной сети на языке C++ с использованием библиотеки FANN (Fast Artificial Neural Network). Использование такого метода значительно упрощает создание любой нейросетевой структуры, что является очень сложным и кропотливым процессом. Так же данная библиотека хорошо оптимизирована, что позволяет обучать нейросеть за очень короткое время, используя при этом довольно большой массив данных. За счет своей гибкости и простоте в реализации, библиотеки такого типа получают все большее распространение даже среди профессиональных программистов

В ходе работы была разработана методология отбора КРІ для Системы сбалансированных показателей. В работе приведено подробное описание ее использования поэтапно. Сама методология основывается на системе таблиц, которые состоят из качественных оценок количественных показателей, таким образом, чтобы

свести субъективную составляющую при отборе КРІ экспертом к минимуму за счет нейросетевого анализа.

Простроенная нейросеть была апробирована на выбранных ключевых показателях эффективности. Для этого выборка разбита на две части: обучающую и тестовую. Обучающая служила для того, чтобы нейронная сеть смогла присвоить верные коэффициенты при нейронах. На тестовой выборке проверялась ее эффективность и аппроксимирующая способность, так как факт того, что обучение прошло успешно еще не означает верные то, что программа будет давать хорошие прогнозы в будущем. Именно поэтому важно всегда проверять результаты работы нейронной сети на данных, которые ранее не входили в обучающую выборку.

Тем не менее, сравнивая прогнозные значения капитализации с реальными, можно с уверенностью сказать, что программа со своей задачей справилась, ошибка, которую допускает нейросеть является допустимой. На основе таких прогнозов возможен дальнейший расчет плановых показателей КРІ, которые будут способствовать более эффективному управлению компанией менеджерами, что положительно отразится на достижении долгосрочной стратегии и миссии компанией.

Для сравнения автором был сделан прогноз значений капитализации с использованием популярного метода наименьших прогнозов. Данный метод показал свою несостоятельность по сравнению с нейронной сетью. Ошибка при прогнозе получалась слишком большой, даже не смотря на то, что в результате приведения вида выборки к нормальному использовался метод, который ставит под сомнения качество прогноза, полученного таким образом.

Подведя итоги можно сказать, что нейронные сети являются очень перспективным направлением для использования их в дальнейшем в управленческом учете, вне зависимости от отраслевой принадлежности предприятия за счет их гибкости и высокой точности прогнозов. Методы учета и анализа, основанные на нейросетевом анализе имеют очень большие перспективы развития не только в научных статьях, но и в реальном секторе экономики.

### Список использованных источников:

- 1) А.А.Лукьяница. Применение адаптивных методов для обработки экспериментальных данных. / А.А.Лукьяница // В сб.: Нейроинформатика-2009. XI Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике, - 2009 - НИЯУ МИФИ - с.126-162.
- 2) А.В.Гасников, П.Е.Двуреченский, Ю.Е.Нестеров. Стохастические градиентные методы с неточным оракулом. / А.В.Гасников, П.Е.Двуреченский, Ю.Е.Нестеров.// Труды МФТИ - 2016, т.8, № 1, - с.41-91.
- 3) А.Г.Гужва, С.А.Доленко, И.Г.Персианцев, Ю.С.Шугай. Сравнительный анализ методов определения существенности входных переменных при нейросетевом моделировании: методика сравнения и её применение к известным задачам реального мира. / А.Г.Гужва, С.А.Доленко, И.Г.Персианцев, Ю.С.Шугай.// Нейроинформатика-2008. X Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов, - 2008 - МИФИ - ч.2, с.216-225.
- 4) А.Г.Гужва, С.А.Доленко, И.Г.Персианцев. Методика отбора существенных входных признаков при нейросетевом решении задач регрессии. / А.Г.Гужва, С.А.Доленко, И.Г.Персианцев// Нейрокомпьютеры: разработка, применение - 2010, - №3, с.20-32.
- 5) А.И.Галушкин. Нейронные сети. Основы теории. / А.И.Галушкин. // М., Горячая линия - Телеком, 2010. 245 с.
- 6) Буренина И. В., Халикова М.А. Система единых показателей оценки эффективности деятельности вертикально-интегрированных нефтяных компаний [Электронный ресурс] / Буренина И. В., Халикова М.А. // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 7, №3, 2015 Режим доступа: <http://naukovedenie.ru/PDF/34EVN315.pdf>
- 7) Бурцев, А.Л. Анализ финансовой устойчивости организации: теория и сфера применения / А.Л. Бурцев // Вестник ФГТУ. Экономика. 2010. 347 с.
- 8) В.А.Головко. От многослойных персептронов к нейронным сетям глубокого доверия: парадигмы обучения и применение. / В.А.Головко. // В сб.: Нейроинформатика-2015. XVII Всероссийская научно-техническая конференция с международным участием. Лекции по нейроинформатике, НИЯУ МИФИ 2015- с.47-84.
- 9) Вахрушева, О.Б. Бухгалтерский управленческий учет: Учебное пособие / О.Б. Вахрушева. - М.: Дашков и К, 2012. - 252 с.
- 10) Вишняков О.А. Финансовая газета. Региональный выпуск, № 36: Гарант-Консультант, сентябрь 2012.

- 11) Horvath & Partners Внедрение сбалансированной системы показателей / Horvath & Partners// : Пер. с нем. М.: Альпина Бизнес Букс, 2009. – 478 с.
- 12) Воронова, Е.Ю. Управленческий учет: Учебник для академического бакалавриата / Е.Ю. Воронова. // Люберцы: Юрайт, - 2016. - 428 с.
- 13) Воронова, Е.Ю. Управленческий учет: Учебник для бакалавров / Е.Ю. Воронова // М.: Юрайт, - 2013. - 551 с.
- 14) Г.А.Ососков. Практические аспекты нейровычислений в экспериментальной физике. / Г.А.Ососков // В сб.: Нейроинформатика-2009. XI Всероссийская научно-техническая конференция. Лекции по нейроинформатике, - НИЯУ МИФИ, - 2009.с.163-206.
- 15) Гаррисон, Р. Управленческий учет / Р. Гаррисон, Э. Норин, П. Брюэр.// - СПб.: Питер, 2012. - 592 с.
- 16) Дмитриева, И.М. Финансовый и управленческий учет в условиях перехода на МСФО. Теория и практика: Монография. / И.М. Дмитриева, Г.Е. Машинистова. // М.: ЮНИТИ, 2015. - 167 с.
- 17) Друкер П.Ф. Задачи менеджмента в XXI веке: Учеб. Пособие / Друкер П.Ф // Пер. с англ. – 2007 - М.: Изд. дом «Вильямс», 467 с.
- 18) Друри, К. Управленческий и производственный учет. Вводный курс / К. Друри // М.: ЮНИТИ, 2014. - 735 с.
- 19) Друри, К. Управленческий и производственный учет: Учебник / К. Друри. // М.: ЮНИТИ, 2012. - 1423 с.
- 20) Друри, К. Управленческий и производственный учет: Учебный комплекс для студентов вузов / К. Друри // Пер. с англ. В.Н. Егоров. - М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2013. - 1423 с.
- 21) Друри, К. Управленческий учет для бизнес-решений / К. Друри // М.: ЮНИТИ, 2015. - 655 с.
- 22) Друри, К. Управленческий учет для бизнес-решений: Учебник / К. Друри // - М.: ЮНИТИ, 2013. - 655 с.
- 23) Калиева, О.М. Понятие экономической эффективности коммерческой деятельности / О. М. Калиева // Инновационная экономика. — Казань: Бук, 2014. — С. 99-103.
- 24) Каплан Р. С., Нортон Д. П. Сбалансированная система показателей. От стратегии к действию / Каплан Р. С., Нортон Д. П.// Пер. с англ. М.: ЗАО "Олимп-Бизнес", 2010. – 320 с.
- 25) Каплан Р. С., Нортон Д. П. Стратегическое единство: создание синергии организации с помощью сбалансированной системы показателей / Каплан Р. С., Нортон Д. П.// Пер. с англ. М.: ООО "И.Д. Вильямс", 2010. – 384 с.

- 26) Каплан Р.С., Нортон Д.П. Организация, ориентированная на стратегию. Как в новой бизнес-среде преуспевают организации, применяющие сбалансированную систему показателей / Каплан Р.С., Нортон Д.П. // Пер. с англ. - М.: ЗАО «Олимп-Бизнес», 2004. - 416 с.
- 27) Крылов С.И. Анализ в сбалансированной системе показателей / Крылов С.И. // Экономический анализ: теория и практика. 2010
- 28) Материалы II международной научной-практической конференции, посвященной 75-летию экономического факультета Санкт-Петербургского государственного университета; III международной научной конференции — Соколовские чтения «Бухгалтерский учет: взгляд из прошлого в будущее; международной весенней конференции молодых ученых-экономистов «Наука молодая» 22–25 апреля 2015 г. / ред. колл.: О. Л. Маргания, С. А. Белозеров [и др.]. — СПб.: Изд-во Скифияпринт, 2015.
- 29) Муравицкая, Н.К. Тесты по бухгалтерскому учету: теория бухгалтерского учета, бухгалтерский финансовый учет, управленческий учет, бух. фин. отчетность. / Н.К. Муравицкая. // М.: Финансы и статистика, 2013. - 272 с.
- 30) Мусина Д.Р. Стратегический контроллинг с применением системы сбалансированных показателей в нефтяных компаниях [Электронный ресурс] / Мусина Д.Р. // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 8, №4, 2016 Режим доступа: <http://naukovedenie.ru/PDF/75EVN416.pdf>
- 31) Новиков, А.И. Эконометрика: Учебное пособие / А. И. Новиков // – М.: Издательско-торговая корпорация «Дашков и К<sup>о</sup>», 2015. – 224 с.
- 32) Парментер Дэвид. Ключевые показатели эффективности. Разработка, внедрении применение решающих показателей / Парментер Дэвид.// Пер. с англ. А. Платонова. - М.: ЗАО «Олимп-Бизнес», 2011. - 288 с.: ил.
- 33) Приказ Минфина РФ от 31 октября 2000 г. N 94н "Об утверждении Плана счетов бухгалтерского учета финансово-хозяйственной деятельности организаций и инструкции по его применению".
- 34) Приказ Минфина РФ от 6 мая 1999 г. N 33н "Об утверждении Положения по бухгалтерскому учету "Расходы организации" ПБУ 10/99"
- 35) Приказ Минфина РФ от 9 июня 2001 г. N 44н "Об утверждении Положения по бухгалтерскому учету "Учет материально-производственных запасов" ПБУ 5/01".
- 36) Симчера, В.М. Управленческий учет накладных расходов / В.М. Симчера // - М.: Финансы и статистика, 2011. – 448 с.
- 37) Т.Кохонен. Самоорганизующиеся карты. / Т.Кохонен // М., "Бином", 2008. 656 с.

- 38) Тасмуханова А.Е., Кулембетова А.Р., Мусина Д.Р. Стратегический контроллинг с применением системы сбалансированных показателей в нефтяных компаниях / Тасмуханова А.Е., Кулембетова А.Р., Мусина Д.Р. // Интернет-журнал «НАУКОВЕДЕНИЕ» Том 8, №4 (2016) Режим доступа: <http://naukovedenie.ru/PDF/75EVN416.pdf>
- 39) Томпсон А.А., Стрикленд Дж. Стратегический менеджмент: концепции и ситуации для анализа, 12-е издание / Томпсон А.А., Стрикленд Дж. //: Пер. с англ. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2012. – 928 с.
- 40) ТЭК России №1: Нефтегазодобывающая и нефтеперерабатывающая промышленность – Уфа: УГНТУ, 2008.
- 41) Хервиг Фридаг, Вальтер Шмидт. Сбалансированная система показателей. / Хервиг Фридаг, Вальтер Шмидт. // – М., 2011.
- 42) Я.М.Карандашев, Б.В.Крыжановский, Л.Б.Литинский. Обобщённая модель Хопфилда и статфизический подход: общий случай. Нейроинформатика-2011. XIII Всероссийская научно-техническая конференция. Сборник научных трудов, ч.3, с.181-190. М., НИЯУ МИФИ, 2010.
- 43) A.Dolenko, V.V.Fadeev, I.V.Gerdova, S.A.Dolenko, and R.Reuter. Fluorescence Diagnostics of Oil Pollution in Coastal Marine Waters by Use of Artificial Neural Networks. Applied Optics, 2002, v.41, No.24, pp.5155-5166.
- 44) A.Mordvintsev, C.Olah, M.Tyka. Inceptionism: Going Deeper into Neural Networks. Google Research Blog, June 17, 2015
- 45) Bourslard, H. Kamp, Y. Auto-Association by Multilayer Perceptrons and Singular Value Decomposition / Bourslard, H. Kamp, Y. // Biol. Cybern. 59, 291-294, 1988
- 46) Broomhead, D.S. David Lowe, Radial Basis Functions, Multi-Variable Functional Interpolation and Adaptive Networks / Broomhead D.S. David Lowe // Royal Signals and Radar Establishment Memorandum 4148, 1988
- 47) Diaconis, P. The Markov chain Monte Carlo revolution. / Diaconis, P. // Bulletin of the American Mathematical Society 46:179–205. 2009
- 48) Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh, Y. A fast learning algorithm for deep belief nets. / Hinton, G. E., Osindero, S., & Teh Y. // Neural Computation, 2006, 1527–1554
- 49) Hopfield, J.J. Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities / Hopfield J.J. // Proc. NatL Acad. Sci. USA Vol. 79, pp. 2554-2558, 1982

- 50) Hyvarinen, A. and Hoyer, P.O. A 2-layer sparse coding model learns simple and complex cell receptive fields and topography from natural images. / Hyvarinen, A. and Hoyer // Vision Research, 2001, 2413-2423.
- 51) I.Sutskever, J.Martens, G.Dahl, G.Hinton. On the importance of initialization and momentum in deep learning. J. of Machine Learning Research, 2013, V. 28, No. 3, pp. 1139-1147.
- 52) Kingma, D. P. Welling M. Auto-Encoding Variational Bayes [Электронный ресурс] / Kingma, D. P. Welling M. 2014 Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1312.6114v10.pdf>
- 53) Learning and relearning in Boltzmann machines, Hinton, G. E. Sejnowski, T. J. 2015
- 54) Matthew D. Zeiler, Dilip Krishnan, Graham W. Taylor and Rob Fergus Deconvolutional Networks, 2010
- 55) Rosenblatt, F. The perceptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. / Rosenblatt F. // Psychological Review Vol. 65, No. 6, 1958, p. 386-408
- 56) S.A.Burikov, S.A.Dolenko, T.A.Dolenko, I.G.Persiantsev. Application of Artificial Neural Networks to Solve Problems of Identification and Determination of Concentration of Salts in Multi-Component Water Solutions by Raman spectra. Optical Memory and Neural Networks (Information Optics), 2010, V.19, No.2, pp.140-148.
- 57) S.Dolenko, A.Efitorov, S.Burikov, T.Dolenko, K.Laptinskiy, and I.Persiantsev. Neural Network Approaches to Solution of the Inverse Problem of Identification and Determination of the Ionic Composition of Multi-component Water Solutions. L.Iliadis and C.Jayne (Eds.): EANN 2015. Springer International Publishing Switzerland 2015. Communications in Computer and Information Science (CCIS), 2015, v.517, pp.109-118.
- 58) S.Dolenko, S.Burikov, T.Dolenko, A.Efitorov, K.Gushchin, I.Persiantsev. Neural Network Approaches to Solution of the Inverse Problem of Identification and Determination of Partial Concentrations of Salts in Multi-component Water Solutions. S.Wermter et al. (Eds.): ICANN 2014. Lecture Notes in Computer Science (LNCS), 2014, V.8681, pp.805–812.
- 59) S.Dolenko, T.Dolenko, S.Burikov, V.Fadeev, A.Sabirov, and I.Persiantsev. Comparison of Input Data Compression Methods in Neural Network Solution of Inverse Problem in Laser Raman Spectroscopy of Natural Waters. In: A.E.P. Villa et al. (Eds.): ICANN 2012, Part II. Lecture Notes in Computer Science, 2012, V.7553, pp.443-450.
- 60) T.A.Dolenko, I.V.Churina, V.V.Fadeev, and S.M.Glushkov. Valence band of liquid water Raman scattering: some peculiarities and applications in the diagnostics of water media. J. Raman Spectroscopy, 2000, v.31, p. 863-870.

**ПРИЛОЖЕНИЕ А. Показатели производственных программ и ССП по ключевым сегментам ВИНК**

Таблица А.1

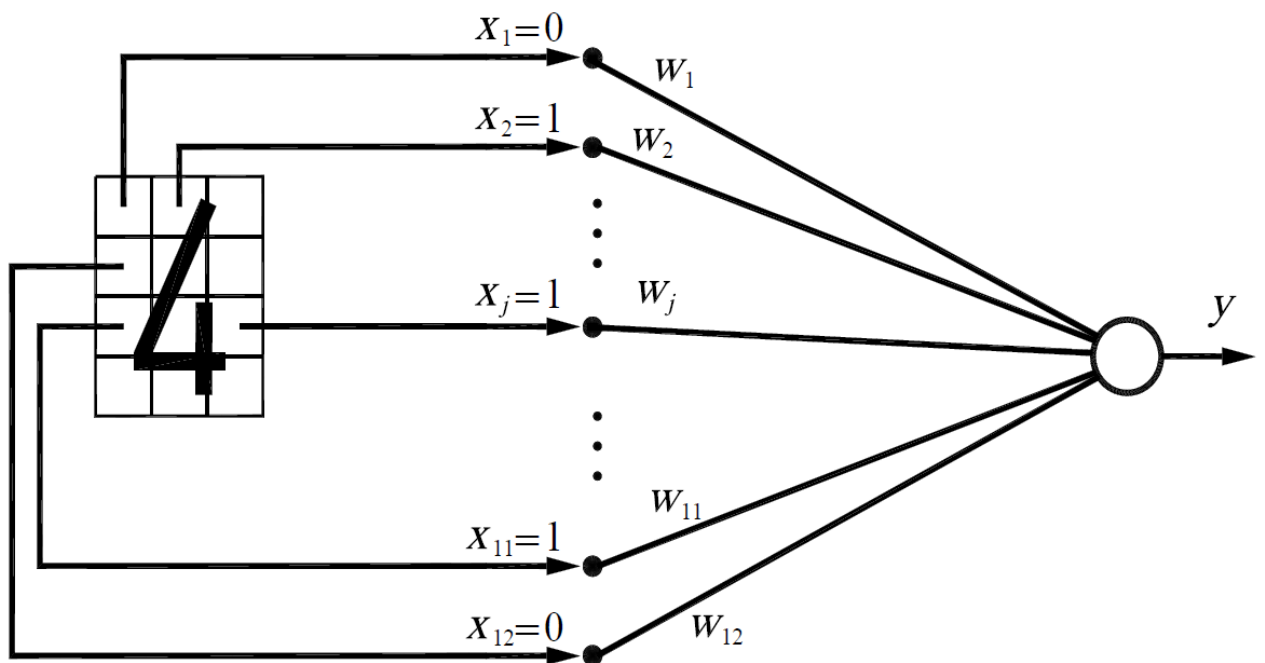
Сегмент	Структурное подразделение	Показатель производственной программы	Показатель ССП
Разведка и добыча	Нефтедобывающие предприятия	1) Производственная мощность, т. 2) Коэффициент использования скважин, % 3) Коэффициент эксплуатации скважин, % 4) Дебит скважин, т/сут. 5) Дебит скважин по жидкости, т/сут. 6) Среднедействующий фонд скважин, скв-сут. 7) Эффективный фонд времени скважин, скв-сут. 8) Планируемый объем добычи нефти и газа, тыс. т; м <sup>3</sup> 9) Товарный расход нефти, тыс. т 10) Полезное использование газа, м <sup>3</sup> 11) Объем валовой продукции, руб. 12) Объем товарной продукции, руб.	1) Годовой прирост добычи, % 2) Среднесуточный дебит, т/сут. 3) Коэффициент восполнения запасов, % 4) Доказанные запасы, млн. барр. 5) Вероятные и возможные запасы, млн. барр. 6) Доля новых месторождений в совокупной добычи углеводородов, % 7) Количество месторождений, шт. 8) Кол-во лицензий на ГР и разработку, шт. 9) Удельные затраты на поисково-разведочные работы, руб. 10) Глубокое поисковое бурение, тыс. м 11) Средняя проходка на долото, м 12) Сейсморазведка, км
Разведка и добыча	Сервисные предприятия по бурению и капитальному ремонту скважин	1) Число законченных строительством разведочных и эксплуатационных скважин, скв. 2) Объем разведочного и эксплуатационного бурения, м 3) Объем геофизических работ, км <sup>2</sup> 4) Коммерческая скорость бурения, м/ст-мес. 5) Проходка на долото, м 6) Календарная продолжительность цикла строительства скважин, сут. 7) Число буровых установок, шт. 8) Число буровых и вышкомонтажных бригад, шт.	



Окончание приложения А

Сегмент	Структурное подразделение	Показатель производственной программы	Показатель ССП
<b>Переработка</b>		1) Производственная мощность технологической установки, тыс. т 2) Норма выхода продукции,% 3) Планируемый объем переработки, тыс. т 4) Глубина переработки нефти, %	1) Глубина нефтепереработки, % 2) Выход светлых нефтепродуктов, % 3) Индекс Нельсона 4) Коэффициент использования мощностей,% 5) Доля высокооктановых бензинов в общем выпуске автобензинов, % 6) Переработка, тыс. т 7) Маржа переработки 8) Коэффициент ритмичности переработки, % 9) Объем производства нефтепродуктов, тыс. т
<b>Сбыт</b>	<b>Нефтеперерабатывающие предприятия</b>	1) Плановый объем транспортировки, тыс. т; м3 2) Объем перекачки нефти (нефтепродуктов), тыс. т 3) Пропускная способность трубопровода, м3/год; тыс. т/год 4) Объем транспортной работы, тыс. т/км 5) Объем товарного газа, м3 6) Потери нефти, газа и нефтепродуктов, тыс. т; м3 7) Расход нефти, газа и нефтепродуктов на собственные нужды, тыс. т, м3	1) Объем продаж, тыс. т 2) Доля продаж на экспорт и на внутренний рынок, % 3) Объем розничных и оптовых продаж, тыс. т 4) Количество АЗС, шт. 5) Доля собственных АЗС,% 6) Прирост объемов экспорта, % 7) Доля рынка в поставках бензина,%

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. Персептрон, классифицирующий числа на чётные и нечётные.



## ПРИЛОЖЕНИЕ В. Образец написания нейронной сети с использованием библиотеки FANN на языке C++.

```
#include "iostream"
#include "stdio.h"
#include "fann.h"
#include "floatfann.h"

using std::cout;
using std::endl;

int main()
{
    const unsigned int layers[4] = {6, 30, 30, 1};
    const float desired_error = (const float) 0.000001;
    const unsigned int max_epochs = 10000;
    const unsigned int epochs_between_reports = 2;
    fann_type *calc_out;
    fann_type input[6];

    struct fann *ann = fann_create_standard_array(4, layers);

    fann_set_activation_function_hidden(ann, FANN_SIGMOID_SYMMETRIC);
    fann_set_activation_function_output(ann, FANN_SIGMOID_SYMMETRIC);

    fann_train_on_file(ann, "training.txt", max_epochs,
        epochs_between_reports, desired_error);

    input[0] = 0.0272;
    input[1] = 0.094546;
        input[2] = 0.0093;
        input[3] = 0.0243;
        input[4] = 0.00692;
        input[5] = 0.020713;
    calc_out = fann_run(ann, input);

    printf("xor test (%f,%f,%f,%f,%f,%f) -> %f/n", input[0], input[1], input[2],
input[3], input[4], input[5], calc_out[0]);

    fann_save(ann, "xor_float.net");
    fann_destroy(ann);

    system("pause"); return 0;
}
```

## ПРИЛОЖЕНИЕ Г. Обучающая выборка нейронной сети

Показатель	Добыча, млн.тонн	Затраты на поисково- разведочны е работы, млн.р	Объем производств а продуктов, млн.т	объем продаж , млн. т	Количество АЗС, шт	Кол-во сотрудник ов, чел	Капитализация , млрд. руб
Sinopec	41.39876	92808	149.17	194.84	30603	451611	5933.15
Royal Dutch Shell	83.4768	93706	146.97	322.76	43000	93000	12746
ExxonMobil	117.74	120761	212.54	273	20000	71100	19632
BP	106.77	99918	83.65	<a href="#">386</a>	<a href="#">32000</a>	<a href="#">74500</a>	<a href="#">5812</a>
PetroChina	64.108	75869	52.46	141	18096	508757	11266
Total	83.4768	81281	93.14	280.15	14641	102168	7477
Chevron	85.5228	59981	84.13	133.18	43500	51953	11306
Газпром	79.7	255235	43.07	18.5	1510	456000	934.27
Eni	86	526454	24.52	67	5622	33536	3391.17
Petrobras	106.74	102904	89.26	108.08	8176	68829	3283
Роснефть	231.75	116870	28.3	230.2	2571	261500	3250
Лукойл	104.55	114000	60.9	78.9	5556	105500	2400
JX Holdings	91.2	113995	71.2	104.45	10548	28941	7543
Statoil	17.89	97865	106.98	113.08	9846	20539	3317
Marathon Petroleum	29.5	94846	47.1	84.5	3900	27000	1549
PTT Public Company	99.1	121121	164.95	322.17	183	400000	1632
Repsol	27.8	22584	50.4	48.4	4715	26877	1398
...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
...	...	...	...	...	...	...	...
OMV	15.7	51360	17.8	16.5	3777	25403	1018
Idemitsu Kosan	1.4	32016	9.9	9.5	5250	9203	299.75
Suncor Energy	25.1	77755	17.7	16.1	4876	12837	2994
Ecopetrol	30.8	37936	11.8	24.5	3587	6975	758
PKN Orlen	30.9	86451	24.1	30.4	2679	19932	692
Cosmo Oil	1.9	34856	29.6	30.1	4125	3546	692
Showa Shell Sekiyu	35.1	87354	22.4	34.6	3212	6547	199.81
S-Oil	25.4	74546	33.3	31.1	1547	2902	341

**ПРИЛОЖЕНИЕ Д. Блок-схема процесса внедрения Сбалансированной системы показателей**

