

ЭНЕРГЕТИЧЕСКИЙ ФОРСАЙТ



**НЕЙРОМОДЕЛИРОВАНИЕ
КАК ИНСТРУМЕНТ
ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ
ЭНЕРГОИНФОРМАЦИОННЫХ СЕТЕЙ**

А.С. Каменев, С.Ю. Королев, В.Н. Сокотущенко

Глобализация и Устойчивое развитие
ИНСТИТУТ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ СТРАТЕГИИ
(ЗАО «ГУ ИЭС»)

Информационно-технологический центр
«Стратегическое прогнозирование в энергетике и экономике»
(ООО ИТЦ «СПЭЭ»)

НЕЙРОМОДЕЛИРОВАНИЕ
КАК ИНСТРУМЕНТ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ
ЭНЕРГОИНФОРМАЦИОННЫХ СЕТЕЙ

А.С. Каменев, С.Ю. Королев, В.Н. Сокотущенко

Москва
2012

УДК 001(620.9:338:504.75)

ББК 67.407

Каменев А.С., Королев С.Ю., Сокотущенко В.Н. Нейромоделирование как инструмент интеллектуализации энергоинформационных сетей / Под ред. В.В. Бушуева – М.: ИЦ «Энергия», 2012. – 124 с.

ISBN 978-5-905696-08-4

Настоящая работа посвящена проблематике использования искусственных нейронных сетей как инструмента интеллектуализации «умных» энергоинформационных сетей.

Авторы отмечают надвигающийся структурно-технологический кризис в энергетике, когда морально устаревшая инфраструктура и идеологические подходы в отрасли не соответствуют тем вызовам, которые перед ними ставят новые технологии. Отмечается, что одним из способов преодоления такого кризиса является построение взаимосвязанных самоорганизующихся интеллектуальных систем, предполагающих мультиагентное управление, так называемых интеллектуальных сетей. В работе отмечается, что интеллектуальные сети есть эволюционное продолжение «умных» сетей, для «интеллектуализации» последних предлагается использование искусственных нейронных сетей (ИНС). Далее следует обзор применения ИНС как в электроэнергетике, так и в нефтегазовой сфере, делается вывод о наиболее перспективных направлениях их использования. Следует также отметить попытку авторов комплексно рассмотреть поставленную проблему в свете не только экономических, технологических и управленческих, но и социально-психологических аспектов, как решающих для принятия обществом новых технологий.

Для специалистов-энергетиков, научных работников, студентов вузов, а также для всех, кто интересуется глобальными проблемами и современными тенденциями развития электроэнергетики.

Рецензенты:

Ю.Н. Кучеров, доктор технических наук

Б.Б. Кобец, кандидат технических наук

ISBN 978-5-905696-08-4

© Авторы, 2012

© ЗАО «ГУ ИЭС», 2012

© ООО ИТЦ «СПЭЭ», 2012

© ИЦ «Энергия», 2012

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение	5
Глава 1. «Умные» сети	12
1.1. На пороге модернизации	12
1.2. Варианты развития электрических сетей	17
1.3. «Умная» электросеть	18
1.4. Технологии для построения «умной» электросети.	20
1.5. Выгоды от внедрения «умной» сети	26
Глава 2. Введение в нейромоделирование	29
2.1. Принцип работы искусственной нейронной сети (ИНС)	29
2.2. Инновационные составляющие ИНС	33
Глава 3. Оценка использования нейронных сетей в электроэнергетике	39
3.1. Прогнозирование нагрузки	41
3.2. Прогнозирование цен на электроэнергию	43
3.3. Диагностика и локализация аварийных ситуаций	46
3.4. Оптимизация распределения нагрузки	47
3.5. Оценка надежности	48
3.6. Основные тенденции	50
Глава 4. Распознавание образов в электроэнергетике	51
4.1. Введение в теорию распознавания образов	51
4.2. Задача распознавания образов в электроэнергетике	53
4.3. Преимущества нейросетевых методов распознавания образов	65

Глава 5. Нейронное моделирование технологических и экономических процессов на мировом нефтегазовом рынке	66
5.1. Нейросетевые технологии в электроэнергетике: прогнозирование временных рядов	66
5.2. Актуальность нейронного моделирования технологических и экономических процессов на мировом нефтегазовом рынке	68
5.3. Возможности применения нейронных сетей для решения проблем нефтегазовой отрасли и нефтегазового рынка	74
5.4. Преимущества и возможности применения нейронных сетей	77
5.5. Прогностические возможности нейронных сетей	82
5.6. Возможности нейронной сети, как эксперта	85
5.7. Описание используемой нейросетевой парадигмы. Описание входных и выходных параметров нейросети	89
5.8. Обоснование выбора основных факторов, влияющих на конъюнктуру, в том числе на цены мирового нефтегазового рынка	94
5.9. Описание структуры нейросети, применительно к задачам прогнозирования инновационного развития мирового нефтегазового рынка	106
Глава 6. Социопсихологические аспекты востребованности новых технологий	114
Заключение	118
Литература	119

ВВЕДЕНИЕ

При инновационном сценарии развития экономики в ближайшие десятилетия нас ожидает качественный скачок в направлении интеллектуализации всех сфер человеческой деятельности, и в первую очередь, энергетики.

Сегодня энергетика находится на пороге неоиндустриального этапа развития, основными трендами которого должны стать количественный и качественный рост в областях генерации и потребления электроэнергии, а также дальнейшая глобализация и одновременно регионализация энергетики [1].

Накопленные за последние десятилетия знания и разработанные технологии требуют для своего всеобъемлющего применения качественно новых подходов и идеологии к развитию энергетики.

Намечается революционная ситуация, когда энергетические отрасли не могут справиться со стоящими перед ними вызовами без перехода на новую интеллектуальную технологическую базу, а стареющая инфраструктура, рассчитанная на жесткую иерархическую структуру и ограниченная узкими рамками отраслевого подхода, не позволяет осуществить столь необходимый технологический переход.

Это позволяет нам говорить **о структурно-технологическом кризисе в энергетике**, когда дальнейшее технологическое развитие принципиально невозможно при сохраняющейся структуре.

Наиболее остро структурно-технологический кризис отражается на электроэнергетике, как на наиболее сложной и комплексной энергетической отрасли, проецирующей на себе проблемы всех других энергоотраслей. Прогнозы структуры потребления электроэнергии демонстрируют кардинальные изменения. С 2010 г. по 2050 г. доля промышленности снизится с 55 до 48%, при этом резко вырастет доля ЖКХ и сферы бытовых услуг с 23 до 35% или с 235 до 935 млрд кВт·ч в абсолютном исчислении (рис. 1)[2].

Таким образом, с учетом развития электромобилей в ближайшем будущем поставщикам электроэнергии придется переориентироваться с крупных промышленных потребителей на мелкие домохозяйства, что станет технологическим, управленческим и маркетинговым вызовом, справиться с которым возможно только при переходе на новую технологическую базу. Ее основой станут такие инновацион-



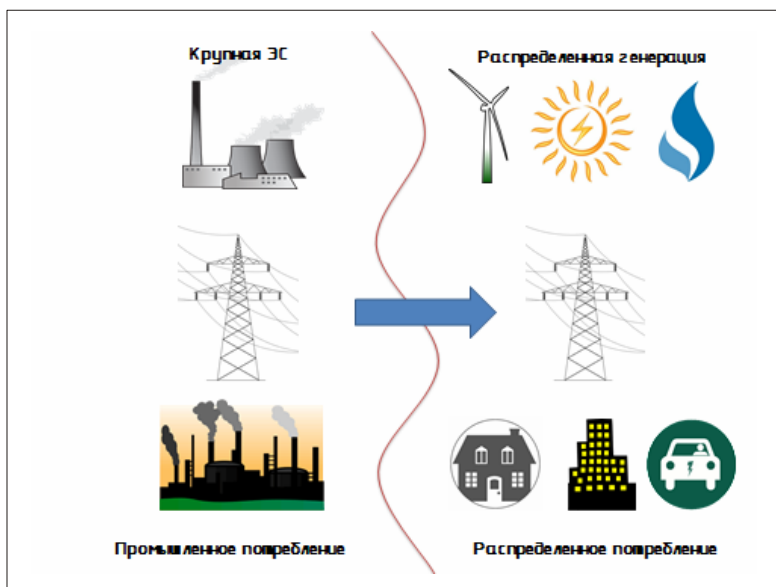
Рис.1. Прогнозы структуры энергопотребления к 2050 г.

ные концепции, как распределенная генерация, кластеры мини-электростанций (Virtual Power Plant), активно-адаптивные сети. Немаловажным остается факт, что изменение структуры потребления будет сопровождаться резким ростом спроса в условиях надвигающегося экологического и ресурсного кризиса, что потребует развития технологий альтернативных источников энергии. Но при сохранении устаревшей идеологии и инфраструктуры индустриального этапа развития, прежде всего, рассчитанных на снабжение производственных гигантов, переход на вышеперечисленные технологии невозможен.

Российская специфика заключается в том, что отрасль продолжает находиться на переходном этапе от государственной вертикально интегрированной монополии к полностью конкурентному рынку. Следствием дальнейшей либерализации отрасли и распространения рыночных правил на сферу ЖКХ станет скачкообразное увеличение количества участников рынка. Вслед за количественными стоит ожидать и качественных изменений. Прежде всего, из-за развития распределенной генерации появится новый тип субъектов рынка: потребитель с возможностью генерации и управления собственным потреблением, что потребует абсолютно новой структуры и идеологии управления (рис. 2).

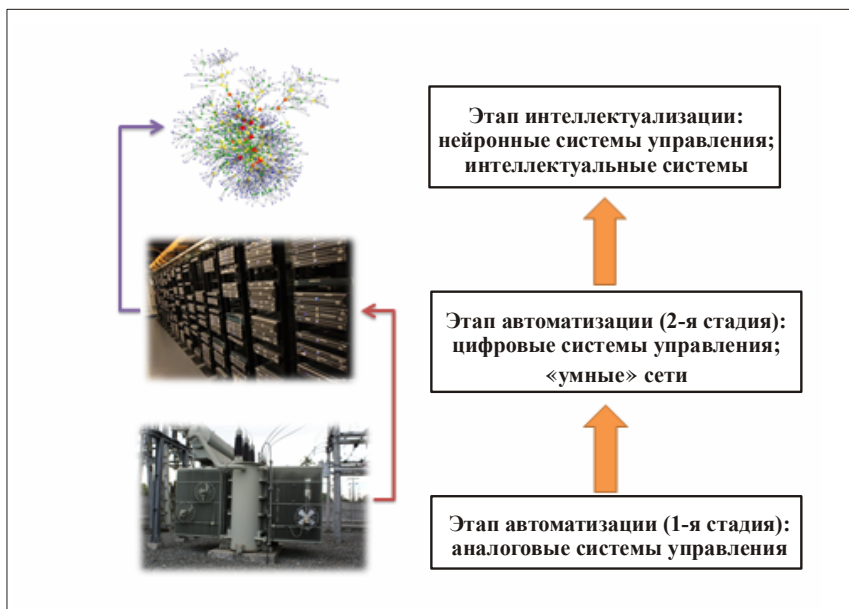
Очевидно, для преодоления структурно-технологического кризиса необходима новая энергетическая идеология и инфраструктура. Но до сих пор остается открытым вопрос, каким требованиям они должны отвечать? Учитывая опыт развития информационных сетей за прошедшее десятилетие и тенденции развития, на наш взгляд, основными свойствами энергетической инфраструктуры будущего должны стать:

- сетевая архитектура;
- интеллектуализация;
- мультиагентное управление;
- активная адаптация (самоорганизация);
- отраслевая интеграция;
- масштабируемость;
- связность с глобальным информационным пространством;
- удобство, как социально-психологический критерий для конечного потребителя.



Источник: авторы брошюры.

Рис. 2. Изменение типа генерации и потребления



Источник: авторы брошюры.

Рис. 3. Этапы развития систем управления

Одним из наиболее перспективных способов преодоления структурно-технологического кризиса в энергетике является построение взаимосвязанных самоорганизующихся интеллектуальных систем, предполагающих мультиагентное управление. При использовании таких систем мы сможем воедино увязать все имеющиеся технологии и концепции и, заодно, преодолеть ограничения узкоотраслевого подхода, что дает надежду на появление качественно новых эффектов от возникших межотраслевой и энергоинформационной синергий. Именно появление и взаимодействие таких систем позволит говорить о новой энергетике XXI века.

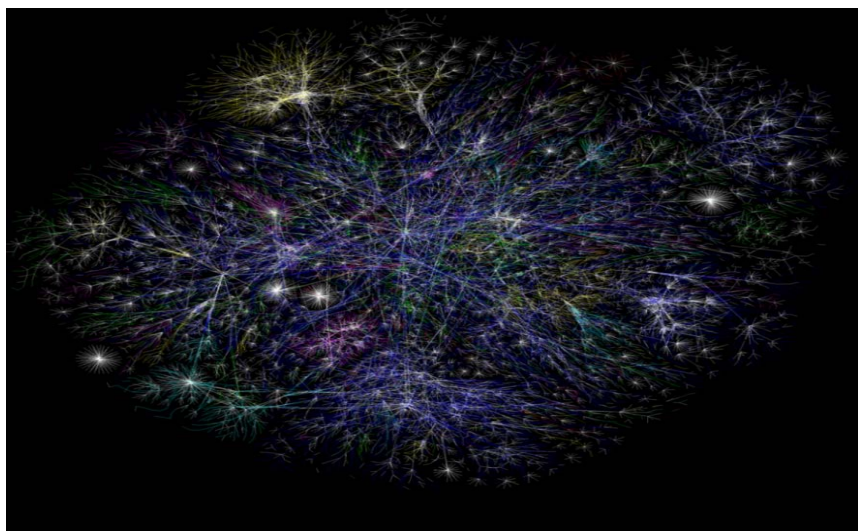
На наш взгляд, интеллектуальную сеть следует рассматривать эволюционным продолжением «умной» сети (рис. 3). Их основные отличия заключаются в структуре и динамике развития. В интеллектуальной сети на первое место выходят задачи оценки и управления рисками и согласование интересов множества субъектов системы, в то время как «умная» сеть решает задачи диспетчеризации и диспетчерского управления в условиях строгой иерархической структуры. Следствием увеличения объектов управления и их разнообразных взаимосвязей, в первую очередь за счет развития рас-

пределенной генерации, станет «проклятие размерности», что потребует перераспределения на нижние уровни ответственности в системе и, соответственно, ее интеллектуализации. Таким образом, вначале будет происходить переход от аналоговых систем управления к цифровым с построением единой энергоинформационной системы, в результате чего мы получим «умные» сети. Затем вслед за увеличением информации, субъектов и объектов управления потребуются интеллектуализация построенной на предыдущем этапе энергоинформационной системы. В результате, произойдет переход от «умных» к интеллектуальным сетям.

Что же может послужить научно-методологической основой интеллектуализации? На сегодняшний день принято говорить о двух подходах к созданию искусственного интеллекта:

- *семиотический (нисходящий)*, направлен на построение экспертных систем и баз знаний, имитирующих высокоуровневые психические процессы (рассуждение, мышление, речь);
- *биологический (восходящий)*, направлен на построение систем искусственного интеллекта (ИИ), в том числе распределенных (роевой интеллект и т. д.), моделирующих интеллект на основе биологических элементов.

Семиотический подход может пользоваться успехом на этапе «умных» сетей в условиях строгой иерархической системы, в основном, для построения систем поддержки принятия решения. При условии развития энергетики в направлении массовой децентрализации с появлением большого количества субъектов и объектов управления в условиях глобализации и межотраслевой интеграции, нечто аналогичное уже произошло с информационными сетями (появление и развитие сети Интернет, рис. 4), потребуется уже другой тип интеллекта – коллективный, построенный из множества частично независимых интеллектуальных агентов, находящихся в условиях непрерывно меняющейся внешней среды. Следовательно, на первый план выходит биологический подход, имитирующий поведение сложных биологических систем, представителями которого являются искусственные нейронные сети и эволюционные алгоритмы. Принимая во внимание условие постоянно меняющейся среды и структуры, основной задачей, на наш взгляд, станет задача машинного обучения, что дает искусственным нейронным сетям (ИНС) неоспоримое преимущество.



Источник: *opte.org*.

Рис. 4. Структура сети Интернет

ИНС – математические модели, а также программные или аппаратные реализации, построенные по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – сетей нервных клеток живого организма. Нейронные сети не программируются, а обучаются по исходному набору данных. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. ИНС применяются для решения задач классификации и распознавания образов, оптимизации, прогнозирования и автоматизации. Подробный анализ использования ИНС в электроэнергетике приводится во 2-й главе.

Заметим, что с точки зрения использования ИНС, все полученные в электрических сетях наработки и результаты можно распространить и на другие инфраструктуры, например газораспределительные сети, с последующей их интеграцией в единую энергоинформационную систему.

В общем, конфигурацию интеллектуальной энергоинформационной сети можно описать, как многоагентную систему, образованную большим количеством частично независимых интеллектуальных агентов, построенных на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), выполняющих функции оценки рисков и согласования интересов.

Помимо технологических, управленческих и экономических аспектов в энергетике будущего будут исключительно важны еще и социально-психологические, т. к. на первое место выходит потребитель-человек и именно его предпочтения станут определяющими. Поэтому в рамках 5-й главы данной работы сделана попытка рассмотреть определенные не материальные, а социально-психологические принципы, обуславливающие позитивные или негативные реакции общества на появление новых технологий, обуславливающие популярность тех или иных продуктов и услуг. Подвергнуть рассмотрению ожидаемый при внедрении новых технологий или подходов эффект и причины, по которым он достигается, представляется крайне важным не только для понимания перспектив, которые дает нам исследование, но и для видения пути решения задач.

Глава 1.

«УМНЫЕ» СЕТИ

Первым шагом к интеллектуализации отрасли станет построение энергоинформационной инфраструктуры посредством перехода с аналоговых на цифровые системы управления с широким использованием сетевых технологий. То есть, прежде чем появятся интеллектуальные сети, должны быть построены «умные» сети. Поэтому в данной главе мы уделили внимание именно этому спектру технологий.

Растущее потребление электроэнергии приводит стареющие электросети на грань превышения расчетной нагрузки, поэтому сетевые компании по всему миру сталкиваются с одной и той же дилеммой. С одной стороны, потребность в высококачественном бесперебойном электроснабжении продолжает расти. С другой стороны, регулирующие органы не приветствуют повышение тарифов, идущее на оплату критически важных обновлений инфраструктуры.

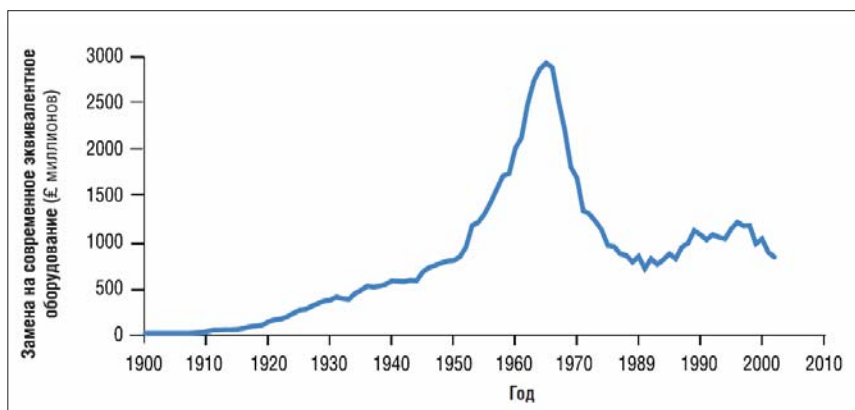
Переход на работу по принципу «умной» сети, базирующейся на усовершенствованной сетевой аналитике, автоматизированном управлении приборами учета, удаленном мониторинге и контроле над оборудованием, управлении мобильными человеческими ресурсами и использовании современных систем SCADA¹, работающих через IP, поможет сетевым компаниям продлить ресурс оборудования, определить приоритеты в замене оборудования, отложить дорогостоящие обновления сети и предотвратить сетевые сбои.

В любом случае, «умная» сеть создана для того, чтобы позволить сетевым компаниям оказывать услуги лучшего качества без резкого повышения цен, а также стать первым шагом для построения инфраструктуры новой энергетики.

1.1. На пороге модернизации

Начало нового тысячелетия уже осталось позади, а многие сетевые компании пытаются дать электроэнергию миру XXI века, используя технологии и управленческие концепции XX века. Находясь под давлением с четырех сторон – стареющее оборудование, растущие пиковые нагрузки, внедрение новых технологий генерации и ограниченные доходы по причине регулирования и хищения – сетевые компании ищут новый, «умный» подход к организации работы своих сетей.

¹ SCADA (аббр. от англ. Supervisory Control And Data Acquisition – Диспетчерское управление и сбор данных)



Источник: [4].

Рис. 5. История инвестиций в сетевое оборудование в Великобритании

В большей части нашего электрифицированного мира современные сети были построены еще в 1950-х, 1960-х и 1970-х годах (пример см. рис. 5 и 6). Сегодня многое оборудование, исключительно важное для работы сетей (например, трансформаторы и главные подстанции), приближается к концу своего срока службы. Тем не менее, поскольку регулирующие органы неохотно утверждают повышенные тарифы, позволяющие осуществлять полномасштабную дорогостоящую модернизацию инфраструктуры, сетевые компании вынуждены продолжать работать с оборудованием, которое уже выработало свой расчетный срок службы – эта тенденция представляет растущую угрозу для надежности и безопасности сети. На бумаге может показаться, что средний возраст активов понижается, но это впечатление обманчиво. Средний «учетный» возраст не включает полностью обесценившееся оборудование, которое продолжает работать. Притом, что средний возраст активов в США снизился с 24,1 лет в 1999 г. до 15,8 лет в 2003 году. Но на самом деле критическая масса активов быстро приближается к концу их 40-летнего срока эксплуатации. Схожая ситуация возникла в Великобритании и Австралии, где пик инвестиций в сетевое оборудование пришелся на конец 1960-х и начало 1970-х году [4]. Российские реалии еще намного печальнее, сказывается отсутствие инвестиций на протяжении всего потерянного десятилетия с 1991 по 2001 год.

Сегодня на рынках электроэнергии практически во всех странах мира растут объемы потребления и, как следствие, возрастают пиковые нагрузки, что заставляет увеличивать передающую мощность электрических сетей. Плохо это или хорошо, но потребление элек-



Источник: [4].

Рис. 6. Возрастной диапазон активов электросетевых компаний в Австралии

троэнергии растет как функция от роста ВВП. Таким образом, электрические сети разных стран ожидает постоянный рост потребления и постоянная необходимость в увеличении мощностей передающих сетей.

Со временем рост потребления поднимает ежегодные затраты на обеспечение работоспособности сети. В ситуации жесткого контроля тарифов со стороны регулирующих органов, когда повышение тарифов в лучшем случае проблематично, альтернатива ясна: нужно соответствовать темпам роста или рисковать снижением уровня обслуживания. Если не решать эту проблему, то рост потребления может привести к возникновению больших проблем у сетевой компании в моменты пиковых нагрузок. В крайних случаях придется отключать клиентов, чтобы избежать перегрузки сети.

Когда системы доведены до самого предела, крупные и заметные сбои привлекают внимание СМИ – и вызывают общественный гнев. В Италии неожиданное прекращение подачи электроэнергии в июне 2003 г. оставило практически все 57 млн граждан без электроэнергии. В августе 2003 г. большая часть США и Канады (от Огайо до Онтарио и Нью-Йорка) пережили отключения электроэнергии после того, как сбой сети в Огайо веерно обрушился на север и восток по всему континенту. Массовые отключения, коснувшиеся примерно 50 млн человек, обошлись США больше, чем в 10 млрд долл., и привели к тому, что ВВП Канады в августе сократился примерно на 0,7 %.

Аварии в сети не просто причиняют неудобства потребителям, они могут нести негативные последствия для руководства энергокомпаний. В 1998 г. отключения электроэнергии в Окленде (Новая Зеландия) привели к отставке верхушки правления компании Mercury Energy. А в 1999 г. ряд аварий в системе энергоснабжения Чикаго вызвал перестановки среди руководства компании Commonwealth Edison.

Даже предупреждение регулирующих органов о возможности аварии могут иметь политические последствия. В 2003 г. менеджмент национальной передающей компании Италии, Gestore della Rete di Trasmissione Nazionale (GRTN), уведомил правительство, что для предотвращения отключений электроэнергии потребуется больше инвестиций. Через несколько недель сбой действительно произошёл, и в ответ правительство произвело смену высшего руководства GRTN.

Экономика электроэнергетической отрасли начинает отдавать предпочтение малой генерации электроэнергии, подключенной к общей распределительной сети. Этот сдвиг в производстве электроэнергии вызван двумя тенденциями. Во-первых, проблема загрязнения окружающей среды и климатических изменений породила интерес к новым технологиям выработки электроэнергии. Правительства многих стран субсидируют разработку экологически безвредных методов выработки электроэнергии, включая солнечную энергию, энергию ветра, топливные элементы, даже силу приливов и тепловую энергии Земли. Во-вторых, стремление к повышению эффективности приводит к использованию малой генерации за счет использования генераторов, работающих на газе. Новые технологии, например, топливные элементы, будут также применяться в общественных зданиях и жилых домах, чтобы производить электричество и обогревать воду.

При производстве электроэнергии большим количеством генераторов меньшего размера с экономической точки зрения более целесообразно разместить генератор ближе к потребителю, чтобы меньше электроэнергии терялось в сети. В результате мириады небольших источников генерации электроэнергии встраиваются в сети, которые первоначально создавались под крупные централизованные электростанции.

Данная тенденция может сильно изменить традиционную модель распределения электроэнергии.

Распределительные сети спроектированы так, чтобы автоматически регулировать напряжение в соответствии с заданными или нормативными требованиями в рамках некоторого допустимого предела. Наличие большого числа малых генераторов потребует изменения принципов построения традиционной системы управления.

Эти сети не созданы для работы со сложными задачами управления потоками энергии, которые появятся с переходом на распределенную генерацию, например, с неожиданными обратными потоками – при отключении генераторов. Следовательно, сетевые компании стоят перед выбором, как решать сложные задачи, порожденные распределенной генерацией: либо пассивно, обновляя линии электропередачи и прочие компоненты, чтобы они справлялись с максимальным потоком от каждого генератора, либо активно, встраивая датчики и переключатели, чтобы отслеживать и контролировать выработку генераторов, избегать «узких мест», удерживать ток повреждения на безопасном уровне, а напряжение – в допустимых нормативных рамках. Кроме того, рост использования распределенной генерации будет все больше и больше требовать применения приборов учета и заключения коммерческих соглашений, чтобы поддержать импорт и экспорт электроэнергии.

По мере того, как сетевые компании борются с проблемой стареющего оборудования, растущей пиковой нагрузкой и увеличением использования распределенной генерации, ограничение доходов из-за регулирования тарифов и хищений уменьшают возможности инвестирования в новую инфраструктуру.

Хотя части энергетической цепочки создания добавленной стоимости не регулируются государством, распределение электроэнергии, скорее всего, по-прежнему будет регулироваться как монопольный вид деятельности. Невзирая на различия в подходах к регулированию этого вопроса по всему миру, на большинстве рынков изменения сетевых тарифов и/или норм прибыли по-прежнему требуют разрешения от регулирующих органов.

Как правило, органы, отвечающие за установку тарифов, неохотно разрешают инвестиции в сетевые активы. Они обязаны защищать интересы потребителей, обеспечивая непрерывность и высокое качество поставок электроэнергии. Но помимо этого, они стремятся избегать политических последствий повышения тарифов. Из-за этого чиновники весьма осторожно подходят к изменениям в соотноше-

нии затрат и прибыли. В результате, регулирующие органы могут не признавать необходимости новых инвестиций в оборудование. В данных условиях сетевые компании должны предоставлять убедительные аргументы того, что вложения средств в модернизацию сети будут эффективными.

Потеря доходов по причине хищения также ограничивает возможности вложения средств. Хищение электроэнергии – это серьезная проблема в итоговых финансовых документах энергокомпаний, особенно в развивающихся странах. Индия, Доминиканская Республика, Бирма и Бангладеш возглавляют список стран по процентам потребления электроэнергии, не фиксируемой приборами учета. Хищение электроэнергии – не последняя проблема и для развитых стран. В 2002 г. оно стоило Великобритании 72,2-541,7 млн долл., а в 1998 г. США – целых 1,6-10,9 млрд долларов. Чтобы бороться с такими потерями, энергокомпании должны гораздо четче видеть, где и каким образом электричество уходит из их сетей [4].

1.2. Варианты развития электрических сетей

В целом, растущее влияние всех вышеперечисленных факторов ставит передающие/распределительные компании перед трудным выбором.

Вариант 1. Отсутствие инвестиций

Избегая инвестиций в модернизацию сети, сетевые компании могут в краткосрочной перспективе не повышать свои затраты. Но эксплуатировать трансформаторы и другое капиталоемкое сетевое оборудование после окончания расчетного срока его службы – все равно, что играть в кости при очень высоких ставках. В конце концов, что-нибудь даст сбой, и последствия будут непредсказуемыми.

Вариант 2. Инвестиции в традиционные области. Наращивание избыточной мощности

Исторически по причине технологических ограничений проектировщики были вынуждены планировать сеть, исходя из самых неблагоприятных сценариев. Этот старый подход – благоразумие, основанное на недостаточной информации, – требует от сетевых компаний строительства большего числа компонентов, чем требуется, и их замены раньше, чем это необходимо. Технологически избыточные сети будут работать с большой степенью надежности, но в сегодняшней среде, когда регулирующие органы чувствительно от-

носятся к затратам, чрезмерная осторожность является дорогостоящей стратегией.

Вариант 3. Построение «умных» сетей

Поскольку сенсорные технологии становятся дешевле, и отрасль развивает возможности усовершенствованной сетевой аналитики, мониторинг в режиме реального времени и переконфигурирование сети становятся все более доступными для сетевых компаний. Данный подход – построение «умной» электрической сети – позволяет сетевым компаниям разрешить дилемму между риском катастрофы или неадекватными затратами.

1.3. «Умная» электросеть

Традиционные телеметрические сети полагаются на системы связи типа «точка — точка», соединяя центральный диспетчерский пункт с индикаторами сбоев и переключателями сети. Чтобы отправлять или получать сообщения, каждому устройству необходим выделенный канал связи.

Многие устройства просто не соединены между собой. Показания подавляющего большинства приборов учета, например, считываются рабочими вручную. В результате управление сетью происходит на основании ограниченной информации, поступающей с задержкой по времени. Инвестиции в оборудование основаны на предположениях о возрасте оборудования и на ручной проверке, и оператор обычно узнает о дефектах, только когда начинают поступать звонки с жалобами от потребителей. Только тогда можно отправлять техников, чтобы диагностировать проблему и инициировать ремонтные работы.

«Умная» сеть предлагает более детальное отображение статуса в режиме реального времени (рис. 7). Она позволяет заменить связь типа «точка — точка» стандартизированной связью пакетной передачи данных (подобной Интернету). Простые индикаторы сбоев замещаются более сложными контрольными датчиками, которые предоставляют подробную информацию о статусе оборудования и помогают диспетчерам определять, когда может произойти сбой. «Умные» сети дают не только данные, помогающие предсказывать и предотвращать сбои, но и изображение происходящего в режиме реального времени при возникновении сбоя, что позволяет сетевым операторам отправлять техников в нужное место и с нужным оборудованием.

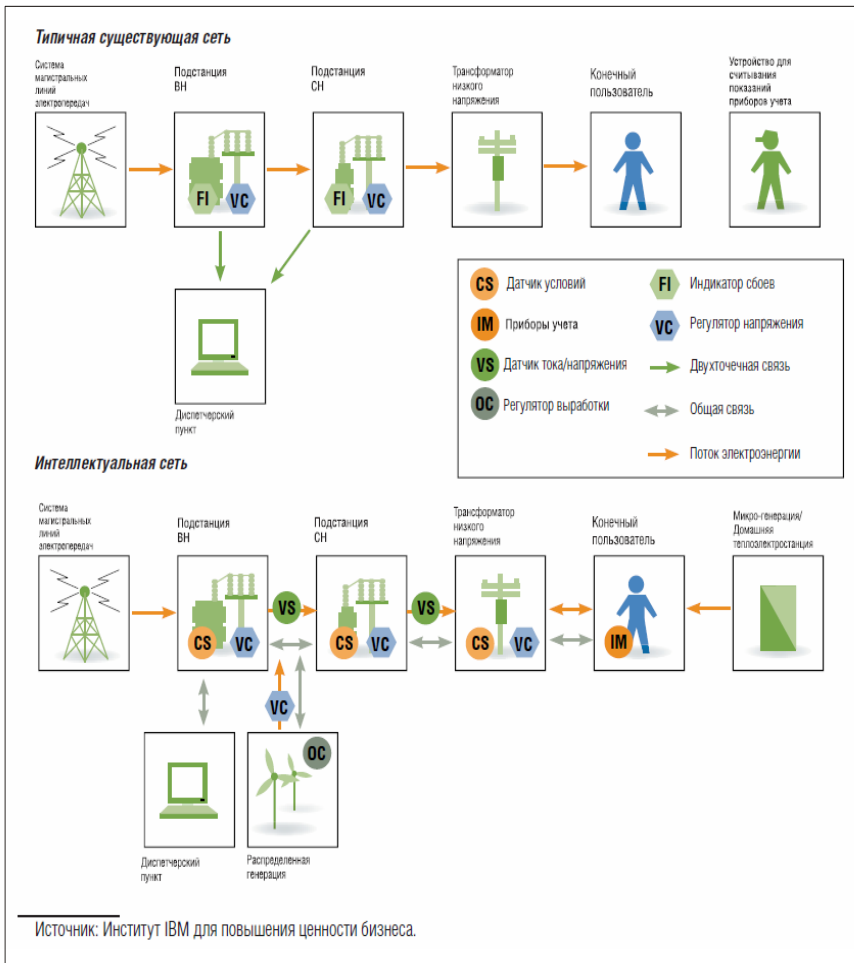


Рис. 7. Сравнение традиционной и «умной» сети

Традиционные сетевые операторы реагируют на рост пиковой нагрузки, добавляя оборудование (например, линии электропередачи, подстанции). При ограниченных возможностях отслеживания резких скачков потребления электроэнергии эти сети вынуждены иметь дополнительные мощности для того, чтобы справиться с периодами пиковой нагрузки. При таком подходе и номинальные, и краткосрочные пиковые мощности оборудования должны расти вместе с пиковым потреблением, и каждый киловатт пиковой нагрузки обходится сетям примерно в 120-180 долл. США в год в части затрат на инфраструктуру [4].

«Умные» сети смягчают рост пиковых нагрузок с помощью сетевых приборов учета, которые собирают временные данные по потреблению (некоторые из приборов учета используют сети на основе IP-протокола, чтобы автоматически посылать отчеты в диспетчерский центр). Сетевые компании могут использовать эти данные для внедрения повременных тарифов, взимая дополнительную плату за потребление электроэнергии в периоды пиковых нагрузок. Поощряя потребление электроэнергии во внепиковые периоды, повременные тарифы помогают уравновесить нагрузку в сети и сгладить пики.

При работе с распределенной генерацией традиционный подход требует капиталовложений в создание выделенных линий электропередачи и обновление оборудования. «Умная» сеть, наоборот, позволяет существующей сети работать с распределенной генерацией, избегая дорогостоящих обновлений. Можно сочетать методы прогнозирования сбоев с информацией в режиме реального времени, чтобы предупреждать о приближающихся проблемах. Для выявления резких скачков в потреблении электроэнергии от распределенных генераторов сетевые операторы могут моделировать самый неблагоприятный сценарий на основании данных в режиме реального времени и фактических мощностей системы, а также оценок потребления в ближайшем будущем – например, когда прогноз погоды говорит о похолодании.

1.4. Технологии для построения «умной» электросети

«Умная» сеть основана на пяти ключевых технологических возможностях: сетевая аналитика, автоматизированное считывание показаний приборов учета, удаленный мониторинг оборудования, управление мобильной рабочей силой и IP SCADA.

Сетевая аналитика

Учитывая возрастающие возможности датчиков и приборов учета в области непрерывного отслеживания статуса оборудования «умной» электрической сети, сетевые компании могут хранить постоянный поток данных от этих устройств в хранилище данных, где возможно применение усовершенствованной сетевой аналитики для повышения оперативной эффективности. С помощью усовершенствованной сетевой аналитики данные датчиков и приборов учета

можно «извлекать», чтобы поддержать выполнение основных стратегических задач:

- направление инвестиций в то оборудование, которое может вскоре дать сбой или приближается к работе на полную мощность (чтобы избежать простоев сети);
- обеспечение реконфигурирования в режиме реального времени в случае отключения энергоснабжения (чтобы сократить простои, избежать потери дохода и недовольства пользователей);
- оптимизация конфигурации сети (чтобы компоненты не выходили за рамки допустимых эксплуатационных пределов);
- убеждение регулирующих органов в благоразумности принимаемых решений относительно инвестиций.

Как показано на рис. 8, усовершенствованная сетевая аналитика концентрируется на трех областях: жизненный цикл активов, оптимизация сети и эксплуатация сети.

Аналитика по жизненному циклу активов фокусируется на сроке эксплуатации оборудования сети – когда их следует заменить и каким образом их можно «лечить» при сбоях. Сетевое оборудование (например, изоляция трансформаторов) со временем изнаши-

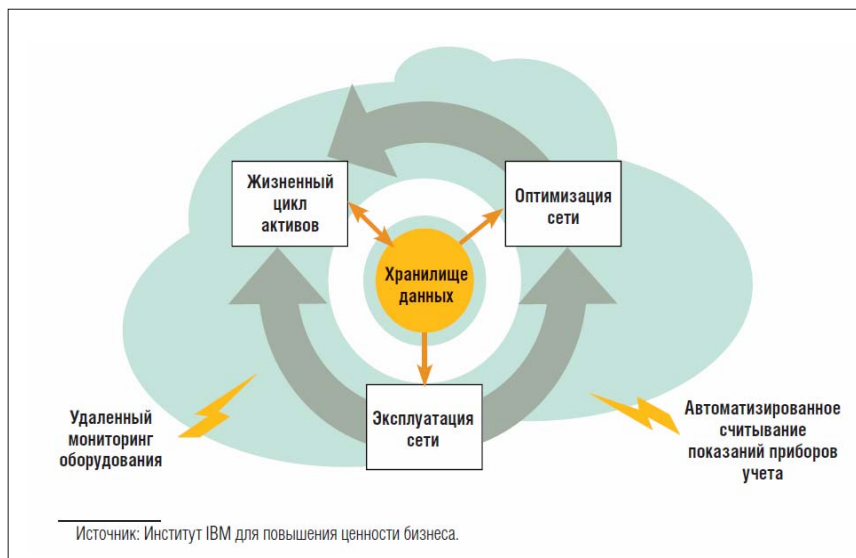


Рис. 8. Усовершенствованная сетевая аналитика

вается. Поскольку похожее оборудование выходит из строя сходным образом, можно анализировать срок их эксплуатационной пригодности на основании исторических данных по их использованию. Если добавить сюда данные датчиков в режиме реального времени, то анализ жизненного цикла может дать более точный прогноз относительно конкретного оборудования. По мере того, как активы начинают давать сбои, более детальная аналитика может порекомендовать, каким образом адаптировать сеть, чтобы защитить активы и предотвратить неожиданные сбои с катастрофическими последствиями.

Аналитика по оптимизации сети может понизить затраты на эксплуатацию сети и сократить капитальные затраты. Без детальной информации из «умной» сети сетевые компании должны реагировать на растущую потребность в электроэнергии, обновляя все оборудование сети – как если бы каждый клиент был гипотетическим крупнейшим потребителем. Анализ схем нагрузки по каждому потребителю может позволить сетевым компаниям не обновлять те части сети, где обновления в действительности не нужны. С помощью автоматизированного управления приборами учета эту информацию можно получать даже в разрезе каждого дома.

Детальный анализ графиков нагрузки также позволит сетевым компаниям сбалансировать нагрузку на каждом этапе, что позволит сократить потери. Благодаря использованию результатов анализа сроков амортизации активов, компании могут оптимизировать планирование ТО и ремонта оборудования.

Анализ эксплуатационных параметров сети концентрируется на потоках электроэнергии внутри сети, что помогает повысить надежность и сократить или отложить капитальные затраты. Отслеживая в режиме реального времени возможные текущие сбои, операторы могут производить разделения и переключения внутри сети, чтобы сбои не перегружали критические компоненты и можно было отложить обновление распределительной аппаратуры, необходимой для ликвидации сбоев и перегрузок и для ограждения тех областей, где возникает даже низкая вероятность опасного сбоя. Данные чувствительных датчиков позволяют отправлять в зоны сбоев техников, обеспеченных необходимым оборудованием, что позволяет сократить время восстановления после аварий в сети. Контроль над потоками электроэнергии в режиме реального времени также позволяет сетям управлять распределенной генерацией электроэнергии.

Автоматизированное считывание показаний приборов учета

Данная технология может помочь справиться с ростом потребности в электроэнергии и ограничить хищение. Установка «умных» приборов учета в жилых домах и на предприятиях позволяет варьировать тарифы в зависимости от времени потребления, что, как было доказано, стимулирует потребителей потреблять меньше электроэнергии в часы пиковой нагрузки. Исследования в США говорят о том, что потребность может снизиться на 5,2% при внедрении умеренных изменений в тарифы на основании времени потребления. Без применения мер по снижению потребления в пиковые часы рост потребности может потребовать годовых инвестиций в инфраструктуру до 175 долл./кВт, из которых 21,50 долл./кВт относятся к распределительной сети. Было доказано, что тарификация, принимающая во внимание пиковые часы, сокращает потребность на тех рынках, где была внедрена. В 1998 г. компания Gulf Power of Florida запустила программу под названием Good Cents («Хорошие центы»), которая позволила сократить потребление в часы пик почти на 45%.

Новая инфраструктура дает возможность полностью отслеживать сети низкого напряжения, получая информацию о месте и природе сбоев. При необходимости регулирования (нормирования) электроснабжения система позволяет ставить ограничения, снижая уровень максимальной энергии, доступный для потребителя.

Помимо данной функциональности, новая инфраструктура позволяет Enel сократить затраты на управление клиентами больше, чем на 40%, при этом повышая объемы удержания своих клиентов. Кроме того, система позволяет компании снизить потери энергии и количество конфликтов с потребителями, предоставляет готовую платформу для предложения новых услуг непосредственно в дома, используя сегментацию потребителей.

Тарификация, основанная на времени потребления, популярна и среди регулирующих органов, поскольку позволяет справиться с ростом потребления и позволяет сетевым компаниям отложить модернизацию сети и не повышать потребительские цены. В штате Виктория (Австралия) рост использования кондиционеров заставил регулирующие органы в приказном порядке ввести использование приборов учета и тарификацию по времени потребления для всех потребителей электроэнергии. Комиссия по важнейшим видам обслуживания штата решила, что снижение потребности с помощью

эффективной розничной тарификации является более экономичным, чем увеличение мощностей системы.

Установка в сети «умных» приборов учета также поможет сетевым компаниям обнаружить области хищения электроэнергии. Например, если прибор учета на подстанции низкого напряжения указывает, что отпускается слишком много электроэнергии, он может подсказать сетевым компаниям, что в данной области может происходить хищение. Инвестиции в системы обнаружения хищения имеют смысл только в том случае, если местное законодательство позволяет энергетическим компаниям возбуждать судебные дела против виновников хищения.

Удаленный мониторинг оборудования

Удаленный мониторинг оборудования может продлить срок использования критически важной сетевой инфраструктуры и улучшить обслуживание клиентов благодаря предупреждению сбоев. Во-первых, удаленные датчики могут отслеживать, соответствует ли нагрузка в сети ее мощностям и предупреждать операторов, когда какой-либо компонент начнет функционировать вне оптимальных рамок. Имея возможность отслеживать, не выходят ли потоки энергии за оптимальные рамки, операторы могут нагружать компоненты больше, чем ранее.

Во-вторых, датчики могут отслеживать, когда участки сети начинают давать сбой; например, когда механические переключатели, регулирующие напряжение в трансформаторах, нуждаются в обслуживании или когда изоляция трансформатора начинает разрушаться (чаще всего, по причине длительного перегрева). На основании данных от этих датчиков контрольный центр может менять конфигурацию сети, чтобы снизить нагрузку на оборудование, подвергающееся опасности, и предупредить техников, когда возникает, пусть и низкая, вероятность того, что данное оборудование становится небезопасным (при высокой вероятности выхода из строя оборудование лучше отключить). Данные датчиков также могут использоваться для оптимизации технического обслуживания, ремонтов и замены оборудования.

Тот же подход может применяться для слежения за любым другим важным оборудованием сети. Датчики на проводах электропередачи могут улучшать обслуживание клиентов, поскольку они предупреждают, когда деревья или прочие растения начинают расти

слишком близко от линий электропередачи. Данные о расположении ожидаемых сбоев могут использоваться, чтобы направлять ремонтные бригады в эти точки сети. Таким же образом, «умные» приборы учета, установленные у конечных пользователей, могут повысить уровни обслуживания благодаря дистанционному определению места сбоя в сети и предоставлению диагностических данных, что ускорит ремонтные работы.

Управление мобильной рабочей силой

Управление мобильной рабочей силой повышает скорость и точность технического обслуживания и ремонтов благодаря электронной оптимизации потока данных от датчиков через контрольный центр к группам техников, обеспеченных персональными мобильными устройствами – PDA. Это быстро и точно предоставляет бригадам данные от приборов учета, датчиков, контроллеров состояния оборудования и контроллеров проводов.

Данные могут предупреждать о приближающихся сбоях или показывать наличие, расположение и природу произошедших сбоев. Если оборудование функционирует за пределами допустимых рамок или сбой является реальной угрозой, управление мобильной рабочей силой позволяет сетевым компаниям выдавать быстрые и детальные инструкции о ремонте или предупреждения держаться подальше от опасных зон.

SCADA на основании протокола IP

SCADA на основании IP может сократить телекоммуникационные затраты на 20 или более процентов, предлагает надежную, отказоустойчивую архитектуру, которую легко масштабировать для поддержки использования датчиков, «умных» приборов учета и удаленных мобильных устройств по всей сети – часто в таких количествах, что это растягивает существующую телекоммуникационную инфраструктуру за практические пределы.

SCADA на основании IP замещает дорогостоящие патентованные системы, предлагаемые производителями оборудования (конвертеры позволяют сохранить существующие устройства). Этот шаг может освободить энергетические компании от зависимости от протоколов связи разработанных производителями оборудования и обеспечить повышенную отказоустойчивость сети. Интернет-технология, на которой базируется SCADA, также дает коммуникационную платформу для возможных в будущем услуг, например,

«умных» домашних электроприборов, которыми можно управлять на расстоянии через консоль, работающую на веб-браузере [4].

1.5. Выгоды от внедрения «умной» сети

Управление переходом к «умной» сети электроэнергии может само по себе быть трудной задачей, но, как показывает рис. 9, потенциальные выгоды стоят того. Помимо выгод, несомых отдельными технологиями «умной» сети, ее внедрение может дать синергетический эффект между составными частями. Масштабируемость SCADA на основании сети IP, например, может понизить затраты на внедрение систем и устройств, из которых состоит «умная» сеть. Каждая из этих систем и устройств полагается в какой-то степени на связь. С помощью технологий SCADA на основании IP можно существенным образом снизить затраты на расширение сети и внедрение новых ее компонентов.

Другие синергетические эффекты могут возникнуть между элементами самой сети. Сочетание управления автоматизированными приборами учета, отслеживания и контроля над удаленными активами понизит потребность в использовании датчиков. Например, делая выводы о токе в сети на основании данных приборов учета, сетевые компании могут использовать меньше датчиков, чтобы обслуживать оборудование сети.

Синергетический эффект дает также сочетание управления «умными» приборами учета и управления мобильной рабочей силой. В случае сбоя это сочетание поможет сократить время и затраты на восстановление энергоснабжения, поскольку можно собрать данные для предварительной диагностики сбоя до отправки специалиста на место аварии.

И, наконец, сочетание удаленного мониторинга и контроля над оборудованием и управления мобильной рабочей силой может помочь сетевым компаниям отсрочить замену выходящего из строя оборудования и не обновлять его там, где сбои выходят за допустимые пределы только непродолжительное время в году. Возможности сетевой компании обнаруживать и ограждать зоны вокруг поврежденного оборудования позволяют продолжать работу с остальным оборудованием, подверженным риску сбоев. Годами капиталовложения в сетевых компаниях не поспевали за непосредственными ежегодными обновлениями. Ежегодные инвестиции в обновления сети типичной сетевой компании в Великобритании, например,

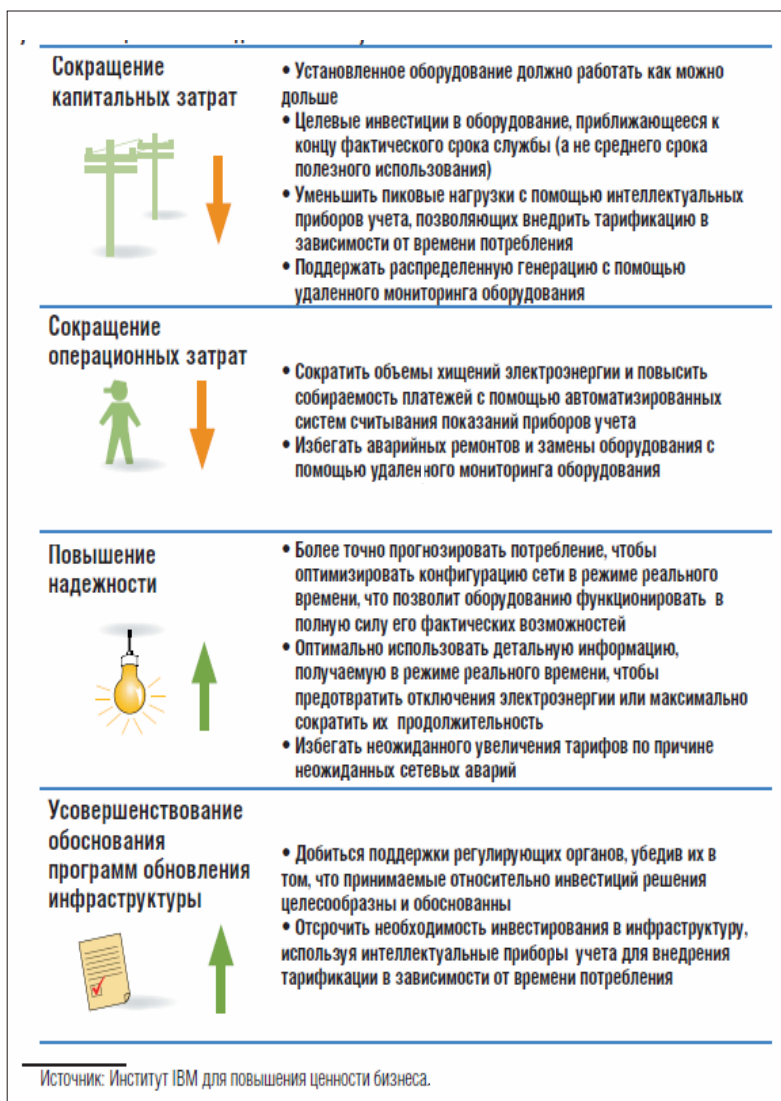


Рис. 9. Потенциальные выгоды от «умной» сети

составляют меньше 1% от ее базы активов. Это приводит к возникновению цикла обновления, превышающего 100 лет, что значительно выходит за пределы расчетной долговечности любого сетевого оборудования. В результате этой тенденции сегодняшние сетевые компании запаздывают с многомиллиардными инвестициями в долларовом выражении. Очевидным решением являются большие

капиталовложения. Но для огромного большинства сетевых компаний, а также для регулирующих и политических организаций, увеличение капиталовложений в ближайшем будущем в два или даже в три раза просто нереально как стратегия.

Зарубежные сетевые компании, находясь в ловушке между потребностью в модернизации и обновлении стареющих сетей, а также клиентской базой, привыкшей к неизменным тарифам, быстро приближаются к той точке, когда обычный ход их деятельности станет невозможным. Российская специфика заключается в том, что дальнейший рост тарифов на электроэнергию тормозит развитие как самой отрасли, консервируя неэффективность и технологическую отсталость, так и всей экономики в целом, не говоря уже о той социальной напряженности, которая возникает ежегодно с повышением тарифов. Предполагаемая дальнейшая либерализация рынка электроэнергии требует от сетевых компаний новых технологических и архитектурных решений в построении сетей. Гибкая тарификация, виртуальные электростанции, распределенные мощности, ветроэнергетика, контроль потребления в онлайн-режиме, обратная связь с клиентом – все это невозможно без построения «умной» электросети.

Нужно понимать, что построение «умных» электросетей даст новый толчок для интеллектуализации всех энергетических отраслей. С учетом развития локальных малых газовых электростанций, огромные перспективы открываются и для газовой энергетики. Например, в связи с недостаточной развитостью средств накопления электрической энергии, ПХГ в сочетании с эффективными парогазовыми установками могут стать «энергетическим» буфером и таким образом послужить высокоэффективным средством борьбы с пиковыми нагрузками на сеть. В связи с этим, в дальнейшем мы предполагаем появление интегрированных интеллектуальных энергетических сетей, в первую очередь, включающих в себя газовую и электрическую составляющую.

Глава 2.

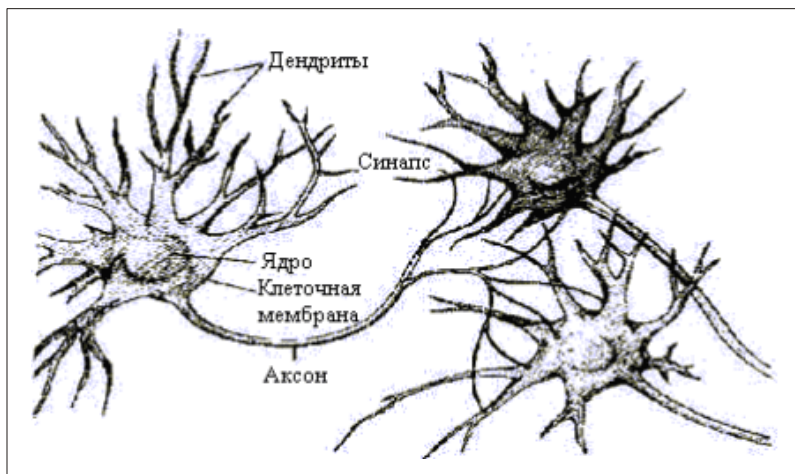
ВВЕДЕНИЕ В НЕЙРОМОДЕЛИРОВАНИЕ

2.1. Принцип работы искусственной нейронной сети (ИНС)

В 1957 г. американский физиолог Ф. Розенблатт предпринял попытку технически реализовать физиологическую модель восприятия. Он исходил из предположения, что восприятие осуществляется сетью нейронов. Согласно распространенной и самой простой модели нейрона (модели Мак-Калока – Питса), нейрон – это нервная клетка, которая имеет несколько входов – дендритов и один выход – аксон (рис. 10). Входы бывают либо возбуждающие, либо тормозящие. Нейрон возбуждается и посылает импульсы в том случае, если число сигналов, пришедших по возбуждающим входам, превосходит число сигналов, пришедших по тормозящим входам нейрона. Модель восприятия состоит из рецепторного слоя S , слоя преобразующих нейронов A и слоя реагирующих нейронов R [31].

Внешнее раздражение воспринимается рецепторами. Каждый рецептор связан с одним или несколькими нейронами преобразующего слоя, при этом каждый нейрон преобразующего слоя может быть связан с несколькими рецепторами.

Выходы преобразующих (ассоциативных) нейронов в свою очередь соединяются с входами нейронов третьего слоя. Нейроны это-



Источник: *Aiportal.ru*

Рис. 10. Биологический нейрон

го слоя – реагирующие – тоже имеют несколько входов (дендритов) и один выход (аксон), который возбуждается, если суммарная величина входных сигналов превосходит порог срабатывания. Но в отличие от нейронов второго слоя, где суммируются сигналы с одним и тем же коэффициентом усиления (но, возможно, разными знаками), для реагирующих нейронов коэффициенты суммирования различны по величине и, возможно, по знаку.

Каждый рецептор может находиться в одном из двух состояний: возбужденном или невозбужденном. В зависимости от характера внешнего раздражения в рецепторном слое образуется тот или иной букет импульсов, который, распространяясь по нервным путям, достигает слоя преобразующих нейронов. Здесь, в соответствии с букетом пришедших импульсов, образуется букет импульсов второго слоя, который поступает на входы реагирующих нейронов.

Восприятие какого-либо объекта определяется возбуждением соответствующего нейрона третьего слоя, причем различным букетам импульсов рецепторного слоя может соответствовать возбуждение одного и того же реагирующего нейрона. Гипотеза как раз и состоит в том, что коэффициенты усиления реагирующего нейрона подобраны так, чтобы в случае, когда объекты принадлежат к одному классу, отвечающие им букеты импульсов возбуждали один и тот же нейрон реагирующего слоя. Например, наблюдая какой-нибудь предмет в разных ракурсах, человек отождествляет увиденное, так как каждый раз на различные внешние раздражения реагирует один и тот же нейрон, ответственный за узнавание этого предмета.

Среди огромного числа нейронов человека, обеспечивающих восприятие, лишь некоторая часть занята сформированными уже понятиями, другая служит для образования новых. Формирование нового понятия, по существу, заключается в установлении коэффициентов усиления реагирующего нейрона. Процесс установления коэффициентов усиления реагирующих нейронов описывается Розенблаттом в терминах «поощрения» и «наказания». Предположим, что появился букет импульсов, соответствующий вновь выработанному понятию. Если при его появлении нужный реагирующий нейрон не возбудился, то реагирующий нейрон «штрафуется»: коэффициенты усиления тех его входов, по которым приходил импульс, увеличиваются на единицу. Если нейрон правильно реагировал на пришедшие импульсы, то коэффициенты усиления не меняются. Если же окажется, что некоторый набор сигналов будет оши-

бочно отнесен к данному понятию, то нейрон тоже «штрафуется»: в этом случае коэффициенты усиления тех входов, по которым пришел импульс, уменьшаются на единицу. Такая модель восприятия проста и может быть реализована на однородных элементах – пороговых элементах.

Пороговым называется элемент, имеющий n входов $x^1, \dots, x^n$, и один y выход, причем сигнал на выходе y может принимать только два значения — 0 и 1, и связан с входами $x^1, \dots, x^n$ соотношением:

$$y = \begin{cases} 1, \text{ если } \sum_{i=1}^n \lambda_i x^i \geq \lambda_0, \\ 0, \text{ если } \sum_{i=1}^n \lambda_i x^i < \lambda_0, \end{cases} \quad (1)$$

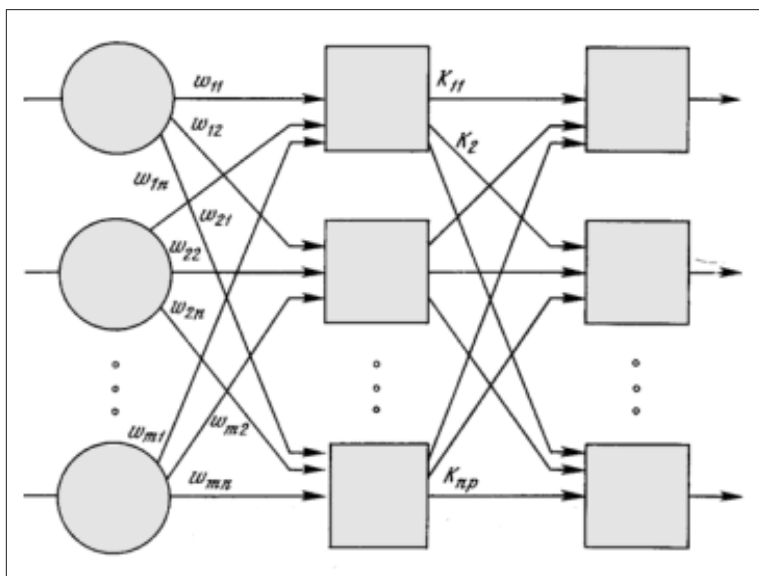
где $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ – коэффициенты усиления сигналов $x^1, \dots, x^n$, а λ_0 – величина порога срабатывания элемента.

Моделью преобразующего нейрона может служить пороговый элемент, у которого $\lambda_i = \pm 1$, а моделью реагирующего нейрона служит пороговый элемент, у которого коэффициенты λ – некоторые настраиваемые числа.

Техническую модель зрительного анализатора Розенблатт назвал персептроном (от слова «перцепция» – восприятие). Персептрон предназначался для работы в двух режимах: обучения и эксплуатации. В режиме обучения у персептрона по описанному выше принципу вырабатывались величины коэффициентов $\lambda_1, \dots, \lambda_n$ реагирующих нейронов. В ходе эксплуатации персептрон классифицировал предъявленные ему ситуации: если возбуждался p -й реагирующий элемент и не возбуждались остальные R -элементы, то ситуация относилась к p -му классу.

В настоящее время широко используются математические модели нейронных сетей. Графически такие модели изображаются в виде графа, показанного на рис. 11, где изображена простейшая многослойная нейронная сеть прямого распространения, т. е. описанный выше персептрон.

Существуют также и другие модели нейронных сетей, среди которых наиболее часто используются рекуррентные сети Хопфилда и самоорганизующиеся сети Кохонена. Прямоугольники пред-



Источник: ИЭС.

Рис. 11. Графическое представление математической модели нейронной сети прямого распространения

ставляют собой тела нейронов, исходящие и входящие стрелки – дендриты, а точки, в которые стрелки заходят и точки, из которых стрелки исходят – это соответственно синапсы и аксоны. Круги на рисунке – условные входы нейронов, которые просто распределяют входящие значения по всем нейронам сети. В математической модели нейрона все входящие стрелки имеют веса, а на выходе обычно вычисляется нелинейная функция от средней суммы этих весов с некоторыми дополнительными арифметическими действиями.

Для использования нейронной сети прямого распространения при решении конкретной задачи, ее необходимо сначала «обучить». Для этого на вход нейронной сети подаются какие-либо данные, а на выходе снимаются результирующие значения, которые сравниваются с теми значениями, которые должны там быть. Если выходные значения нейронной сети отличаются от требуемых значений, то происходит оптимизация весов нейронной сети каким-либо из математических алгоритмов до тех пор, пока эти значения не будут им соответствовать с заданной точностью.

Последовательность ситуаций с указанием, к какому классу они относятся, называется обучающей последовательностью.

Задача заключается в том, чтобы построить такую программу, которая, используя обучающую последовательность, вырабатывала бы правило, позволяющее классифицировать вновь предъявляемые «незнакомые» ситуации (вообще говоря, отличные от входивших в обучающую последовательность) примерно так же, как учитель. После этого нейронную сеть можно считать обученной.

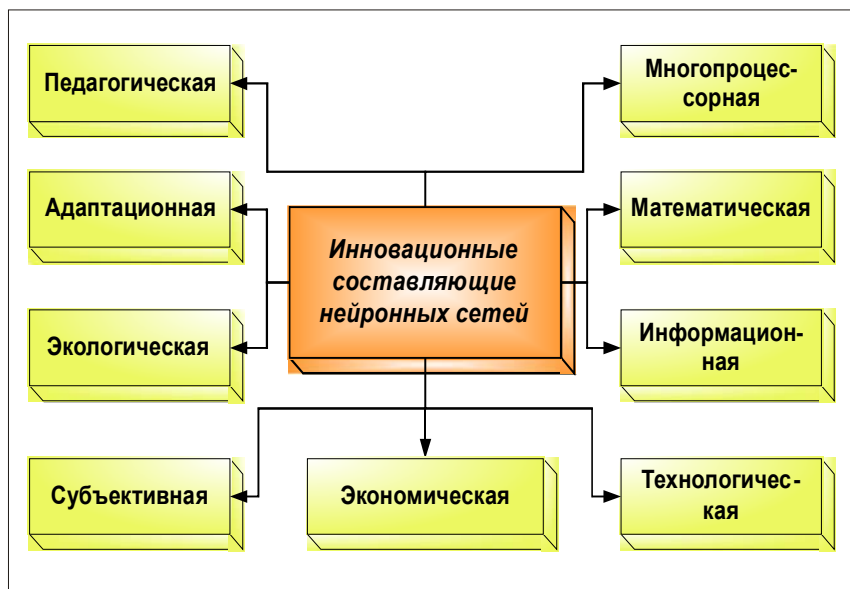
2.2. Инновационные составляющие ИНС

1. Многопроцессорная

Нейронная сеть, имитируя структуру и свойства нервной системы живых организмов, состоит из большого числа простых вычислительных элементов (нейронов, процессов) и обладает более сложным поведением по сравнению с возможностями каждого отдельного нейрона. Нейросеть получает на входе набор входных сигналов и выдает соответствующий им ответ (выходные сигналы), являющийся решением задачи.

2. Математическая

Нейронные сети являются вычислительной системой с огромным числом параллельно функционирующих простых процессоров с множеством связей. Данная составляющая связана с вычислитель-



Источник: авторы брошюры.

Рис. 12. Инновационные составляющие нейронных сетей

ными особенностями построения нейронной сети: выбор сетевой структуры, определение характера связи между нейронами, количество слоев, получение выходных параметров и т. п.

3. Информационная

Нейронная сеть обладает способностью обобщать полученную информацию, т. е. давать правильные ответы при предъявлении «незнакомых», зашумленных, противоречивых данных. Параллельная обработка информации одновременно всеми нейронами определяет огромный потенциал и широкие прикладные возможности нейронного анализа.

4. Технологическая

Нейросетевое моделирование неразрывно связано с современными компьютерными и информационными технологиями. На практике нейронные сети реализуются в двух видах: в виде программных продуктов и аппаратных устройств (специализированных нейрочипов и плат расширений).

5. Субъективная

Применение компьютерной техники способствует уменьшению влияния человеческого фактора (субъективности) на принятые решения.

6. Экономическая

С помощью нейронных сетей можно эффективно анализировать, классифицировать, управлять и с высокой точностью прогнозировать социально-экономические процессы и финансовые операции. Способность к моделированию нелинейных процессов, работе с зашумленными данными и адаптивность дают возможности применять нейронные сети для решения широкого класса задач. В последние несколько лет на основе нейронных сетей было разработано много программных систем для применения в таких вопросах, как операции на товарном рынке, оценка вероятности банкротства, оценка кредитоспособности, контроль за инвестициями, размещение займов и т. п.

7. Экологическая

Нейронные сети способны в реальном масштабе времени идентифицировать опасные загрязняющие вещества в воздушных и жидких средах. Для этого используется так называемый «электронный

нос». Прототипы электронного носа могут быть широко применены при контроле и идентификации токсичных выбросов в атмосферу; анализе топливных смесей; обнаружении выбросов масляных смесей; исследовании качества, в том числе и запаха, артезианских вод; для контроля качества воздуха и т. п.

8. Педагогическая

Нейронная сеть обучается решению задачи на некотором «учебнике» – наборе ситуаций, каждая из которых описывает значения входных сигналов нейросети и требуемый при этих входных сигналах ответ. «Учебник» задает набор эталонных ситуаций с известными решениями, а сеть при обучении сама находит зависимости между входными сигналами и требуемыми ответами. Обученная нейросеть может обобщать (интерполировать и экстраполировать) полученный навык решения и выдавать прогноз для новых значений входных сигналов, не вошедших в «учебник».

9. Адаптационная

Нейронные сети могут быстро адаптироваться к окружающей среде. В нее могут быть включены дополнительные нейроны, если исходная не способна обеспечить решение задачи с нужной точностью. Также могут быть исключены лишние нейроны и связи между ними, если исходная избыточна для решения задачи. Нейросеть может сама выделить наиболее информативные для задачи входные сигналы, отбросить неинформативные, шумовые сигналы и в итоге повысить надежность решения. При этом нейронная сеть не делает предварительного полного забывания ранее сформированных навыков, ускоряя таким образом свое дообучение после коррекции размеров.

Рассмотренные инновационные составляющие позволяют говорить не только о новизне применяемого инструментария, но и характеризуют нейронное моделирование как систему анализа, подчеркивают его особенности по сравнению с другими статистическими методами. Потенциал и прикладные возможности применения нейронных сетей находят свое отражение в их инновационности.

Области и задачи применения нейронных сетей

Наибольшую применимость нейронные сети получают в областях, где человеческий интеллект малоэффективен, а традиционные вычисления трудоемки или фактически неадекватны (т. е. не отражают или плохо отражают реальные физические процессы и объек-



Источник: авторы брошюры.

Рис. 13. Типовые задачи, решаемые с помощью нейронных сетей

ты). Как и человеческий мозг, так и нейронная сеть способна к решению большого количества разноплановых задач.

Можно выделить следующие типовые задачи, решаемые с помощью нейронных сетей (рис. 13):

1. Автоматизация процесса классификации;
2. Автоматизация прогнозирования;
3. Автоматизация процесса предсказания;
4. Автоматизация процесса принятия решений;
5. Управление;
6. Кодирование и декодирование информации;
7. Аппроксимация зависимостей и др.

Широкий спектр задач говорит о больших возможностях применения нейронных сетей. Благодаря этому, области их применения весьма разнообразны (рис. 14). Практически в каждой предметной области при ближайшем рассмотрении можно найти постановки задач для **нейронных сетей**.



Источник: авторы брошюры.

Рис. 14. Области применения нейронных сетей

Можно выделить следующие основные области применения нейронных сетей:

- экономика и бизнес;
- авионика;
- маркетинг;
- лингвистика и речь;
- связь;
- ввод и обработка информации;
- геологоразведка;
- экология;
- безопасность и охранные системы;
- фото- и видеоизображения;
- политика и социологические технологии;
- промышленность;
- Интернет.

Перечисленный перечень далеко не полон, однако он позволяет получить представление о характере востребованности нейросетевых технологий. Приведенные выше области применения показывают, что технологии нейронных сетей могут использоваться практически в любой отрасли народного хозяйства и промышленности. Внедрение новых наукоемких технологий — процесс сложный, однако в большинстве случаев вложенные инвестиции не только окупаются и приносят выгоду, но и дают тем, кто их использует, ощутимые преимущества.

Глава 3.

ОЦЕНКА ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКЕ

Как мы уже упоминали во введении, интеллектуальные сети, в отличие от информационных или «умных», предполагают наличие элементов искусственного интеллекта. В нашем представлении такими элементами могут являться нейросети. Поэтому в этой части работы мы постараемся ответить на вопрос, в каких составляющих интеллектуальных электросетей перспективно применение нейросетевых технологий.

Анализ опубликованных работ и материалов конференций ассоциации IEEE² за последние два десятилетия позволяет утверждать, что наиболее перспективными с точки зрения использования ИНС в электроэнергетике являются следующие области [5]:

- прогнозирование нагрузки ЭЭС;
- диагностика и локализация неисправностей;
- оптимизация распределения нагрузки;
- оценка надежности;
- динамическая устойчивость ЭЭС.

В табл. 1 приводится количество публикаций и материалов конференций ассоциации IEEE, непосредственно касающихся применения ИНС в электроэнергетике. Для предварительной оценки роста интереса в данной области работы были разбиты на два временных периода [3]. Сравнение этих двух столбцов позволяет судить об успехах и неудачах применения ИНС. Также интерес представляет график (рис. 15), показывающий процентное соотношение публикаций по областям применения в электроэнергетике.

Конечно, публикации IEEE не охватывают весь спектр исследований в данной области, но на примере крупнейшей в мире международной ассоциации инженеров можно проследить общие тенденции и динамику в исследуемой области.

² Институт инженеров по электротехнике и электронике — IEEE (англ. *Institute of Electrical and Electronics Engineers*) — международная некоммерческая ассоциация специалистов в области техники, мировой лидер в области разработки стандартов по радиоэлектронике и электротехнике.

Таблица 1. Количество публикаций применения ИНС в электроэнергетике ассоциации IEEE

Область применения		Количество публикаций	
		1990-1999 гг.	2000-2009 гг.
Планирование	Генерация	0	1
	Передача	0	1
	Дистрибуция	0	1
	Реактивная мощность	1	0
	Надежность	0	1
Эксплуатация электростанций	Прогнозирование нагрузки электростанции	0	4
	Оптимизация распределения нагрузки	1	14
	Управление реактивной мощностью	1	1
	Контроль напряжения	4	3
	Оценка надежности	13	12
	Прогнозирование технического обслуживания	3	1
	Мониторинг работы оборудования	4	3
Эксплуатация ЭЭС	Прогнозирование нагрузки	12	23
	Диагностика и предупреждение аварий	13	20
	Восстановление нормального режима работы системы	0	2
	Анализ последствий аварий	1	2
	Оценка состояния	4	2
Моделирование/ Исследование	Энергетический поток	4	4
	Гармоники	0	3
	Динамическая устойчивость	5	9
	Системы управления	13	7
	Симуляция	0	1
	Защита	7	4



Источник: [5].

Рис. 15. Соотношение публикаций по областям применения в электроэнергетике

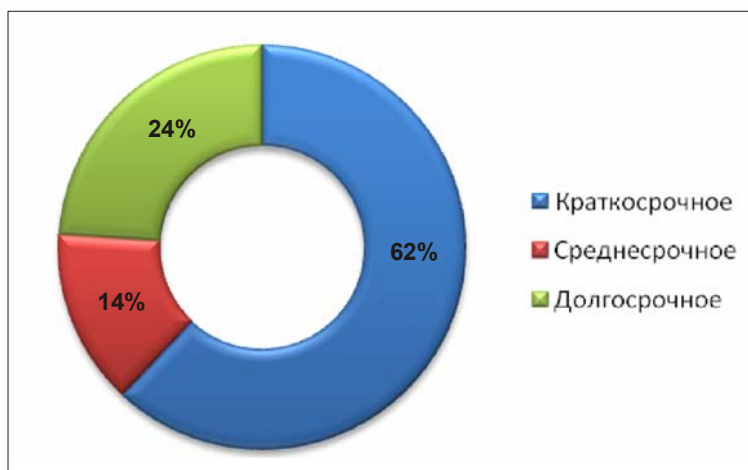
3.1. Прогнозирование нагрузки

Наибольший интерес с точки зрения планирования и развития энергосистемы представляет прогнозирование нагрузки. В общем, в этой области можно выделить три типа задач.

Краткосрочное прогнозирование. Рассматриваемый период от одного часа до недели. Наиболее актуально в таких вопросах, как планирование выработки электроэнергии на конкретном блоке, оптимизация распределения нагрузки, диспетчеризация передачи электроэнергии и контроля ЭЭС в режиме реального времени. В области краткосрочного прогнозирования применяется множество алгоритмов и методов, среди которых можно отметить следующие: регрессионное моделирование, калмановская фильтрация, модель Бокса-Дженкинса, экспертные системы, нечеткая логика, теория хаоса [12-15]. Многие из этих методов имеют серьезные ограничения и зачастую упускают целый набор факторов. Еще одна проблема заключается в поиске функциональных отношений между всеми факторами и мгновенной нагрузкой. Также не менее проблематично изменение набора правил, управляющих экспертной системой, при резких нелинейных изменениях нагрузки ЭЭС.

Использование ИНС позволяет решить все эти проблемы. Большинство разработанных систем краткосрочного прогнозирования на основе ИНС вполне успешно учитывает множество факторов, в том числе погодные условия, выходные дни, спортивные и культурные события и т. д. Это достигается за счет структуры ИНС, позволяющей создавать структуры с множеством входных факторов.

Среднесрочное прогнозирование. Рассматриваемый период от месяца до 5 лет. Применяется при тарификации цен для потребителей и оценки запасов топлива [16].



Источник: [5].

Рис. 16. Соотношение публикаций по типам прогнозирования

Долгосрочное прогнозирование. Рассматриваемый период от 5 до 20 лет. Используется для определения типа и мощности как проектируемых, так и находящихся в эксплуатации электростанций для минимизации постоянных и переменных расходов [16].

Главные достоинства ИНС при прогнозировании заключаются в следующем:

- сбор и обработка данных происходит без временных ограничений, возможность получать данные напрямую из ЭЭС;
- возможность учета множества параметров, не состоящих в функциональной связи [18, 19, 20].

На рис. 16 показано соотношение публикаций использования ИНС в различных типах прогнозирования.

3.2. Прогнозирование цен на электроэнергию

Российский рынок электроэнергии находится на переходном этапе от вертикально интегрированной государственной монополии до полностью конкурентного рынка. Краеугольным камнем реструктуризации, от которого зависит все дальнейшее развитие и успех модернизации отечественного энергетического сектора, является оптовый рынок электроэнергии и мощности (ОРЭМ). Введение ОРЭМ позволяет выработать новый механизм образования цен на электрическую энергию, при котором цены отражают баланс интересов производителей и потребителей электроэнергии.

Дальнейшее движение отрасли в сторону либерализации и введения полностью конкурентного рынка, с одной стороны, способствует развитию электроэнергетического рынка и отрасли в целом, с другой стороны, вводит дополнительные риски как для поставщиков (генерирующие компании), так и для покупателей (энергосбытовые организации, крупные потребители электрической энергии, гарантирующие поставщики). Прежде всего, риски связаны с особенностью электроэнергии как товара, обусловленной ее физическими свойствами, которые приводят к особой организации рынка. Невозможность запасания электроэнергии в достаточных (относительно всего потребления) масштабах приводит к тому, что рынок может функционировать только при условии, что в каждый момент времени обеспечивается баланс производства и потребления.

На всем протяжении эпохи регулируемого рынка электроэнергии основной целью государства было обеспечение спроса всей огромной системы в целом в непосредственной зависимости от государственной бюджетной политики и ценообразования, прямо или косвенно устанавливаемых государством. После дерегулирования рынка целью для всех участников стала максимизация прибыли.

Опыт западных компаний, уже достаточное количество времени работающих в условиях конкурентного рынка, когда флуктуации цен за сутки могут демонстрировать невероятные для других рынков показатели в 300%, показывает, что разработка технологий по управлению рисками является основой и гарантией успешной деятельности компании.

Цены на электроэнергию характеризуются реверсивным характером динамики и наличием большого количества достаточно узких и высоких пиков. Отчетливо видна периодичность колебаний

цен, которая обусловлена изменением потребления электроэнергии в течение суток, недели и года. На графиках также наблюдается кластеризация волатильности цен, т. е. наличие большого количества ценовых пиков в одни промежутки времени и достаточно спокойное поведение цен – в другие. Вследствие чего, предсказать точное поведение рынка принципиально невозможно. В такой ситуации управление рисками приобретает огромное значение — нужно не избегать риска, а управлять им. Управление рыночными рисками включает два основных процесса: оценку рисков (*risk measurement*) и непосредственно управление рисками (*risk reshaping*).

Для того чтобы делать оценки рыночных рисков (*risk measurement*), необходимо получить прогноз ценовой динамики. Таким образом, прогнозирование цен и волатильности занимает одно из центральных мест при оценке рыночных рисков и в большой степени определяет точность такой оценки.

Также, благодаря прогнозированию, у генерирующих компаний появляется возможность выбирать периоды технического обслуживания таким образом, чтобы периоды максимальных цен совпадали с максимальной доступностью генерирующих мощностей и наоборот. Прогнозы также могут использоваться и потребителями для бюджетного планирования и уменьшения затрат на электроэнергию, увеличивая потребление в периоды низких цен. Сбытовой сектор отличается наибольшей конкуренцией, т. к. доход компаний в этом секторе складывается из маржи между ценами при покупке и продаже электроэнергии. Для выживания сбытовым компаниям требуется соблюдать баланс между привлекательностью предложения для покупателей и прибылью. В таких условиях ценовой прогноз становится критически важным для разработки политики закупок на оптовом рынке и розничного ценообразования для соблюдения баланса интересов потребителей и инвесторов.

Прогнозирование цен и волатильности само по себе является полезным инструментом поддержки принятия решений для игроков рынка электроэнергии. Для этих целей разрабатывалось множество математических моделей. Некоторые из них приобрели большую популярность и используются повсеместно, некоторые — только в своем узком сегменте, некоторые давно канули в Лету. Модели из семейств *ARIMA* (процесс авторегрессии интегрированного скользящего среднего) и *GARCH* (обобщенный авторегрессионный процесс с условной гетероскедастичностью) были опробованы, напри-

мер, на испанском и норвежском рынках. Модели, основанные на использовании нейронных сетей, активно используются на рынках Австралии и Великобритании. Заметим, что *ARIMA*-модели и нейронные сети обычно применяются на электроэнергетических рынках для прогнозирования будущих нагрузок и демонстрируют хорошие результаты. Использовались и другие методы, например преобразование Фурье и стохастическое моделирование, но с меньшим успехом [46-48].

Ключевым показателем для сравнения методов прогнозирования цен на электроэнергию является показатель *MAPE* (main absolute percentage error), характеризующий точность прогнозирования. Исследования [49] показывают, что наибольшим потенциалом (наименьший показатель *MAPE*) обладают методы, использующие рекуррентные нейронные сети (*RNN*) и вейвлет многослойный персептрон (*WMLP*) (табл. 2 и 3).

Таблица 2. Сравнительные показатели *MAPE* (в процентах) прогнозирования цен на электроэнергию на час вперед для рынка канадской провинции Онтарио

Сеть	ВЕСНА		ЛЕТО		ЗИМА	
	Неделя 1	Неделя 2	Неделя 1	Неделя 2	Неделя 1	Неделя 2
MLP-EKF	16,83	16,74	12,64	15,25	16,77	16,96
MLP-EM	15,48	15,39	11,87	12,07	16,78	16,73
RNN-EKF	16,01	16,54	11,89	11,96	16,59	16,45
RNN-EM	15,09	15,16	10,52	10,21	15,78	15,71
RULE	21,70	17,80	22,92	37,77	24,60	24,55
IESO	23,78	25,26	10,41	16,22	22,06	23,51
MLR	16,26	19,23	17,69	20,55	16,73	18,54
MLP	16,56	19,34	17,45	20,27	17,03	19,69
WMLP	15,21	18,62	17,91	18,72	16,61	18,02

Таблица 3. Сравнительные показатели *MAPE* (в процентах) прогнозирования цен на электроэнергию на час вперед испанского рынка

Сеть	ВЕСНА	ЛЕТО	ОСЕНЬ	ЗИМА
MLP-EKF	5,37	11,37	13,41	4,81
MLP-EM	5,30	11,32	13,08	4,36
RNN-EKF	5,27	11,38	9,04	4,39
RNN-EM	4,87	10,38	8,93	4,26
MLP-LM	5,36	11,40	13,65	5,23
ARIMA	6,36	13,39	13,78	6,32

3.3. Диагностика и локализация аварийных ситуаций

Прогресс в области цифровых технологий приводит к тому, что все больше и больше данных становится доступными для систем диспетчерского контроля и сбора данных. Несомненно, это служит задаче совершенствования SCADA-систем [5, 6], но в тоже время несет в себе угрозу безопасности. Большое количество информации ведет к перегрузке оператора, что наиболее опасно именно в критических ситуациях: стресс от нарастающего потока тревог в совокупности с неопытностью оператора становится залогом неверного решения и паники, приводящих к еще большим потерям и ухудшению ситуации. В связи с этим возникает острая потребность в разработке систем поддержки принятия решения, работающих в режиме реального времени.

Восстановление нормального режима работы, прежде всего, начинается с определения «спускового крючка», события, повлекшего последовательность разнообразных тревог. Помимо стандартных причин неисправности сетевого оборудования и генерирующих мощностей, необходимо учитывать и такие специфические для современных цифровых систем сбои, как ошибки первого и второго рода систем защиты, повреждения каналов передачи данных и баз данных [7].

Эвристическая природа рассуждений человека-оператора и неявная функциональная зависимость между причинами сбоев открывают простор для применения технологий искусственного интеллекта. С разной степенью успеха для решения задач создания систем поддержки принятия решения применяются следующие алгоритмы и методы: экспертные системы, нейронные сети, нечеткая логика, генетические алгоритмы, сети Петри [7].

Главным преимуществом ИНС при диагностике аварийных ситуаций является ее гибкость при большом потоке данных и информационном шуме. Главный же недостаток заключается в длительном времени обучения. Для сокращения времени обучения до приемлемых результатов используются *обобщенно-регрессионная нейронная сеть (GRNN)* с топологией прямой передачи сигнала, *вероятностная нейронная сеть (PNN)* и *адаптивная (самоорганизующаяся) нечеткая нейронная сеть* [8].

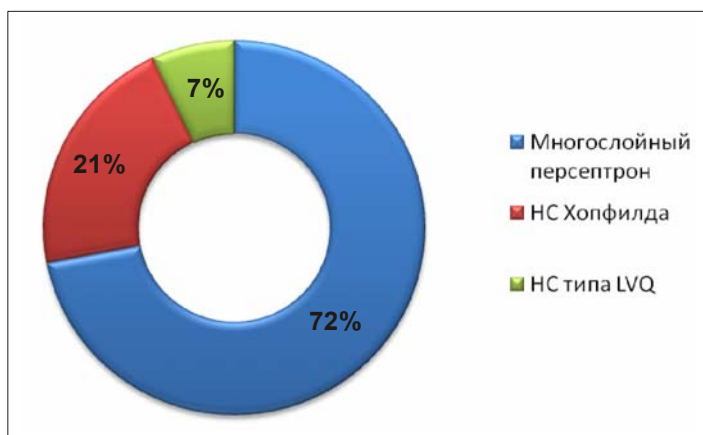
3.4. Оптимизация распределения нагрузки

Главная цель оптимизации распределения нагрузки (Economic Dispatch, далее ED) состоит в минимизации эксплуатационных расходов в зависимости от спроса, т. е. в оптимальном распределении нагрузки между имеющимися генерирующими источниками [21, 22]. Одна из основных сложностей при ED заключается в том, что на практике весь рабочий диапазон генерирующих источников оказывается не всегда доступен для распределения нагрузки в связи с физическими ограничениями.

За прошедшее время для решения задач ED использовались различные методы, включая метод релаксации Лагранжа, линейное программирование, алгоритмы динамического программирования, квадратичное программирование, метод Ньютона-Рафсона, и с недавних пор генетические алгоритмы и ИНС. Методы Лагранжа, которые наиболее часто используются при решении ED-проблем, уже не дают желаемого результата при прямом использовании. Методы динамического программирования также являются широко распространенными и изученными, но при их использовании на ЭЭС реальных размеров с большим количеством генерирующих источников приводит к так называемому «проклятию размерности», экспоненциальному увеличению объемов данных.

Главными недостатками генетических алгоритмов в решении задач ED являются сложность определения функции приспособленности, а также нахождение суб-оптимальных решений без гарантии того, что эти решения не являются локальными, и долгое время поиска.

Искусственная нейронная сеть, а в особенности, нейронная сеть Хопфилда продемонстрировали прекрасную способность решения комбинаторных задач оптимизации. Нейронная сеть Хопфилда применяется для энергоблоков с непрерывной или кусочно-квадратичной функцией стоимости топлива. Повышенный интерес к этой нейронной сети, проявляемый в последнее время в различных публикациях, обусловлен ее замечательной возможностью учета всех вынужденных ограничений, например, потерь при передаче энергии, контроля уровней загрязнения энергоблока и т. д. Также для решения задач ED используются многослойный персептрон и ИНС типа LVQ (рис. 17).

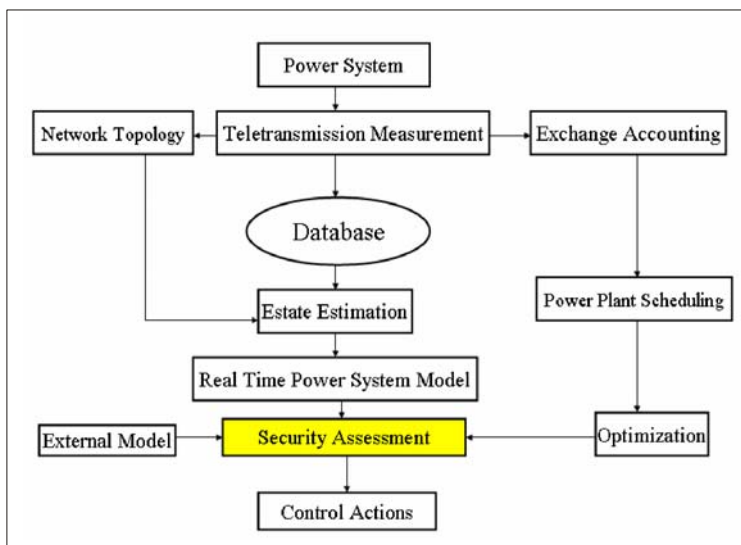


Источник: [5].

Рис. 17. Соотношение используемых ИНС в ED-задачах

3.5. Оценка надежности

Принципиальной задачей любой ЭЭС является доставка в необходимых объемах конечному пользователю электроэнергии без превышения допустимых пределов по напряжению и частоте. Эта задача должна решаться в режиме реального времени самым безопасным, надежным и при этом экономически эффективным методом.



Источник: [5].

Рис. 18. Движение данных в ЭЭС

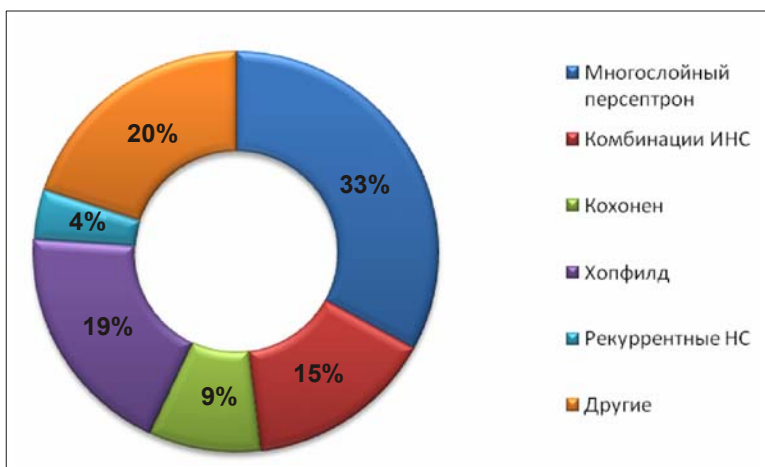
На рис. 18 изображена диаграмма принципиального движения информации в ЭЭС, где измерения проводятся в реальном времени и хранятся в СУБД. Блок оценки состояния (Estate Estimation) исправляет некорректные данные и восполняет недостающие. Математическая модель (Real Time Power System Model) выбирается на основе полученных оценочных значений. Уровень безопасности системы определяется на основе моделирования потенциального сбоя задействованного в ЭЭС оборудования. В случае оценки системы как небезопасной применяются соответствующие меры контроля (Control Actions) [27].

Вообще существуют два типа оценки безопасности системы: 1) динамические; 2) статические. В обоих типах различные эксплуатационные состояния определяются следующим образом [9, 10]:

- *Нормальное или безопасное состояние.* В нормальном состоянии выполняются все запросы потребителей без превышения установленных лимитов;
- *Предупреждение или критическое состояние.* Показатели системы все еще находятся в пределах установленных лимитов, но небольшая авария может привести к нестабильности системы;
- *Экстренное или небезопасное состояние.* Энергосистема переходит в аварийный режим работы вследствие превышения установленных лимитов.

В случае реальных ЭЭС возникает проблема экспоненциального роста данных, получившая название «проклятия размерности». Данную проблему возможно решить, используя ИНС.

Из всех типов ИНС для задач оценки безопасности системы наиболее подходит многослойный персептрон, обучаемый по методу обратного распространения ошибки. Основным преимуществом этой ИНС является ее способность к обучению в онлайн-режиме. Главные же проблемы этой ИНС заключаются в выборе входных данных и перетренировке. Для ускорения систем на основе многослойного персептрона используют ИНС Хопфилда. На рис. 19 показано соотношение различных ИНС в задачах оценки безопасности энергосистемы [27].



Источник: [5].

Рис. 19. Соотношение применений различных ИНС в задачах оценки безопасности [5]

Из табл. 1 мы видим, что количество публикаций в сфере оценки безопасности в последнее время неуклонно растет. Популярность применения ИНС в этой сфере обусловлена нелинейным и динамичным поведением ЭЭС. С ростом ЭЭС и всевозрастающей потребностью в электроэнергии в условиях повышения требований к безопасности и надежности наблюдаются проблемы размерности текущих систем оценки безопасности.

3.6. Основные тенденции

На примере работ IEEE прослеживаются основные тенденции и динамика развития применения искусственных нейронных сетей в электроэнергетике.

Основными преимуществами применения ИНС в электроэнергетике являются:

- возможность в режиме реального времени проводить очень быструю классификацию и обработку информации;
- нелинейное моделирование и фильтрация поступающих данных;
- эффективная работа при стохастических изменениях рабочих параметров;
- масштабируемость.

Глава 4.

РАСПОЗНАВАНИЕ ОБРАЗОВ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКЕ

С учетом развития фрактального анализа и его перспектив в энергетике использование ИНС в качестве инструмента распознавания образов заслуживает особого интереса и отдельного рассмотрения, чему и посвящена эта глава данной работы.

Содержательная постановка задачи появилась в конце 50-х гг. XX века и заключалась в том, чтобы построить машину, способную обучаться классификации ситуаций так же, как это делают живые существа. Такое широкое понимание проблемы привело к возникновению различных направлений исследования. Одни ученые считали главным построение модели процесса восприятия, другие видели основное содержание проблемы в ее утилитарном проявлении — создании алгоритмов обучения распознаванию образов для решения конкретных задач практики, третьи искали в этой задаче постановки новых математических проблем.

Сегодня теория распознавания образов продолжает развиваться все более стремительно, применение методов распознавания образов находит отклик в различных областях: медицине, машиностроении, энергетике, финансовой сфере и многих других.

4.1. Введение в теорию распознавания образов

Задаче обучения машин распознаванию образов уже более пятидесяти лет. Прежде чем перейти к методам решения задач распознавания образов необходимо определить, что мы понимаем под образом.

Понятие образа. Образ, класс – классификационная группировка в системе классификации, объединяющая определенную группу объектов по некоторому признаку. Образное восприятие мира – одно из свойств живого мозга, позволяющее разобраться в бесконечном потоке воспринимаемой информации и сохранять ориентацию в разрозненных данных о внешнем мире. Воспринимая внешний мир, мы всегда производим классификацию информации, т. е. разбиваем на группы похожих, но не тождественных явлений. Например, несмотря на существенное различие, к одной группе относятся все буквы «А», написанные различными почерками, или все звуки, соответству-

ющие одной и той же ноте, взятой в любой октаве и на любом инструменте. Для составления понятия о группе восприятий достаточно ознакомиться с незначительным количеством ее представителей. Это свойство мозга позволяет сформулировать такое понятие, как образ.

Образы обладают характерным свойством, проявляющимся в том, что ознакомление с конечным числом явлений из одного и того же множества дает возможность узнавать сколь угодно большое число его представителей [38]. Образы обладают характерными объективными свойствами в том смысле, что разные люди, обучающиеся на различном материале наблюдений, большей частью одинаково и независимо друг от друга классифицируют одни и те же объекты. Именно эта объективность образов позволяет людям всего мира понимать друг друга.

Способность восприятия внешнего мира в форме образов позволяет с определенной достоверностью узнавать бесконечное число объектов на основании ознакомления с конечным их числом, а объективный характер основного свойства образов позволяет моделировать процесс их распознавания.

Существует достаточно много алгоритмов решения задачи распознавания образов, среди которых следующие:

Алгоритм скелетизации. Это некий метод распознавания одинарных бинарных образов, основанный на построении скелетов этих образов и выделении из скелетов ребер и узлов. Далее по соотношению ребер, их числу и числу узлов строится таблица соответствия образам. Так, например, скелетом круга будет один узел, скелетом буквы «П» — три ребра и два узла, причем ребра относятся как 2:2:1.

Нейросетевые структуры. Нейронные сети нелинейны по своей природе и представляют собой исключительно мощный метод моделирования, позволяющий воспроизводить чрезвычайно сложные зависимости [30]. Некоторые нейросети способны распознавать образы инвариантные относительно поворота, без какой-либо внешней предобработки. Так, например, сети на основе неоконнейтронов способны выделять некоторые характерные черты образов и распознавать их, как бы образы не были повернуты.

Инвариантные числа. Из геометрии образов можно выделить некоторые числа, инвариантные относительно размера и поворота образов, далее можно составить таблицу соответствия этих чисел

конкретному образу (почти как в алгоритме скелетизации). Примеры инвариантных чисел – число Эйлера, эксцентриситет, ориентация (в смысле расположения главной оси инерции относительно чего-нибудь тоже инвариантного).

Поточечное процентное сравнение с эталоном. Данный метод предполагает предобработку для получения инвариантности относительно размера и положения, затем осуществляется сравнение с заготовленной базой эталонов изображений – если совпадение больше чем заданная отметка, то образ признается распознанным.

Существуют и другие методы решения задач распознавания образов, однако в настоящее время широкое распространение получило использование искусственных нейронных сетей для построения математических моделей сложных нелинейных процессов и распознавания образов.

4.2. Задача распознавания образов в электроэнергетике

Одной из первых задач, где применялся метод обучения распознаванию, была, решенная в 1963 г., задача о различении нефтеносных и водоносных пластов в скважине. На сегодняшний день нейросетевые технологии в решении задачи распознавания образов применяются в различных сферах: медицине, машиностроении, финансовой деятельности, для решения задач распознавания текста и речи, в энергетике, электронной промышленности и многих других. Рассмотрим следующие электроэнергетические задачи распознавания образов с точки зрения применения нейросетевых алгоритмов:

- задача выявления аварийных режимов и поврежденных объектов;
- задача диагностики асинхронных электродвигателей;
- задача диагностики ядерных энергетических установок.

Задача выявления аварийных режимов и поврежденных объектов

Функции выявления аварийных режимов и выделения поврежденных объектов выполняет *релейная защита и автоматика (РЗА)* [32]. С одной стороны, в ряде случаев аварийные режимы сходны с нормально-эксплуатационными. Например, *короткие замыкания (КЗ)* можно считать сходными с режимами наброса асинхронной нагрузки, броска тока намагничивания силовых трансформаторов и

др. С другой стороны, как показывает практика, насыщение *трансформаторов тока (ТТ)* приводит к сильному искажению поступающей в реле информации. Эти причины являются основными в создании неопределенности и, как следствие, в неправильных действиях защит. Для построения защиты какого-либо объекта, наиболее полно удовлетворяющей противоречивым требованиям, необходимо решить задачу безошибочного распознавания аварийных ситуаций в электрических системах.

Эта задача заключается в выявлении признаков (свойств), проявляющихся в контролируемых релейной защитой электрических параметрах и характерных в большей степени только одному конкретному классу режимов, а затем в разработке принципа действия защиты. Безошибочное распознавание режима невозможно без учета искажений во входных токовых цепях защиты из-за насыщений ТТ, соединенных в трехфазные группы, во время переходных процессов. Такую задачу целесообразно решать методами статистической теории распознавания образов.

Особенностью такого подхода к распознаванию режима является то обстоятельство, что исследуемый режим, описываемый n -параметрами, представляется в виде объекта в n -мерном пространстве наблюдений. Если получить обучающую статистическую выборку из объектов с установленной принадлежностью к тому или иному классу режимов, то можно построить в пространстве режимных параметров граничные поверхности, разделяющие объекты разных классов. Процедура распознавания — это принятие решения об установлении принадлежности нового объекта, не рассматривавшегося ранее в процессе изучения, к конкретному классу объектов (или образу) путем сравнения свойств этого объекта с уже известными и изученными.

Определение состояния защищаемого объекта полностью соответствует задаче распознавания образов в общем виде. Ранее известные принципы обнаружения короткого замыкания, например, максимальный ток, минимальное напряжение, использование производной тока по времени, взятые в отдельности, являются достаточно эффективными в очень редких случаях. Наоборот, когда в дифференциальных защитах сосредоточенных объектов в процессе выявления повреждения участвуют несколько параметров (т. е. формируется n -мерный образ текущего режима), существенно повышается чувствительность и устойчивость функционирования защиты, и она в большей мере отвечает предъявляемым ей требованиям.

Совершенствование защиты с использованием теории распознавания образов предполагает применение ее методов для переработки информации, хранящейся в поступающих в защиту электрических сигналах. Аппаратом постановки и решения многих задач распознавания являются теория статистических решений, алгебра логики, теория вероятностей и др.

Логические методы распознавания образов базируются на дискретном анализе, т. е. на использовании логических признаков, которые можно рассматривать как элементарные высказывания, принимающие два значения истинности – «да», «нет» или «истина», «ложь» – с полной определенностью. К этим признакам относятся, прежде всего, признаки, не имеющие количественного выражения, представляющие собой суждения качественного характера типа наличия или отсутствия некоторых свойств у распознаваемых объектов или явлений. Явным примером таких признаков может служить поведение реле: «сработало» оно или «не сработало». Процесс принятия решения строится на основе разработанных булевых соотношений или функций.

При использовании структурных (лингвистических, синтаксических) методов образ представляется состоящим из частей (фрагментов) – подобразов, которые называются «непроизводными элементами» или «терминалами». Структурные признаки представляют собой совокупности непроизводных элементов структуры объекта. Каждый объект может рассматриваться как цепочка терминалов – предложение или просто слово [32]. То есть при использовании структурных методов предлагается из контролируемых параметров создать структуру образа, вследствие чего контролируемые параметры будут рассматриваться все вместе, одновременно, а не отдельно друг от друга, как получается в логических методах.

На применении структурных методов построены кардиомониторы, где распознавание ведется по выделяемым характерным элементам электрокардиограммы. Подобно этому происходит распознавание режима работы электроэнергетического оборудования устройствами РЗА по выделяемым характерным элементам кривой токового сигнала. Исходя из такой аналогии, можно утверждать о применимости структурных методов для построения релейной защиты.

Задача диагностики асинхронных электродвигателей

В настоящее время асинхронные электродвигатели являются потребителями более 70% всей электроэнергии в стране. Опыт экс-

плуатации электродвигателей свидетельствует о большом количестве отказов, происходящих по причине аварийных ситуаций [39]. Выход из строя электродвигателя наносит большой ущерб. В основном этот ущерб связан с простым технологического оборудования или порчи продукции вследствие аварии двигателя. Дополнительно к убыткам добавляется снижение электро- и пожаробезопасности, связанное с возможными короткими замыканиями которые могут присутствовать в обмотке статора или ротора поврежденного электродвигателя.

Общепринятые средства защиты не обеспечивают сохранность электродвигателя и снижают вероятность возникновения лишь некоторых из вышеперечисленных случаев. Поэтому возникает потребность диагностики состояния электродвигателя в процессе его работы, т. е. функциональной диагностики. Обнаружение дефектов в работающем электродвигателе на ранней стадии их развития не только предупредит внезапную остановку производства в результате аварии, но и значительно снизит расходы на ремонт электродвигателя и увеличит срок его службы. Кроме этого, в настоящее время достаточно актуально применение адаптивных устройств защиты и диагностики, позволяющих выполнять диагностику электродвигателей независимо от их мощности и конструкции.

Современные системы и методы диагностики электрооборудования можно разделить на две группы.

В настоящее время *тестовое диагностирование* — основной вид выявления дефектов электрооборудования в отечественной энергетике. Оно определило сложившуюся структуру технического обслуживания и ремонта по регламенту [39]. Однако такая диагностика способствует не только предупреждению развития различных дефектов, но и их появлению. Например, при проведении плановых ремонтов электрических машин, после полной сборки двигатель подвергается высоковольтным испытаниям, которые оказывают на изоляцию машины пагубное влияние, вызывая появление в обмотке микродефектов, развивающихся в процессе работы электромашины под влиянием неблагоприятных факторов: некачественной электроэнергии, перегрузок, частых пусков и остановок. С каждым высоковольтным испытанием при планово-предупредительных ремонтах число дефектов увеличивается, что в конечном итоге приводит к аварийному выходу из строя электрического двигателя. Кроме того, каждая разборка и сборка электродвигателя увеличивает эти микродефекты [39].

Среди других недостатков тестовой диагностики можно отметить также временную приостановку работы проверяемого оборудования, отсутствие возможности защитного отключения оборудования во время его работы для предотвращения полного выхода его из строя, отсутствие контроля ненормальных режимов работы данного оборудования и т. д.

Для перехода с обслуживания и ремонта по регламенту на ремонт и обслуживание по фактическому состоянию необходима тщательная диагностика электрооборудования, причем, чтобы подготовиться к ремонту, желательно обнаружить все дефекты, влияющие на ресурс, задолго до отказа. По этим причинам необходимо применение методов диагностики не только относящихся к категории функциональных, но и позволяющих выявить дефект конкретной части электрооборудования. К тому же методы функциональной диагностики экономически наиболее предпочтительны, так как не требуют даже временного вывода электрооборудования из эксплуатации.

Современные электротехнические средства, базирующиеся на использовании программируемых микроконтроллеров, позволяют наиболее гибко реализовать защиту и функциональную диагностику электродвигателей по их электрическим параметрам.

Наиболее удачным методом является *использование программного-аппаратного комплекса*, состоящего из компьютера и цифрового устройства-посредника, производящего необходимые измерения и передаваемого их в компьютер. В качестве измеряемых электрических величин могут быть оперативный ток, потребляемая мощность и т. д. Программа, выполняемая на компьютере, должна, в свою очередь, определенным образом обработать входную информацию и определить наиболее вероятный вид повреждения работающего электродвигателя или сделать заключение об его исправности. Этот метод наиболее эффективен, так как позволяет хранить на компьютере большие базы данных с информацией об отслеживаемой динамике повреждений электродвигателя с последующим прогнозированием выхода его из строя.

Кроме этого, компьютер является более мощным средством обработки информации, чем микроконтроллер, что, в частности, позволяет использовать современные технологии, в том числе и технологии искусственного интеллекта, такие как использование искусственных нейронных сетей, нечеткой логики и экспертных систем.

Известно, что магнитное поле вращающегося ротора работающего асинхронного электродвигателя воздействует на магнитное поле его статорной обмотки, что приводит к периодическим колебаниям электрических величин электродвигателя, таких как потребляемый ток, мощность или напряжение обмотки статора. Период данных колебаний пропорционален частоте вращения ротора. Таким образом, анализируя форму графика сигнала какой-либо из электрических величин на данном периоде можно обнаружить повреждение в электромеханической части электродвигателя и распознать его вид. Для решения данной проблемы можно использовать много различных подходов. Например, можно построить аппроксимационную функцию по нескольким исходным точкам сигнала, соответствующего конкретному виду повреждения, и в процессе диагностики сравнивать текущие измеряемые значения со значениями данной функции с определенной долей погрешности. Однако аппроксимация сложных нелинейных сигналов приводит к большим погрешностям, которые усугубляются дополнительными помехами электрической сети с подключенным электродвигателем. В настоящее время широкое распространение получило использование искусственных нейронных сетей для построения математических моделей сложных нелинейных процессов, распознавания образов и прогнозирования сигналов.

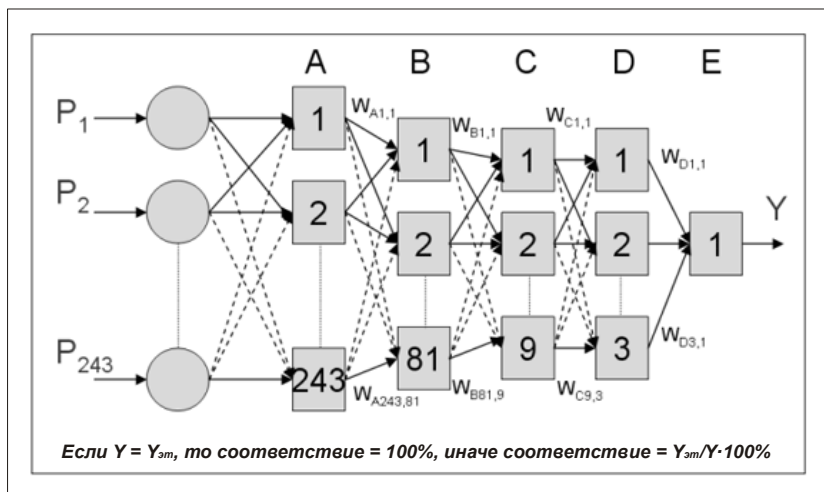
Нейронные сети дают возможность эффективно определять причину и виды повреждения асинхронных электродвигателей, работать с зашумленными данными, избавляя от необходимости применения промежуточных электронных фильтров от помех или фильтрации математическими методами, а также адаптироваться к конкретному типу электродвигателя.

Помимо выбора алгоритмов обработки сигнала и определения способа диагностики асинхронных электродвигателей необходимо разработать аппаратную часть программно-аппаратного диагностического комплекса. При этом очень важно выбрать недорогую компонентную базу для его реализации, определяющую себестоимость комплекса в размере не более чем 10% от стоимости самого электродвигателя.

В настоящее время на кафедре Электроснабжения Читинского государственного университета ведутся разработки данного программно-аппаратного комплекса. В реализации программной части комплекса используется метод анализа сигнала полной потребляе-

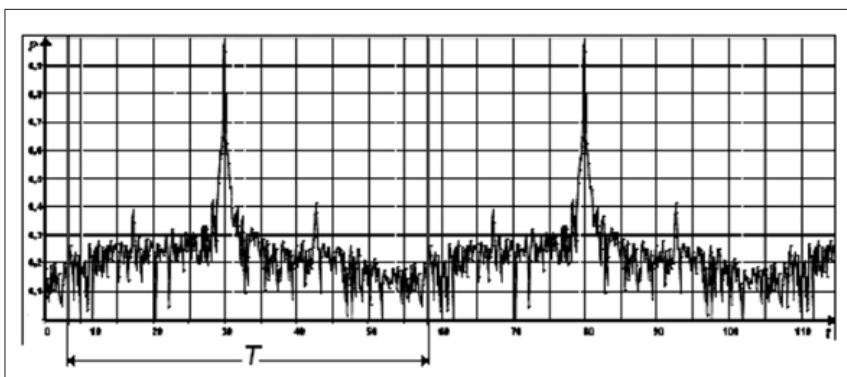
мой мощности электродвигателя на каждой фазе искусственной нейронной сетью, определяющий вероятность присутствия какого-либо повреждения как в электрической, так и в механической части электродвигателя [39]. Для этого нейронную сеть прямого распространения, изображенную на рис. 20, планируется использовать для идентификации зависимости полной мощности от времени, либо для идентификации спектра гармоник сигнала полной потребляемой мощности на одном периоде. Сначала выполняется определение периода сигнала, как показано на рис. 21. Затем отрезок, на котором сигнал длится в течение предварительно определенного периода, масштабируется по ширине, а значения амплитуды полной мощности нормируются относительно значения номинальной мощности электродвигателя. Таким образом, будут анализироваться процентные изменения мощности. Для их анализа полученный график разбивается на равномерные промежутки, количество которых зависит от быстродействия измерительного устройства и частоты вращения ротора электродвигателя.

При обучении нейронной сети на выходе используется определенное значение $Y_{эм}$, соответствующее конкретному виду неисправности электродвигателя и эталонные экспериментальные значения сигнала полной потребляемой мощности опытного электродвигателя, полученные при помощи того же измерительного устройства. После этого, при идентификации сигнала уже обученной сетью,



Источник: [39].

Рис. 20. Структура искусственной нейронной сети, используемой для идентификации сигнала полной потребляемой мощности



Источник: [39].

Рис. 21. Определение периода сигнала

производится проверка соответствия значения Y на выходе сети значению $Y_{эт}$, которое задавалось при обучении. Если $Y = Y_{эт}$, то это означает, что в электродвигателе на 100% имеется неисправность, для которой обучалась данная нейронная сеть. В качестве обнаруженной неисправности выбирается та, степень соответствия которой наибольшая. По степени соответствия для других неисправностей электродвигателя можно судить о вероятности их присутствия. В наиболее сложных случаях, возможно, придется использовать экспертную систему с набором правил нечеткой логики, которые будут определяться в ходе экспериментальных исследований.

Для создания диагностических устройств и программно-аппаратных комплексов весьма желательно использовать искусственные нейронные сети, так как они являются мощным средством распознавания и прогнозирования сигналов, а их способность к обучению дает возможность разрабатывать адаптивные системы защиты и диагностики электродвигателей.

Задача диагностики ядерных энергетических установок

Ранняя диагностика неисправностей и повреждений в ядерных энергетических установках является важным компонентом обеспечения безопасности АЭС и может внести свой вклад в формирование общественного мнения в пользу атомной энергии.

За последние годы были предприняты большие усилия, направленные на разработку систем неразрушающего контроля узлов АЭС, с применением данных полученных от акустических и вибродатчиков. Многие из систем виброакустической диагностики основаны на регистрации и интерпретации шумовых сигналов, представляющих

собой записи шумов различных узлов в различных режимах работы установки.

При разработке таких систем исследователи сталкиваются с общим комплексом проблем, которые не зависят от специфики обрабатываемых данных. Такими проблемами являются: обработка и распознавание нестационарных сигналов, негауссовских сигналов и сильно зашумленных и искаженных сигналов.

Многие из перечисленных задач не могут быть удовлетворительно решены в рамках линейной теории обработки сигналов. Эти задачи требуют введения новых аналитических и вычислительных методов для своего решения.

Возникающая технология нейронных сетей может предложить перспективные подходы к решению некоторых из перечисленных задач и является дополнительной по отношению к традиционным методам обработки и распознавания сигналов.

Многие сигналы, регистрируемые в процессе работы АЭС, являются импульсными с распределением, отклоняющимся от гауссовского [34].

Часто полезный сигнал перекрывается шумом в частотной области, причем отношение сигнал/шум существенно меньше единицы. Для обработки и распознавания такого рода сигналов в [34] предложена методика, включающая в себя адаптивный фильтр, блок извлечения признаков и нейронную сеть, обучающуюся с «учителем».

Адаптивный фильтр дает возможность подавлять во входном сигнале коррелированные компоненты. Как показывает опыт, сигналы, характеризующие аварийные или аномальные состояния АЭС, часто являются более «случайными», по отношению к нормальному фоновому шуму и имеют автокорреляционную функцию с меньшей постоянной времени затухания. Этот факт используется для фильтрации аномальных сигналов и подавления более мощного фонового шума. Следует отметить, что адаптивный фильтр в силу зависимости своей импульсной функции отклика от времени не может быть отнесен к линейным системам и является простейшим нелинейным элементом, который используется в нейронных сетях.

После процедуры фильтрации, акустический сигнал поступает в блок извлечения признаков. Как правило, акустические сигналы оцифровываются с большой частотой, поэтому распознавание исходного сигнала затруднено из-за его большой размерности.

Для снижения размерности акустического образа сигнала, подаваемого на нейронную сеть, и для исключения избыточной информации используется блок извлечения признаков. В задачах классификации в качестве признаков часто используются различные разложения сигнала, например по главным компонентам. Для диагностики такие разложения не всегда имеют смысл, так как информация об аномальном состоянии может содержаться не в главных компонентах. С этой точки зрения перспективным является подход с извлечением независимых компонент из сигнала [34]. Сигнал разлагается по наиболее независимым компонентам, что с точки зрения диагностики является очень привлекательным, поскольку сигнал, характеризующий аномальное состояние, часто не зависит от фоновых шумов. Наряду с извлечением признаков блок выполняет задачу нормировки входных образов, что является очень важным для нейронной сети.

Наиболее популярной архитектурой нейронных сетей в энергетике в последние годы является многослойный персептрон с обучением по правилу обратного распространения ошибок. Данная архитектура использовалась и в описываемом примере [34]. Правило обратного распространения ошибок было модифицировано для ускорения сходимости сети. Архитектура персептрона была также изменена для распознавания образов с учетом контекста.

В примере использованы данные, полученные в рамках исследовательской программы МАГАТЭ по акустическому обнаружению течей воды в натрий в парогенераторах быстрых реакторов.

Течи воды в натрий в парогенераторах быстрых реакторов могут развиваться в течение нескольких секунд от микротрещин до трещин с расходом в несколько грамм в секунду. Вследствие развивающейся реакции воды с натрием, такая течь может привести к повреждению соседних трубок и к серьезной аварии с экономическими последствиями. Для оперативного обнаружения таких повреждений, в перспективных моделях реакторов на быстрых нейтронах, планируется использовать акустическую детекцию, основанную на том, что течь воды в натрий генерирует акустический шум, который может быть зарегистрирован пьезоэлектрическими или волноводными датчиками.

Основными проблемами, возникающими при разработке акустической системы диагностики, являются: избежание ложных срабатываний при малых отношениях сигнал/шум, распознавание шума

течи и аномальных фоновых шумов, а также обеспечение быстрого действия этой процедуры. Опыт разработки системы акустической диагностики показывает, что основная проблема состоит не в обнаружении изменения акустического шума, а в распознавании шума присущего конкретной аномалии и отличении его от других шумов, которые присущи установке, но не характеризуют ее аномальные состояния.

Данные, представленные в примере, представляют акустические фоновые шумы, записанные с 4-х датчиков с частотой выборки 131 072 Гц на быстром реакторе PFR (Великобритания) [34]. Данные, имитирующие шум течи, были записаны на экспериментальном стенде с использованием датчиков того же типа. Расход инжектируемой среды составлял 3,8 г/с и продолжительность инъекции 6,27 секунды.

Было получено 5 тестовых наборов, каждый состоящий из данных для 4 датчиков, и имеющих различное отношение сигнал/шум от -6 дБ до -24 дБ. Задача состояла в распознавании момента появления аномального состояния и определении его длительности. Реальные времена были опубликованы после представления всеми участниками программы своих результатов. Таким образом, имея примеры нормального состояния и аномального необходимо было выявить аномальное состояние в сигнале из смеси нормального и аномального. Аномальная ситуация начинается спустя 1,89 с от начала записи и длится 4 секунды.

Нейронная сеть первоначально была обучена на образах нормального фонового шума и шума аномального состояния. Объем обучающей выборки варьировался для достижения лучшего результата, но не превышал 32 пары образов.

После обучения сеть распознавала предъявляемые данные без дополнительного дообучения. Результаты распознавания приведены в табл. 4.

Действительные времена начала и продолжительности течи следующие: набор № 0 - 1,875 с и 5,469 с, набор № 1 - 1,23 с и 4,0 с, набор № 2 - 2,01 с и 5,39 с, набор № 3 - 1,61 с и 5,50 с, набор № 4 - 2,29 с и 4,5 с соответственно. Принимая во внимание очень небольшой объем обучающей выборки, следует отметить высокую точность определения начала аномального состояния и его продолжительности. Большое значение имеет и отсутствие ложных срабатываний на нормаль-

Таблица 4. Результаты распознавания тестовых записей

№ теста и отношение с/ш, дБ	№ датчика	Момент начала течи, с	Продолжительность, с	Фоновый шум, распознаваемый как течь, %	Правильно распознаваемый фоновый шум, %	Шум течи, распознаваемый как фоновый шум, %	Правильно распознанный шум течи, %
0,-12	1	1,8906	5,4531	0	100	13,30	86,17
	2	1,8906	5,4531	0	100	9,31	89,63
	3	1,3906	5,4531	0	100	6,31	93,09
	4	1,9063	5,4375	0	100	36,44	58,51
1,-20	1	2,0469	3,9219	0	100	97,60	2,16
	2	1,2344	4,7344	0	100	94,96	4,08
	3	1,2500	4,7188	0	100	80,58	15,11
	4	2,1250	3,8438	0	100	98,32	1,68
2,-16	1	2,0313	5,375	0	99,6	40,98	54,64
	2	2,0313	5,375	0	99,6	25,41	71,31
	3	2,0313	5,375	0	99,6	8,47	90,71
	4	2,0469	5,3437	0	99,6	68,85	27,05
3,-6	1	1,6250	5,4844	0	100	10,2	89,54
	2	1,6250	5,4844	0	100	10,2	89,8
	3	1,6250	5,4844	0	100	10,2	89,8
	4	1,6250	5,4844	0	100	11,22	88,78
4,-24	1	4,6563	1,5781	0	100	98,14	1,15
	2	2,2969	3,5781	0	100	97,99	1,43
	3	2,6875	4,0625	0	100	87,97	8,31
	4	2,6875	4,1094	0	100	9857	1,15

ном фоновом шуме, поскольку ложные срабатывания являются одним из самых больших недостатков систем акустической диагностики АЭС. Удвоение числа нейронов в скрытом слое позволило повысить качество распознавания аномального состояния. Например, для датчика 4 в тестовых наборах № 0 и № 2 качество распознавания увеличилось с 58,71 % до 79,2 % и с 27,05 % до 50,43%.

4.3. Преимущества нейросетевых методов распознавания образов

Совершенно очевидно, что свою силу нейронные сети черпают, во-первых, из распараллеливания обработки информации и, во-вторых, из способности самообучаться, т. е. создавать обобщения. Под термином «обобщение» понимается способность получать обоснованный результат на основании данных, которые не встречались в процессе обучения. Эти свойства позволяют нейронным сетям решать сложные (масштабные) задачи, которые на сегодняшний день считаются трудноразрешимыми. Однако на практике при автономной работе нейронные сети не могут обеспечить готовые решения. Их необходимо интегрировать в сложные системы. В частности, комплексную задачу можно разбить на последовательность относительно простых, часть из которых может решаться нейронными сетями.

Например, использовать нейронные сети для определения всех видов неисправностей и ненормальных режимов работы электродвигателя нецелесообразно, а в некоторых случаях невозможно! Например, невозможно определить наличие равномерной перегрузки электродвигателя лишь по форме сигнала полной мощности электродвигателя, так как здесь необходимо сравнивать амплитуду мощности электродвигателя с его номинальной мощностью. Однако это легко реализовать в программе. Если программно-аппаратный комплекс будет использоваться не только для диагностики, но и для защиты электродвигателя, то реализация в нем традиционных методов релейной защиты повысит надежность его работы.

Для создания диагностических устройств и программно-аппаратных комплексов весьма желательно использовать искусственные нейронные сети, так как они являются мощным средством распознавания и прогнозирования сигналов, а их способность к обучению дает возможность разрабатывать адаптивные системы защиты и диагностики электродвигателей.

Глава 5.

НЕЙРОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ И ЭКОНОМИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ НА МИРОВОМ НЕФТЕГАЗОВОМ РЫНКЕ

5.1. Нейросетевые технологии в электроэнергетике: прогнозирование временных рядов

В процессе своей деятельности при решении задач различной степени тяжести каждая организация рано или поздно сталкивается с необходимостью математического обоснования принимаемых решений. С развитием науки и техники все больше проводится исследований в данной области, способствующих появлению новых аналитических технологий. К наиболее перспективным и эффективным относятся методы искусственного интеллекта, в частности нейронные сети. Взяв за основу действие человеческого мозга, данная технология преодолевает недостатки аналогичных по действию статистических методов и позволяет решать сложные задачи в неблагоприятных условиях постоянно изменяющейся рыночной среды.

Широкий спектр решаемых задач, огромное количество областей применения, преимуществ, связь с другими статистическими методами, подробно рассматривающихся в главе 2, делает нейронные сети необычайно привлекательным инструментом для практического использования.

Возможности нейросетевого моделирования позволяют анализировать процессы, классифицировать объекты, кодировать и декодировать информацию, прогнозировать и предсказывать будущее состояние рыночных показателей, автоматизировать процесс управления и облегчить принятие решений.

Нейронные сети также способны заменять человека-эксперта, предоставляя на более высоком уровне квалифицированные экспертные оценки в заданной предметной области.

Предварительные исследования окружающей обстановки, выявление коррелированных явлений и их тенденций развития, позволяют с использованием нейронных сетей получить качественные (наиболее полно соотносящиеся с действительностью) результаты

и точные прогнозы. Огромную помощь в этом оказывают волны Эллиотта, методы корреляционного и гармонического анализа.

Парадигма нейронной сети включает описание отдельных элементов, способы организации связи между ними и правил, по которым данная сеть функционирует.

Архитектура нейронной сети, реализованная в созданных авторами программе для ЭВМ серии IT-SPEE, является наиболее эффективной для решения задач нефтегазового рынка. Синтезированный алгоритм в этих программах, на базе вероятностных нейросетевых моделей и аппарата гармонического анализа, позволяет не только осуществлять анализ и прогнозирование данных, но и предусматривает «подмешивание» других параллельных входов, тем самым учитывая влияние коррелированных явлений и процессов (в отличие от других программных продуктов). Кроме того, в последней версии программы, пользователи могут или сами вносить коррективы в механизм вычислений или сеть автоматически выберет наиболее подходящие настройки для вычислительных методов.

Обоснованный выбор влияющих факторов на конъюнктуру нефтегазового рынка, необходимых для анализа, позволяет с уверенностью говорить об успешном использовании нейронного моделирования для выполнения поставленных целей.

Любая организация, применяя технологии нейронных сетей, может быть уверена:

- в точности полученных результатов;
- положительной экономической отдаче;
- экономии используемых ресурсов;
- успешном прогнозировании тенденций;
- быстрой адаптации к изменяющейся обстановке;
- обучаемости сети новым условиям;
- гибкости подхода к решению проблем;
- простоте и неприхотливости метода в использовании;
- автоматизации процесса принятия решения.

Успешность применения нейронных сетей неоднократно доказана на практике многими фирмами и компаниями. Например, на основании ранее разработанных нами алгоритмов, падение цены на нефть в 2009 г. было предсказано аналитиками, участвующими в проекте, за три года до этого (в 2006-2007 гг.) с вероятностью 80-90%.

Потенциал и значительные практические возможности нейронных сетей представляют собой выгодную область вложения инвестиций, обещая в будущем не только окупиться и принести выгоду своим владельцам, но и послужить фактором превосходства над конкурентами. В целом, использование технологий нейронных сетей способствует получению прибыли, приобретению лидирующих позиций на рынке, предотвращению и уменьшению кризисных явлений.

5.2. Актуальность нейронного моделирования технологических и экономических процессов на мировом нефтегазовом рынке

Для эффективного применения нейронных сетей необходимо знать структуру, особенности функционирования изучаемых явлений и процессов. Данная информация позволяет увеличить качество анализа и точность прогнозов. Поэтому необходимо внимательно следить за протекающими тенденциями и изучать специфику, особенности, проблемы и характерные черты влияющей внешней среды.

В настоящее время нефтегазовый рынок представляет собой рынок мирового масштаба, со все более тесными связями и взаимоотношениями между поставщиками сырья и продуктов и конечными потребителями. Изменения, происходящие на этом рынке, оказывают сильное влияние не только на поведение отдельных фирм и корпораций, но и на тенденции мировой экономики, промышленности, на политику и курс развития государств. Главенствующая роль на данном рынке позволяет государствам получать не только большие прибыли, но и оказывать воздействие на поведение и развитие других стран. Сегодня нефть и иные энергоресурсы являются фактором, определяющим благосостояние государств, и являются «мирным рычагом воздействия». Характерной чертой современного нефтегазового рынка является появление большого количества агентов, заинтересованных не только в получении выгод от купли-продажи сырья и продуктов, но и в выгодах, полученных от страхования рис-

ков изменения цен. На рынке присутствует огромное количество срочных и бессрочных контрактов, с разной степенью риска. Осуществление торговых операций происходит на торговых площадках или биржах (как реальных, так и электронных), разбросанных по всему миру. Все больше привлекаются разные компьютерные технологии для автоматизации процесса торговли с целью ускорения, упрощения процедуры заключения сделок и получения достоверной информации.

В мире сегодня можно наблюдать следующие **тенденции на энергетическом рынке и, в частности, нефтегазовом.**

- Энерго-, эколого-экономический подход к решению возникающих задач.
- Удорожание природного капитала.
- Диверсификация бизнеса.
- Переход от энерготовара к энергетическим услугам.
- Изменение ценности (полезности) различных видов энерготоваров.
- Энергоэффективность.

Энерго-, эколого-экономический подход

Нарастающие основные противоречия современного мира (демографические, ресурсные, финансовые, технологические, экологические) требуют изменения парадигмы развития экономики и энергетики. Для решения данной проблемы требуется новый подход к рассмотрению экономических механизмов – энерго-, эколого-экономический.

Данный подход подразумевает рассмотрение природы, энергетических ресурсов и экономики в рамках единого взаимосвязанного комплекса. При таком подходе любые решения на макроэкономическом уровне должны обеспечивать тройной – экономический, энергетический и экологический выигрыш или быть, по крайней мере, экологически нейтральными.

Данный подход предусматривает повышение доли производств и технологических цепочек, ориентированных на высокую степень переработки сырья и производство конечного продукта; развитие энерго- и ресурсосберегающих технологий; отказ от технологий и

производств, наносящих ущерб природе в пользу экологически безопасных производств и технологий; снижение доли энерго- и ресурсоемких производств и повышение доли высокотехнологичных и наукоемких отраслей и т. п.

Удорожание природного капитала

В основе любого технологического процесса и производства лежат природные ресурсы. С каждым годом потребности общества в продуктах и услугах возрастают, соответственно растут и потребности в производстве, однако используемых природных ресурсов не становится значительно больше, кроме того запасы многих из них неуклонно уменьшаются. Стабильно растущий спрос не способно удовлетворить с большим трудом поспевающее за ним предложение. Все это способствует росту стоимости природного капитала.

Диверсификация бизнеса

Одна из главных тенденций в сегодняшнем мире это проникновение компаний в другие отрасли (завоевание как новых рынков, так и выпуск новых продуктов) и вложение инвестиций в новые направления деятельности. Диверсификация нефтяного бизнеса осуществляется с развитием секторов нефтехимии, газа, транспортировки, инжиниринга с целью эффективного использования сырья и устойчивого роста доходности.

От энерготовара к энергетическим услугам

Для современного нефтегазового рынка характерен процесс трансформации сырьевого характера рынка к более информационному и технологическому, т. е. осуществляется переход от сырья к услуге. Услуги на данном рынке можно разделить на два вида: услуги по снабжению и сервисы. *Первые* охватывают деятельность поставщиков по передаче сырья по магистральным и распределительным сетям, а также по сбыту (торговле) товаров. *Вторые* (сервисы) включают множество видов самых разнообразных вспомогательных услуг в сферах получения, передачи, сбыта и полезного использования энерготоваров.

Ценность (полезность) различных видов энерготоваров

В последнее время происходит изменение ценности (полезности) различных видов энергии (например, газа и угля). Ключевыми факторами оценки привлекательности различных ресурсов являются простота использования, дешевизна, большие запасы, выходная

мощность, способность к организованности и т. п. Одну из главных ролей при этом играет вода (необходимость и количество использования, уровень загрязнения и т. п.).

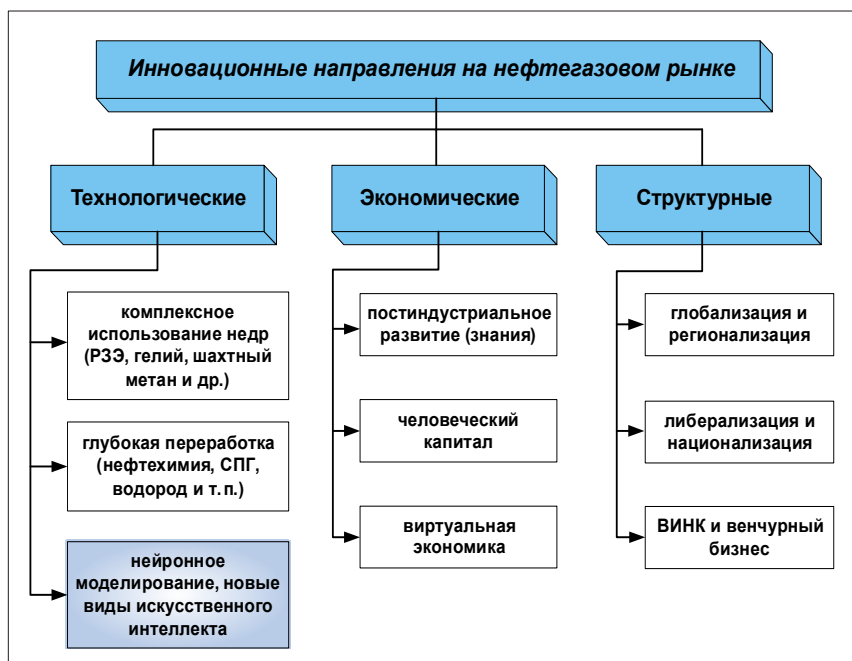
Энергоэффективность

Энергоэффективность – достижение технически возможной и экономически оправданной эффективности использования энергоресурсов при существующем уровне развития техники и технологии. Полученная выгода от использования данных ресурсов должна превышать затраченные усилия и экологический и социальный вред. Значимую роль при этом играют энергосберегающие технологии. Энергоэффективность и энергосбережение – это, прежде всего, бережное отношение к энергии в любой сфере и ее безвредное производство. В недропользовании, в ТЭК, в сфере потребления должно соблюдаться условие – максимальная отдача при минимальных затратах.

Для получения целостной картины происходящего и в целях успешного применения нейронного моделирования рассмотрим основные особенности мирового нефтегазового рынка:

- рынок нефти и газа: долгосрочные контракты и спотовая торговля;
- глобализация и сегментация мирового рынка (энерготранспортная инфраструктура);
- трансформация: от барреля к фьючерсу;
- нефтегазовый рынок как часть финансового рынка;
- цикличность кризисов и волатильность конъюнктуры рынка;
- ценообразование на рынке (роль производителей, потребителей и трейдеров – вчера и завтра);
- многофакторность модели рынка с обратными связями (спрос и предложение, перетоки капитала, тенденции и флуктуации, стратегические запасы и психология);
- прогнозы и их реализуемость.

Учитывая специфику нефтяного производства, инновационный процесс представляет собой взаимосвязанность стадий жизненного цикла инновации, внедряемой на всех звеньях технологической



Источник: авторы брошюры.

Рис. 22. Основные инновационные направления на нефтегазовом рынке
 цепочки нефтяного производства, включающий различные этапы – от зарождения идеи ее создания, коммерциализации новшества и практического использования до замены ее на более совершенную, прогрессивную форму.

Можно выделить следующие инновационные направления на нефтегазовом рынке (рис. 22).

1. Технологические:

- комплексное использование недр (РЗЭ, гелий, шахтный метан и др.);
- глубокая переработка (нефтехимия, СПГ, водород и т. п.);
- нейронное моделирование, новые виды искусственного интеллекта.

Одним из основных направлений совершенствования техники, технологии и организации производства в нефтеперерабатывающей и нефтехимической промышленности является создание и внедрение принципиально новых технологических процессов для выработки новых продуктов, повышения качества продукции, улучшения

использования сырья, расширения сырьевой базы. Также невозможно обойтись без совершенствования действующих процессов с целью повышения их мощностей, улучшения технических и экономических характеристик.

Другим направлением является повышение уровня автоматизации и механизации производства, создание автоматизированных систем управления технологическими процессами. Ключевым моментом, определяющим эффективность развития является совершенствование методов специализации, комбинирования, кооперирования и управления производством, финансами, объемами продаж. На первое место здесь выходят нейронного моделирования и искусственного интеллекта.

2. Экономические:

- постиндустриальное развитие (знания);
- человеческий капитал;
- виртуальная экономика.

Реализуя свои стратегии, нефтегазовые компании могут в перспективе конкурировать с аналогичными компаниями не только за счет наличия богатейших запасов нефти и газа, передовых техники и технологий, но и квалифицированной рабочей силы, своими знаниями о происходящих в мире процессах, оригинальными управленческими идеями, уровнем владения виртуальным пространством.

3. Структурные:

- глобализация и регионализация;
- либерализация и национализация;
- ВИНК и венчурный бизнес.

На сегодняшний день компании достигают настоящего успеха не просто в отдельных отраслях, но в группе взаимосвязанных отраслей или в секторе экономики, что предполагает формирование новых хозяйственных образований (так называемых кластеров – ВИНК, представляющих собой межотраслевой комплекс, замкнутый системой воспроизводственных связей и сцементированный технологическими инновациями). Вертикально интегрированные нефтяные компании (ВИНК) – это промышленные корпорации, деятельность которых объединяет на финансово-экономической

основе полный цикл технологически взаимосвязанных производств: поиск, разведка и добыча нефти – транспортировка – переработка природного сырья – создание товарного продукта и реализация его потребителю.

Венчурный бизнес имеет особое значение в процессах создания эффективной и конкурентоспособной современной экономики. Он предоставляет собой рискованный научно-технический или технологический бизнес. Основная его цель – увеличение прибыли, ради этого вкладываются денежные средства, не неся при этом никакой ответственности, кроме финансовой.

В XXI в. наряду с процессом глобализации происходит процесс регионализации. То есть, с одной стороны, идет сочетание процессов концентрации и централизации (процесс всемирной экономической, политической и культурной интеграции и унификации), а, с другой, – деконцентрации и децентрализации.

В настоящий момент процесс либерализации (расширение свободы экономических действий хозяйствующих субъектов, снятие или сокращение ограничений на экономическую деятельность) осуществляются одновременно с процессом национализации (передачей в собственность государства земли).

Одним из перспективных направлений на нефтегазовом рынке на сегодняшний момент является нейронное моделирование. Актуальность данного направления исследований в области искусственного интеллекта непосредственно связана с его многопрофильностью применения и способностью решать самые сложные задачи в неблагоприятных условиях.

5.3. Возможности применения нейронных сетей для решения проблем нефтегазовой отрасли и нефтегазового рынка

В современном мире возникает достаточно много проблем разной направленности связанных с добычей, обработкой и сбытом сырьевых ресурсов. Проблемы, возникающие в нефтегазовой отрасли, немедленно находят свое отражение на мировом нефтегазовом рынке. При этом неважно, что они могут касаться только одного какого-либо государства. Последствия их проявления вызовут отклик в экономике и политике других стран как во внутренней, так и во внешней. Инструментарий способный решить или хотя бы

облегчить данные проблемы имеет необычайную ценность. Поиск подобных технологий имеет сейчас первенствующее значение, так как компании, обладающие ими, будут иметь огромное превосходство над конкурентами.

Нейронные сети, способные решать широкий круг задач в условиях их плохой формализованности, обладают большими возможностями при решении подобных проблем. Успешность их применения доказана на практике многими фирмами и компаниями.

Рассмотрим подробнее некоторые из существующих проблем.

1. Финансово-экономические:

- высокая волатильность мировых цен на нефть и природный газ вызывает неуверенность в стабильном получении прибыли, порождая порой крупные убытки. Резкие колебания мировых цен на нефть не позволяют делать достоверные прогнозы относительно их уровня на отдаленную перспективу. Данная проблема является актуальной как на местном, так и на государственном уровне (общеизвестно, что значительная часть российского бюджета формируется за счет продажи нефти за рубеж).

2. Техничко-технологические:

- устаревание используемых технологий и оборудования. Все более насущным становится замена менее эффективного оборудования более эффективным. Новые технологии позволили бы существенно сократить затраты и увеличить добычу нефти;

- сокращение расходов топливно-энергетических ресурсов, в частности по добыче нефти и газопереработке (например, электроэнергии). Решению данной проблемы может способствовать привлечение энергосберегающих технологий, новейшего оборудования, разработка нормативной базы;

- недостаточная глубина переработки нефти. В настоящее время в России осуществляется преимущественно продажа сырой нефти, и мало внимания уделяется получению нефтепродуктов из добываемого сырья, что несет за собой большие финансовые потери.

3. Ресурсные:

- высокая степень выработки легкодоступных месторождений. Решение этой проблемы возможно при повышении коэффициента извлечения нефти. На первый план здесь выходят современные

компьютерные технологии, которые за счет компьютерного моделирования могут создать наиболее эффективные системы разработки нефтяных и газовых месторождений;

- ухудшение по своим кондициям вновь приращиваемых запасов. Для того чтобы получить качественный продукт из такого сырья необходимо проводить дополнительную обработку, требующую финансовых вложений и использования новейших технологий. Такая проблема особенно актуальна для конденсатного жирного газа. Добыча данного газа будет возрастать со временем, однако в настоящий момент не существует развитой системы по его переработке;

- отсутствие на сегодняшний день отработанной системы сбора попутного газа при добыче нефти.

4. Геолого-разведочные:

- уменьшение количества легко- и средnedоступных месторождений;

- сокращение объемов разведочного и эксплуатационного бурения и увеличение количества бездействующих скважин;

сокращение финансирования геолого-разведочных работ.

5. Транспортные:

- вовлечение в промышленную эксплуатацию месторождений, расположенных в необустроенных и труднодоступных районах требует увеличения финансовых и технических усилий по доставке нефти и газа;

- необходимость постоянного контроля за состоянием транспортных средств (особенно нефте- и газопроводов). Недостаточный контроль обычно ведет к аварии и последующей за ней экологической катастрофе.

5. Социально-экологические:

- нехватка эффективного и экологичного оборудования с особой остротой создает в отрасли проблему загрязнения окружающей среды (например, авария в Коми). На решение этой проблемы отвлекаются значительные материальные и финансовые ресурсы, которые не участвуют непосредственно в увеличении добычи нефти. Одним из наиболее перспективных путей ограждения среды

от загрязнения является создание комплексной автоматизации процессов добычи, транспорта и хранения нефти.

Рассмотрим возможности применения нейросетевого анализа в данном случае. Для наглядности покажем, какие задачи могут решать нейронные сети в свете представленных проблем нефтегазового комплекса. Полученная взаимосвязь схематично представлена на рис. 23.

Неоценимую помощь в решении возникающих проблем нефтегазового комплекса может оказать применение современных методов анализа, к которым и относятся методы нейронных сетей. Широкий спектр задач, решаемых с помощью технологий нейронных сетей, говорит о больших практических возможностях рассматриваемого инструментария. Данное обстоятельство свидетельствует также об их результативности и эффективности. В целом, использование технологий нейронных сетей способствует получению прибыли, приобретению лидирующих позиций на рынке, предотвращению и уменьшению кризисных явлений.

5.4. Преимущества и возможности применения нейронных сетей

Каждый статистический метод обладает своей спецификой, своими особенными качествами, выгодно отличающими его от множества других ему подобных. Эти отличия могут выражаться как со стороны математических формулировок, так и со стороны его практической реализации. Данные особенности показывают преимущества применения именно данного метода и привлекательность его, как инструмента анализа для решения поставленных задач. Нейронные сети, активно разрабатываемые в течение последних десятилетий, получили свою популярность именно из-за большего количества преимуществ, предоставляемых владельцам этой технологии.

Можно выделить следующие **основные преимущества применения нейронных сетей** (рис. 24).

1. Сети обладают способностью обучаться на множестве примеров в условиях отсутствия информации: о закономерностях развития явлений и процессов; существовании зависимости между входными и выходными данными. В такой неблагоприятной обстановке, соответствующей большинству реальных ситуаций на рынке, применение стандартных математических методов невозможно или приводит к неверным результатам.

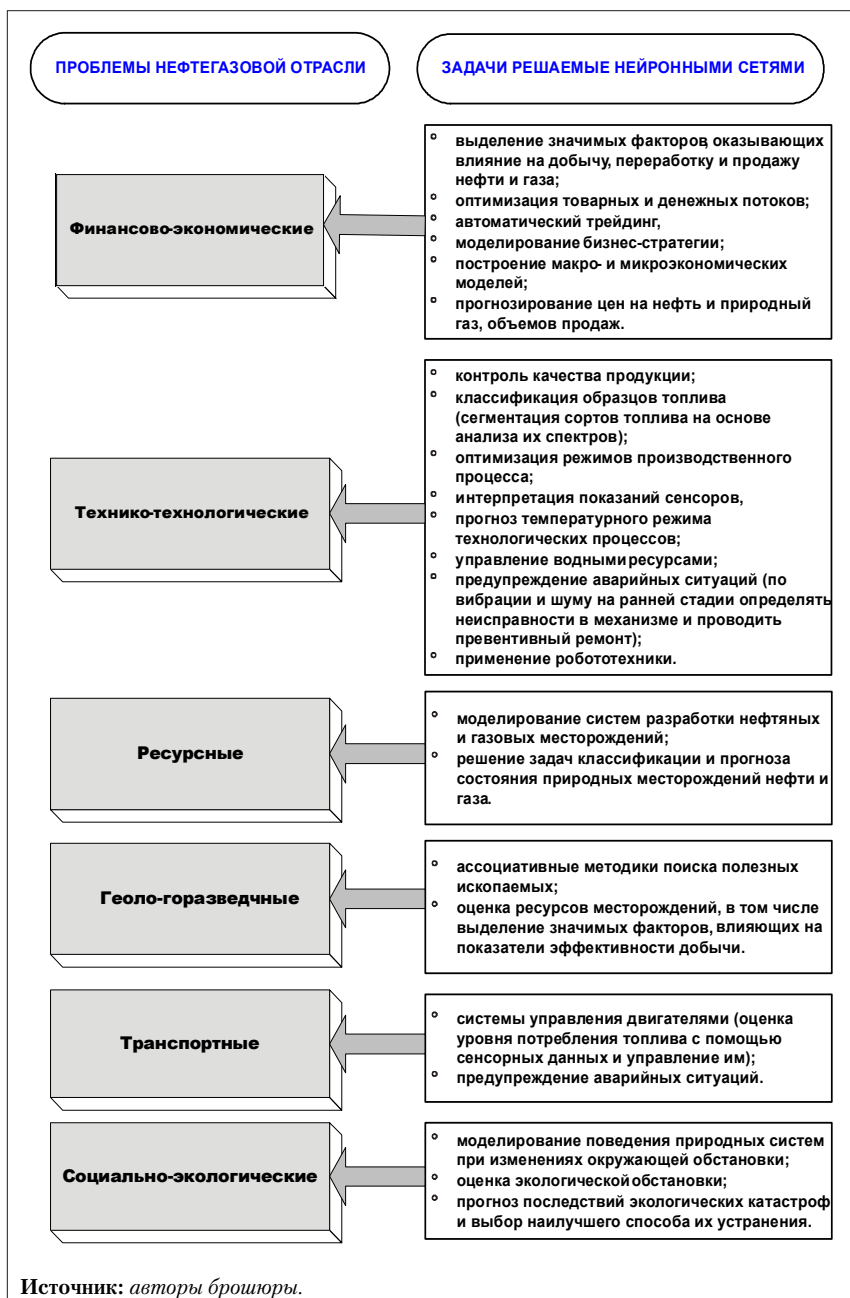
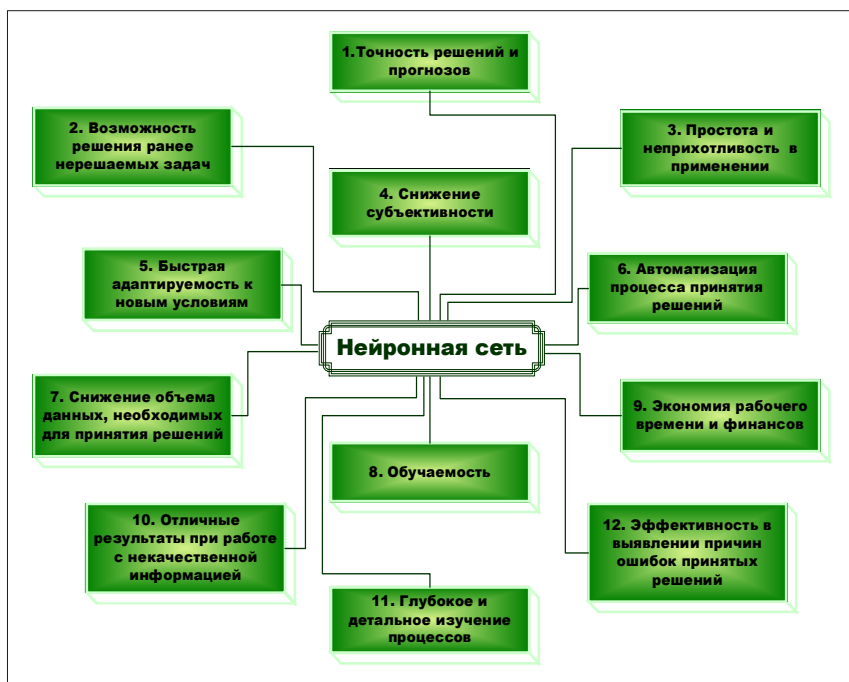


Рис. 23. Проблемы нефтегазовой отрасли и задачи решаемые нейронными сетями



Источник: авторы брошюры.

Рис. 24. Преимущества применения нейронных сетей

2. Нейронные сети успешно решают поставленные задачи, несмотря на некачественную входную информацию (неполную, искаженную, зашумленную, внутренне противоречивую).

3. Нейросетевой подход обладает явным преимуществом при выявлении «выбросов» (выпадающих значений из общего числа исходных данных) или ошибок человека, принимающего решения.

4. Применение нейронных сетей позволяет оценить сравнительную важность различных видов входной информации, уменьшить ее объем без потери существенных данных.

5. Технология нейросетевого анализа способствует снижению субъективности решения, которое достигается путем замены человека компьютером.

6. В отличие от традиционных методов статистического анализа, требующих для своего применения выполнения целого ряда предпосылок (нормальность распределения исходных данных, линейная зависимость между переменными, условия Гаусса-Маркова и т. п.) нейронные сети не имеют таких ограничений и могут с успехом использоваться без предварительных проверок.

7. Нейросетевой анализ позволяет сократить время и силы работников, необходимые для проведения аналитического расчета, особенно в условиях большого количества исходных данных. Снижение трудозатрат происходит за счет замены человека компьютером, уменьшения времени на получение и ввод данных в компьютер, так как для принятия решения требуется относительно небольшой объем первоначальной информации (по сравнению с человеком-экспертом). Все это также ускоряет процесс принятия решения.

8. Простота в применении (при привлечении программных продуктов) позволяет использовать нейросетевой анализ лицам, не владеющим какими-либо специализированными знаниями и умениями в области применяемого метода (в отличие от многих статистических методов).

9. Нейронные сети обладают высокой точностью прогноза финансовых тенденций и изменений практически во всех сферах человеческой деятельности.

10. Возможность решения ранее нерешаемых задач – еще одно ценное преимущество нейросетевого моделирования. Задачи могли раньше не решаться из-за отсутствия человека-эксперта, теперь в эксперте отпадает необходимость, так как он заменяется компьютерными процедурами самообучения и принятия решения.

11. Нейронные сети обеспечивают более глубокое и детальное изучение процессов и ситуаций, обладая возможностью менять правила принятия решения для разных групп ситуаций, т. е. возможностью разделения областей компетенции между компьютерными моделями, учитывающей их отдельные мелкие особенности.

12. Использование нейросетевого программного пакета позволяет довести до автоматизма процесс ввода и обработки первичной информации, так как исходные данные могут быть получены напрямую с электронной почты, баз данных и т. п.

13. Благодаря присущему нейронным сетям внутреннему параллелизму можно практически неограниченно наращивать мощность используемой нейросистемы.

14. Нейронные сети обеспечивают более быстрое и надежное выявление нетипичных и новых ситуаций, смены тенденций и причинно-следственных зависимостей, по сравнению с реакцией человека.

15. Нейронные сети позволяют распознавать симптомы приближения критических ситуаций и т. д.

К недостатку нейронных сетей можно отнести их скрытный характер функционирования, т. к. иногда бывает трудно понять критерии, которые нейронная сеть использует при работе.

Применяя нейронные сети, в любых условиях следует ожидать:

- Если раньше те же самые данные анализировались простыми математическими методами (например, базовыми методами классической статистики), то можно ожидать повышения точности моделирования за счет применения более гибких и мощных методов.

- При недостаточном для хорошей точности прогноза объеме данных возможно оценивание необходимого для повышения точности объема дополнительных данных (здесь речь идет о числе примеров-описаний ситуаций, а не числе показателей, которыми характеризуется каждая ситуация).

- Возможно нахождение малоинформативных (шумовых или избыточных) показателей, взаимозамен между группами показателей. Это поможет принять осмысленное решение о том, какие дополнительно показатели для описания ситуаций может быть нужно ввести. Если имевшиеся предположения об информативности отдельных показателей оказались в действительности неверными, то можно попытаться переформулировать задачу и собирать для ее решения отличающуюся информацию (отдельные показатели останутся прежними, на место неинформативных показателей нужно будет взять иные).

- Если ранее удалось получить нужный уровень точности при использовании методов непараметрической статистики, но реальное внедрение было затруднено по причине слишком большого времени срабатывания непараметрической модели, то возможно получение быстро работающей модели аналогичной точности, не требующей хранения обучающей выборки и пригодной для использования в реальном времени или для электронной аппаратной реализации.

Возможности нейронной сети неразрывно связаны с ее преимуществами. Акцентируем основные ***наиболее интересные возможности:***

➤ Быстрые алгоритмы обучения нейронных сетей: нейросеть даже при сотнях входных сигналов и десятках-сотнях тысяч эталон-

ных ситуаций может быть обучена на обычном компьютере. Поэтому применение нейронных сетей возможно для решения широкого круга сложных задач прогноза, классификации и диагностики.

➤ Возможность работы при наличии большого числа неинформативных, шумовых входных сигналов – нейросеть сама определяет их малоприспособность для решения задачи и может их явно отбросить.

➤ Возможность работы со скоррелированными независимыми переменными, с разнотипной информацией – количественной и качественной, что часто доставляет затруднение методам статистики.

➤ Нейронная сеть одновременно может решать несколько задач на едином наборе входных сигналов – имея несколько выходов, прогнозировать значения нескольких показателей.

➤ Алгоритмы обучения накладывают достаточно мало требований на структуру нейронной сети и свойства нейронов. Поэтому при наличии экспертных знаний или в случае специальных требований можно целенаправленно выбирать вид и свойства нейронов и нейросети, собирать структуру нейронной сети вручную из отдельных элементов и задавать для каждого из них нужные свойства.

➤ Нейросеть может обучиться решению задачи, которую человек-эксперт решает недостаточно точно (или для которой вообще отсутствует эксперт). Обученная нейронная сеть может быть представлена в виде явного алгоритма решения задачи, например, в виде набора правил «если ..., то ...», и изучение этого алгоритма может позволить человеку получить новые знания.

Большое количество преимуществ делает технологию нейронного анализа достаточно привлекательной для ее использования на практике. Таким образом нейронные сети являются ключевым инструментом, применение которого позволяет достичь нового качества работы, получить положительный экономический эффект и по-новому организовать процесс принятия решения, во много раз улучшив его.

5.5. Прогностические возможности нейронных сетей

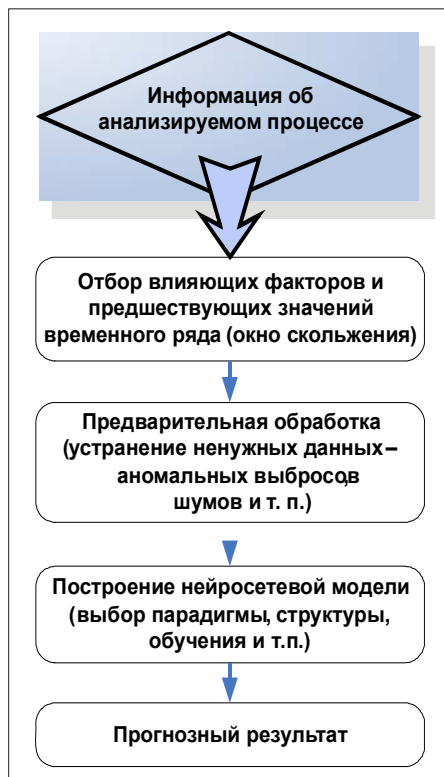
Одной из важнейших задач, выполняемых нейронными сетями, является прогнозирование.

Прогнозирование – одна из самых востребованных, но при этом одна из самых сложных задач интеллектуального анализа данных.

Проблемы прогнозирования связаны с недостаточным качеством и количеством исходных данных, изменениями среды, в которой протекает процесс, воздействием субъективных факторов. Прогноз всегда осуществляется с некоторой погрешностью, которая зависит от используемой модели прогноза и полноты исходных данных. При увеличении информационных ресурсов, используемых в модели, увеличивается точность прогноза, а убытки, связанные с неопределенностью при принятии решений, уменьшаются.

Задача прогнозирования нейронных сетей в общем случае сводится к получению оценки будущих значений упорядоченных во времени данных на основе анализа уже имеющихся, а также (при необходимости) тенденции изменения влияющих факторов.

Прогнозирование нейронных сетей осуществляется согласно схеме, представленной на рис. 25.



Источник: авторы брошюры.

Рис. 25. Типовой алгоритм прогнозирования, осуществляемого с использованием нейронных сетей

Можно выделить многошаговое и одношаговое прогнозирование.

Одношаговое прогнозирование. Применяется для краткосрочных прогнозов на один шаг вперед. На очередном текущем шаге в качестве исходной информации используются только объективные данные (результаты прогнозов, полученных на предыдущих шагах, не используются).

Многошаговое прогнозирование. Применяется для осуществления долгосрочного прогноза и предназначено для определения основного тренда и главных точек изменения тренда для некоторого интервала времени. При этом прогнозирующая система использует результаты прогноза (выходные данные), полученные для моментов времени $k+1$, $k+2$ и т. д. в качестве входных данных для прогнозирования на моменты времени $k+2$, $k+3$, $k+4$ и т. д.

подавляющее большинство задач прогнозирования на основе нейронных сетей так или иначе связаны со сферой бизнеса и финансов. Это — краткосрочные и долгосрочные прогнозы тенденций следующих финансовых рынков:

- рынков купонных и бескупонных облигаций,
- фондовых рынков (рынков акций),
- валютных рынков.

Сюда же можно отнести прогнозы:

- платежеспособного спроса;
- продаж и выручки;
- рисков кредитования;
- финансирования экономических и инновационных проектов;
- фьючерсных контрактов и ряд других.

Нейронные сети обладают возможностями успешного прогнозирования в следующих условиях:

- *Частое изменение среды.* Нейронные сети обладают неплохой устойчивостью к подобным изменениям. Поэтому, данные методы наилучшим образом подходят для решений таких задач, как прогнозирование тенденций фондового рынка, характеризующихся влиянием целого набора постоянно изменяющихся факторов.

- *Большой объем противоречивой информации.* Нейронные сети позволяют учитывать различные нелинейные взаимодействия между влияющими факторами. Это особенно важно, в частности, для предварительного анализа или отбора исходных данных, выявления «выпадающих фактов» и т. п.

- *Плохо формализованные или неформализуемые анализируемые процессы.* Отсутствие необходимости в строгой математической спецификации модели делает методы нейросетевого анализа особенно ценными в прогнозировании. Известно, что большинство финансовых, бизнес и других подобных задач плохо формализуется.

- *Наличие неполной информации.* Эффективно применение нейронных сетей в задачах с неполной или «зашумленной» информацией, а также в задачах, для которых характерны интуитивные решения.

Эффективность того или иного управленческого решения оценивается по событиям, возникающим уже после его принятия. Поэтому прогноз неуправляемых аспектов таких событий перед принятием решения позволяет сделать наилучший выбор, который без прогнозирования мог бы быть не таким удачным. С данной задачей успешно справляются нейронные сети, что неоднократно доказывалось результатами на практике.

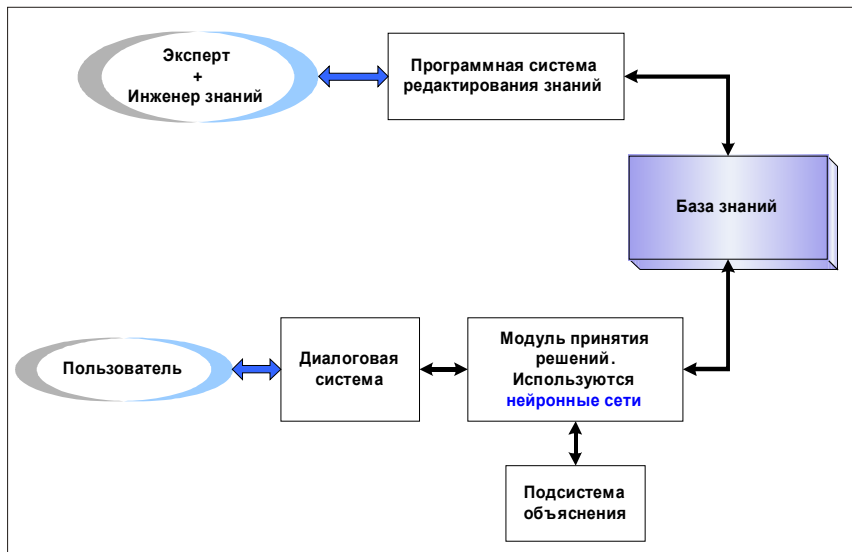
5.6. Возможности нейронной сети, как эксперта

В последнее время предпринимаются активные попытки объединения искусственных нейронных сетей и экспертных систем.

Экспертные системы – направление исследований в области искусственного интеллекта по созданию вычислительных систем, умеющих принимать решения, схожие с решениями экспертов в заданной предметной области. Основой экспертных интеллектуальных систем может являться нейронная сеть, которая будет реагировать на большинство относительно простых случаев, а все остальные передавать для рассмотрения экспертной системе. В результате сложные случаи принимаются на более высоком уровне, при этом, возможно, со сбором дополнительных данных и привлечением экспертов.

Для обмена данными между пользователем и экспертной системой используется обычно интеллектуальная программа, которая воспринимает сообщения пользователя и преобразует их в форму

представления базы знаний и, наоборот, переводит внутреннее представление результата обработки в формат пользователя и выдает сообщение на требуемый носитель.



Источник: авторы брошюры.

Рис. 26. Структура экспертной системы на основе нейронной сети

Структура экспертной системы (ЭС) на основе нейронной сети представлена на рис. 26.

Экспертные системы имеют две категории пользователей и два отдельных «входа», соответствующих различным целям взаимодействия пользователей с ЭС:

Пользователь – специалист предметной области, для которого предназначена система. Обычно его квалификация недостаточно высока, и поэтому он нуждается в помощи и поддержке своей деятельности со стороны ЭС.

Эксперт, инженер по знаниям – специалист по искусственному интеллекту, выступающий в роли промежуточного буфера между экспертом и базой знаний.

Программная система редактирования знаний – программа, служащая для корректировки и пополнения базы знаний. В простейшем случае это – интеллектуальный редактор базы знаний, в более сложных экспертных системах – средства для извлечения знаний из баз данных, неструктурированного текста, графической информации и т. д.

Диалоговая система – комплекс программ, реализующих диалог пользователя с ЭС как на стадии ввода информации, так и получения результатов.

База знаний (БЗ) – ядро ЭС, совокупность знаний предметной области, записанная на машинный носитель в форме, понятной эксперту и пользователю (обычно на некотором языке, приближенном к естественному). Параллельно «человеческому» представлению существует БЗ во внутреннем «машинном» представлении.

Модуль принятия решений – нейронная сеть, реализованная в виде программы, моделирующая ход рассуждений эксперта на основании знаний, имеющихся в базе знаний и способная обучаться.

Подсистема объяснений – программа, позволяющая пользователю получить ответ на вопрос (например, вопрос: «Почему система приняла такое решение?». Ответ «почему» – ссылка на умозаключение, непосредственно предшествовавшее полученному решению, т. е. отход на один шаг назад).

Выделим основные возможности нейронной сети, как составного элемента экспертной системы:

✓ эффективная имитация хода рассуждений человека-эксперта на основе собранных в базу знаний;

✓ принятие решений на более эффективном уровне;

✓ преодоление недостатков стандартной экспертной системы;

- ликвидация сообщений об ошибках и исправление получения неправильных результатов при возникновении нестандартных ситуаций, не предусмотренных разработчиком;

- решение проблемы непрерывного самообучения (нейронная сеть способна действовать как человек в процессе решения возникающих проблем);

✓ автоматизация процесса принятия решений.

Таким образом, любая нейронная сеть может использоваться в качестве самостоятельной системы представления знаний, которая в практических приложениях выступает, как правило, в качестве одного из компонентов системы управления либо модуля принятия решений, передающих результирующий сигнал на другие элементы, не связанные непосредственно с нейронной сетью.

Выводы

1. Нейронные сети — это методы прикладной статистики, имитирующие деятельность человеческого мозга и использующие в качестве исходных данных объекты как числовой природы, так и нечисловой. Данные методы обладают способностями к обучению, обобщению и кластеризации неклассифицированной информации, прогнозированию.

2. Для эффективного применения нейронных сетей необходимо знать структуру, особенности функционирования изучаемых явлений и процессов. Для решения данной задачи исследуют окружающую среду анализируемого явления.

3. У нейронного моделирования, как одного из новых направлений на нефтегазовом рынке на сегодняшний момент, можно выделить следующие инновационные составляющие: многопроцессорная, математическая, информационная, технологическая, экономическая, субъективная, экологическая, адаптационная, педагогическая. Рассмотренные инновационные составляющие позволяют говорить не только о новизне применяемого инструментария, но и характеризуют нейронное моделирование как систему анализа, подчеркивают его особенности по сравнению с другими статистическими методами, показывают потенциал и прикладные возможности.

4. С помощью нейронных сетей можно решать следующие задачи: классификация, прогнозирование, предсказание, управление, принятие решений, кодирование и декодирование информации, аппроксимация зависимостей.

5. Наибольшую применимость нейронные сети получают в областях, где человеческий интеллект малоэффективен, а традиционные вычисления трудоемки или фактически неадекватны. Большое количество областей применения показывает, что технологии нейронных сетей могут использоваться практически в любой отрасли народного хозяйства и промышленности.

6. Неоценимую помощь оказывают нейронные сети в решении возникающих проблем нефтегазового комплекса: финансово-экономические, технико-технологические, ресурсные, геолого-разведочные, транспортные, социально-экологические.

7. Большое количество преимуществ (способность обучаться, экономичность, простота, быстрая адаптация, возможность решения ранее нерешаемых задач, точность прогнозов, снижение субъективности, отличные результаты в условиях некачественной информации, автоматизация и т. п.) делает технологию нейронного анализа достаточно привлекательной для ее использования на практике. Нейронные сети являются ключевым инструментом, применение которого позволяет достичь нового качества работы, получить положительный экономический эффект и по-новому организовать процесс принятия решения, во много раз улучшив его.

8. Нейронные сети обладают возможностями успешного прогнозирования в условиях частого изменения среды, большого объема противоречивой информации, плохо формализованных или неформализуемых процессов, наличия неполной информации.

9. В последнее время предпринимаются активные попытки объединения искусственных нейронных сетей и экспертных систем. Основные возможности нейронной сети, как составного элемента экспертной системы заключаются в следующем: эффективная имитация хода рассуждений человека-эксперта на основе собранных в базу знаний; принятие решений на более эффективном уровне; преодоление недостатков стандартной экспертной системы; автоматизация процесса принятия решений.

5.7. Описание используемой нейросетевой парадигмы. **Описание входных и выходных параметров нейросети**

Отбор входных данных и понижение размерности. После того, как данные подготовлены, предстоит решить, какие переменные следует использовать при работе с нейросетью. Чем больше число переменных, тем сложнее будет нейронная сеть, и, следовательно, потребуется больше памяти и времени на обучение, а также большее количество обучающих примеров (наблюдений). При недостаточном объеме данных и/или корреляциях между переменными исключительную важность во многих нейросетевых приложениях приобретают вопросы отбора значимых входных переменных и сжатия информации в меньшее число переменных.

Жизненный цикл нейронной сети

Можно выделить следующие этапы жизненного цикла нейронной сети:

1. *Определение проблемы.* Решается вопрос о том, какую входную информацию использовать и что сеть должна делать. Форму-

лируется постановка задачи и выделяется набор ключевых параметров, характеризующих предметную область. Обычно для этого привлекаются эксперты по соответствующей проблеме, которые перечисляют набор факторов и данных, учитываемых ими при принятии решения.

2. *Сбор и преобразование информации.* Принимается решение о том, какие переменные следует использовать при работе с нейросетью. Большое количество информации сжимается в меньшее число переменных. Выбирается парадигма нейронной сети, наиболее подходящая для решения данного класса задач.

3. *Определение архитектуры нейронной сети.* Выбор входов сети и спецификация выходов, а также количества нейронов скрытого слоя (в случае многослойной сети). Подготавливается широкий набор обучающих примеров, организованных в виде векторов входных параметров, ассоциированных с известными выходными значениями.

4. *Обучение сети.* Входные векторы по очереди предъявляются нейронной сети, а полученное выходное значение сравнивается с эталоном. Все нейронные межсоединения, способствовавшие принятию правильного решения, усиливаются – их веса увеличиваются, остальные ослабляются – вес уменьшается, что подробно рассматривалось в предыдущем разделе.

5. *Тестирование обученной сети.* Процесс повторяется до тех пор, пока суммарная ошибка в реакции сети на всех предъявленных примерах не станет меньше наперед заданной величины, то есть сеть не придет в стационарное состояние. Рассмотренный алгоритм обучения носит название «обратного распространения» (backpropagation).

6. *Функционирование сети.* Настроенную и обученную сеть можно использовать, предъявляя ей реальные ситуации.

Нейронные сети в рыночных условиях

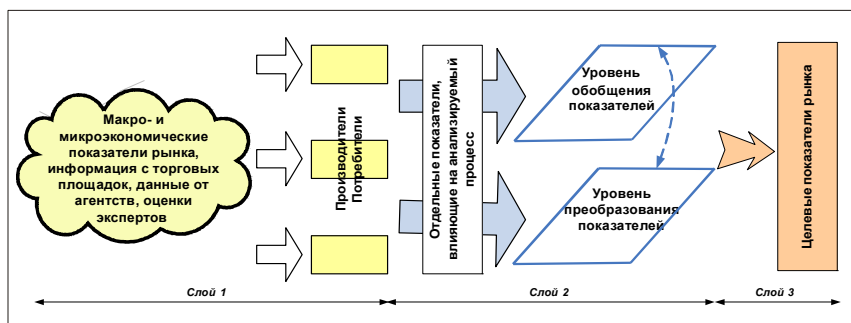
Рассмотрим механизм применения технологии нейронных сетей в вопросе анализа и прогноза нефтегазового рынка. Для этого проинтерпретируем парадигму нейронных сетей в терминах рынка. Полученный результат представим в табл. 5.

Таблица 5. Интерпретация понятий нейросетей в терминах рынка

Понятия нейронных сетей	Интерпретация
Нейронная сеть	Аналитическая система, содержащая весь набор влияющих факторов на исследуемый процесс или явления на рынке, и способная адаптироваться к изменяющимся условиям
Архитектура нейронной сети	Выбор архитектуры искусственной нейронной сети определяется задачей. Зависит от числа входов, передаточных функций, вида соединения нейронов, от того, что используется в качестве входов и выходов. Для некоторых классов задач уже существуют оптимальные конфигурации. Если же задача не может быть сведена ни к одному из известных классов, разработчику приходится решать задачу синтеза новой конфигурации
Данные на входе нейросети	Макро- и микроэкономические показатели рынков, информация с торговых площадок, данные, предоставляемые информационно-торговыми агентствами, экспертные оценки специалистов
Синаптические веса	Количество, доли, весовые коэффициенты используемых различных индикаторов рынка в общей совокупности
Активационная функция нейрона	Целевые профили анализируемых процессов или явлений (например, профиль прибыли или убытка опциона)
Выход нейросети	Показатели рынка (доходность, цены сырьевых продуктов, стоимость финансовых инструментов и т. п.)
Обучение нейронной сети	Процесс стремления к рыночному «равновесию», заключающийся в минимизации ошибки обучения, определяемой как суммарное квадратичное отклонение значений на выходах нейронной сети в обучающей выборке от реальных значений
Правило обучения	Выбирается в зависимости от поставленных целей. Синхронизация нейронной сети и решаемой задачи
Паралич нейронной сети	Кризис рынка
Память нейронной сети	Память рынка
Хаотическое поведение неустойчивых нейросетей	Хаос рынка

Изобразим схематично общий вид нейронной сети на нефтегазовом рынке на рис. 27.

Проведенная интерпретация понятий нейросетей в терминах рынка носит довольно общий характер, так как многое зависит от поставленных целей и задач, которые должна решить нейронная сеть.



Источник: авторы брошюры.

Рис. 27. Обобщенный вид нейронной сети в рыночных условиях

Данное обстоятельство служит критерием выбора той или иной сети. Соотнесем более подробно существующие архитектуры нейронных сетей и решаемые ими задачи (табл. 6).

Таблица 6. Виды нейронных сетей и решаемые задачи

Виды нейронных сетей	Решаемые задачи
Однослойные сети	Задачи распознавания образов, классификация. Прimitивные разделяющие поверхности (гиперплоскости) дают возможность решать лишь простейшие задачи распознавания
Многослойные сети	Распознавание образов, классификация, аппроксимация, прогнозирование. Многослойные сети способны аппроксимировать любую функциональную зависимость. Используются для анализа изображений, в экспертных системах и т. п.
Сети радиальных базисных функций	Распознавание образов, интерполяция многомерных функций, обработка и анализ звука, анализ изображений, обнаружение движения в видеопоследовательностях, шумоподавление
Соревновательные сети	Решают задачи кластеризации, распознавания образов, сжатие данных
Самоорганизующиеся карты Кохонена	Задачи визуализации и кластеризации, используется для первоначального («разведывательного») анализа данных. Применяется для цветовой сегментации, анализа звука, многомерных данных. Сеть служит также информационной моделью данных. С ее помощью можно заполнять пробелы в данных. Эта способность используется, например, для решения задач прогнозирования

Виды нейронных сетей	Решаемые задачи
Сеть Хопфилда	Решает задачи компрессии данных (сжатия) и построения ассоциативной памяти. С помощью такой сети можно обрабатывать неупорядоченные (рукописные буквы), упорядоченные во времени (временные ряды) или пространстве (графики) образцы. Также может быть использована для решения задач оптимизации (например, задачи коммивояжера – нужно обойти все n городов и вернуться в исходный так, чтобы длина пройденного маршрута была минимальной)
ART-сети	Кластеризация, распознавание образов (первичная обработка зрительной информации, распознавание зрительных образов, обработка потоков звуковой информации, распознавание речи и т. п.)

Исходя из приведенной систематизации нейронных сетей и решаемых ими задач в табл. 6, можно сделать вывод о том, что наиболее целесообразно для решения финансовых задач в рыночных условиях использовать многослойные сети с обратным распространением ошибки. Обратное распространение – эффективный и популярный алгоритм обучения многослойных нейронных сетей.

Выводы

1. Нейронная сеть является совокупностью искусственных нейронов (узлов, элементов), представляющих собой простые процессоры, взаимодействующих с друг другом. Входные сигналы вычисляются исходя из правила комбинирования, выходные – из правила активации. Посылка выходного сигнала по взвешенным связям другим элементам осуществляется на основании весового коэффициента или веса. В зависимости от значения весового коэффициента передаваемый сигнал или усиливается (возбуждается), или подавляется (тормозится). Весовые коэффициенты в основном определяются в процессе обучения нейронной сети. Обучение осуществляется на основе данных, полученных в процессе реальной работы. Часто единственной целью обучения является проверка того, что сеть действительно сможет научиться решать поставленные перед ней задачи.

2. По характеру (архитектуре) связей нейронные сети могут быть сгруппированы в два класса: сети прямого распространения, в которых элементы не имеют петель (однослойные, многослойные сети,

сети радиальных базисных функций) и рекуррентные сети, или сети с обратными связями (соревновательные сети, самоорганизующиеся карты Кохонена, сеть Хопфилда, модели ART).

3. Любой нейронной сети присущи следующие характеристики: множество простых процессоров, структура связей, правило распространения сигналов в сети, правило комбинирования входящих сигналов, правило вычисления сигнала активности, правило обучения, корректирующее связи.

4. Жизненный цикл нейронной сети состоит из следующих этапов: постановка задачи, сбор и преобразование информации, определение архитектуры нейронной сети, обучение сети, тестирование обученной сети, функционирование сети.

5. В зависимости от поставленных целей и задач определяется архитектура нейронной сети и ее основные характеристики.

5.8. Обоснование выбора основных факторов, влияющих на конъюнктуру, в том числе на цены мирового нефтегазового рынка

Анализ публикаций, посвященных решению финансовых проблем, показывает, что многие отечественные и зарубежные исследовательские центры и финансовые учреждения проводят работы по исследованию и применению нейросетевой технологии для решения задач экономического прогноза³.

Наибольший интерес, для большинства потребителей нейросетевых систем, представляют задачи прогнозирования, предсказания экономических временных рядов, а также создание систем искусственного интеллекта.

Стратегически обоснованные решения задач в различных областях энергетики и экономики сдерживается недостаточно эффективным использованием информационных и вычислительных ресурсов, что объясняется необходимостью привлечения и использования большого количества действующих факторов.

Традиционные финансовые экспертные системы используют, как правило, линейные статистические модели. Нейронные же сети по своей основе нелинейны, требуют глубокого понимания и анализа

³Бэстэнс Д.-Э., Ван дер Берг В.-М., Вуд Д. Нейронные сети и финансовые рынки: принятие решений в торговых операциях. – Москва: ТВП, 1997.

связей между исходными данными и результатами, и с теоретической точки зрения имеют преимущества перед традиционными методами.

Многочисленные эксперименты показывают, что адаптивные сети на коротком промежутке времени всегда лучше предсказывают, чем стандартные линейные модели.

Один из первых мощных нейрокомпьютеров для финансового применения – CNAPS PC/128 на базе 4-х нейроБИС фирмы Alaptive Solutions – используется рядом организаций (Центробанк, МЧС, ФНС) для решения своих задач.

Однако появление нейросетей как мощных и эффективных средств прогноза и классификации данных не отменяет, конечно, традиционные математические и эконометрические методы статистического анализа. Нейросети в этом смысле являются следствием развития вычислительной математики, информационных технологий и современной элементной базы, а также их дополнением.

Для задач биржевой деятельности наиболее интересным представляется построение системы распознавания природы биржевых событий и выделение основных закономерностей, то есть поиск взаимосвязи резкого изменения биржевой цены и биржевой активности в зависимости от биржевой игры или инфляционных процессов. Эффективным может быть применение нейронной сети для предсказания цен на нефть вне зависимости от сезона и уровня инфляции (выделение трендов).

Целью прогноза является выбор наилучшего времени для покупки и продажи. Здесь рассматриваются также задачи формирования пакета ценных бумаг и распознавания шаблонов на графике изменения курсов акций, которые позволяют прогнозировать курс акций на последующем отрезке времени.

Одним из примеров преимущества использования нейронных сетей является их способность генерировать нелинейную модель процесса на основе результатов адаптивного обучения (настройки) сети.

При обучении сети на ее вход подается массив чисел, выражающих количественные характеристики некоторого процесса. Для

каждого массива формируется указание «учителя», то есть некоторый идеальный отклик сети. После обучения сеть способна генерировать некоторый отклик, идеальный с ее точки зрения, на основе неизвестных ей ранее входных данных той же природы, что и обучающее множество.

При этом природа входных и выходных данных может быть различной, причем в качестве входных данных могут выступать сразу несколько наборов множеств с различной информацией.

Резюмируя, можно сказать, что нейронные сети при обучении генерируют нелинейные модели и имеют два типа выходных сигналов – дискретные и непрерывные.

Дискретные выходные сигналы используются для решения задач распознавания и классификации, причем как имеющихся объектов, так и вновь вводимых, ранее неизвестных. При этом данные для обучения и классы классифицируемых объектов могут быть самой различной природы. Условием построения хорошей модели будет лишь наличие корреляции между ними.

Непрерывные выходные сигналы используются для задач аппроксимации и экстраполяции величин, имеющих абсолютные значения. Построение прогнозов и функциональных зависимостей может иметь место для различной входной информации, причем сразу по нескольким переменным (критериям оценки).

В качестве исходной информации для прогноза может служить экономический временной ряд и прогноз будет обоснованным, если информация позволит построить нелинейную модель. Применение нейронных сетей позволяет получать приемлемые результаты по сравнению с результатами классических статистических методов Фурье, регрессионного анализа и т. п., применяемых традиционно.

Нейронная сеть учится выполнять преобразование на основе ряда предъявляемых примеров. В этой связи сложно проинтерпретировать соответствующую математическую модель, которая формируется в настраиваемых весовых коэффициентах нейронной сети после обучения.

Реализация нейронных сетей в созданных программах серии IT-SPEE

В созданных в Лаборатории «Энергетическая инициатива» (ЛЭНИН, Институт энергетической стратегии г. Москва) программах для ЭВМ серии IT-SPEE, реализована многослойная архитектура нейронной сети с обратным распространением ошибки. Кроме того, в связи с большим количеством взаимосвязанных факторов на рынке, в данных программных продуктах существует возможность «подмешивания» других параллельных входов, тем самым учитывая влияние коррелированных процессов.

Рассмотрим подробнее предлагаемый алгоритм.

Каждый из нейронов одного слоя (кол-во нейронов = i) соединен с каждым из нейронов соседнего слоя (кол-во нейронов = j), образуя $i:j$ связей (синапсов).

Корреляция некоторой функции $F1$ с некой функцией $F2$ (в более общем случае — с функциями $F2...FN$) объясняется нейронной сети на этапе обучения. Нейронная сеть при этом приобретает вид, представленный на рис. 28.

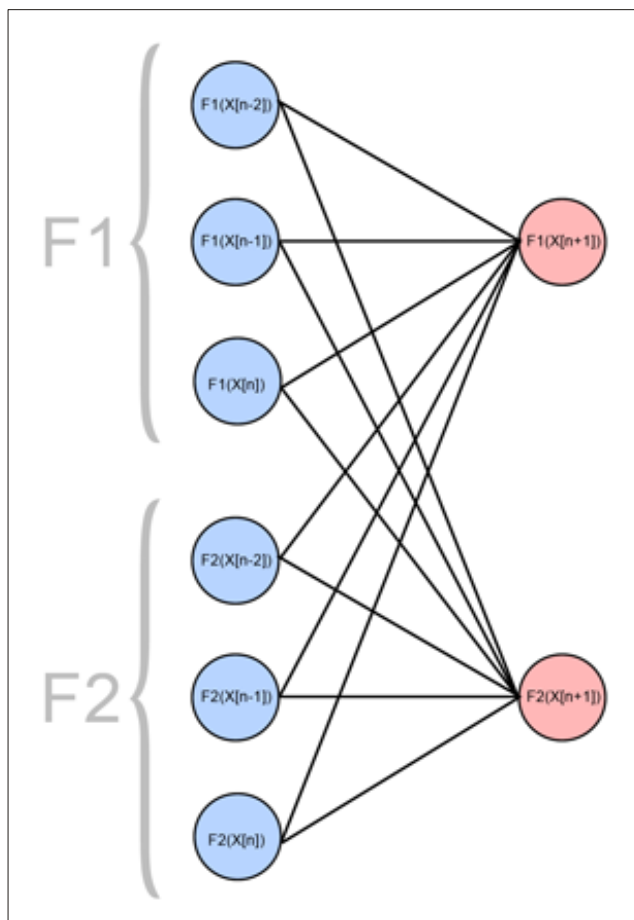
Метод, избранный для осуществления «подмешивания» заключается в следующем: количество входов и выходов нейросети становится больше в N раз (N – общее количество функций) при подмешивании $N-1$ функций. На вход теперь подаются не только значения искомой функции, но и значения других функций. Очевидно, что количество значений тестовой выборки у подмешиваемых функций должно быть точно таким же как и у функции искомой.

Каждый синапс обладает некоторым весом – значимостью выхода предыдущего нейрона к последующему. Так, нейрон с наибольшим весом будет оказывать наибольшее влияние на выходное значение нейронов в следующем слое, связанных с ним. В случае подмешивания функций корректировка весов при обучении производится по всем выходам.

Выход (OUT) каждого нейрона определяется как сумма входных весов помноженных на соответствующие входные сигналы ($Sum(IN)$) и пропущенные через функцию активации.

Функция активации используется экспоненциальная.

$$OUT = 1 / (1 + \exp(-Sum(IN))).$$



Источник: авторы брошюры.

Рис. 28. Топология простейшего персептрона при подмешивании функций

Для обучения нейросети используется следующий алгоритм:

1. *Инициализация.* Все веса нейросетевых связей случайно заполняются числами от 0 до 0,01.

2. *Обучение.* На вход подаются различные выборки. Выборка – это несколько подряд идущих значений функции, предшествующие результирующему значению.

Количество таких входных точек ($f \cdot N$, «размер кадра») определяет сам пользователь нейросети. При необходимости сгладить слишком подробную и зашумленную выборку он может предварительно сделать это, например средствами *Excel*.

Результирующее значение F проверяется по известной уже точке. Очевидно, что при обучении последняя точка функции никогда не используется в качестве входной, а является только проверочной.

Точки подаются, начиная с первой и смещаясь на 1, после каждого прогона сквозь нейросеть. Далее оценивается правильность результата и корректируются веса связей между нейронами: в сторону укрепления (увеличения) в случае правильного срабатывания связи и в сторону ослабления (уменьшения) в случае неверного срабатывания связи. Данная итерация повторяется определенное количество раз («количество эпох обучения»).

3. Прогнозирование. На вход нейросети точно также подаются входные значения, а на выходе получаются требуемые значения. Так как эти значения изначально неизвестны, то обучающей коррекции весов не происходит. Далее, каждая вычисленная точка принимается за известную и может быть использована в качестве входного значения для вычисления значения, идущего вслед за ним.

Приведем некоторые выводы полученные на основе использования метода многофакторного нейромоделирования в анализе взаимовлияния цен на нефть и различных экономических индексов и показателей.

Марки нефти WTI и Brent одинаково реагируют на факторы, влияющие на нефтяной рынок, однако на цену нефти марки WTI гораздо сильнее влияет информация об изменении складских запасов нефти в США. Цену нефти марки Brent можно назвать в большей степени отражающей положение дел на реальном рынке нефти, кроме того, от нее зависит цена на нефть марки Urals, поэтому приведем выводы о влиянии различных факторов именно на цену на нефть марки Brent.

За последние десятилетия механизм формирования цен на нефть претерпел значительные изменения. Можно выделить пять основных этапов, которые различаются как по организации рынка, так и по общей динамике мировых цен.

Первый этап (с 1928 г. до 1971 г.) – этап главенства международных нефтяных компаний, самостоятельно устанавливавших цены. Цены на этом периоде искусственно поддерживались на уровне 1,5–3 долл. баррель.

Второй этап (с 1971 г. по 1986 г.) – этап резкого роста влияния производителей и, прежде всего, ОПЕК на мировом рынке, к которому перешла функция определения цены. Волатильность нефтяных цен резко возросла и стала зависеть от добычи нефти в странах ОПЕК.

Третий этап (с 1986 г. до 2003 г.) – паритет между влиянием стран-производителей и стран-потребителей нефти, формирование биржевой системы цен, рынок нефти приобрел характеристики глобального ликвидного товарного рынка. По сравнению с этапом главенства ОПЕК, цены находились на низком и относительно стабильном уровне

Четвертый этап (с 2003 г. по 2008 г.) – этап резкого усиления роли спекулятивного капитала на биржевом рынке нефтяных контрактов. Цены на нефть начали резко расти.

С 2008 г. по настоящее время – этап последствий глобального финансового кризиса и последующей накачки финансовой системы ликвидностью. Черты этапа еще не определились с достаточной четкостью. Цены на нефть резко упали и в течение непродолжительного времени восстановились до среднего уровня 2007–2008 годов.

Влияние изменения мирового потребления на цены весьма неоднозначно. При росте мирового потребления возможности роста добычи ограничены, поскольку для ввода в эксплуатацию новых мощностей по добыче требуется несколько лет.

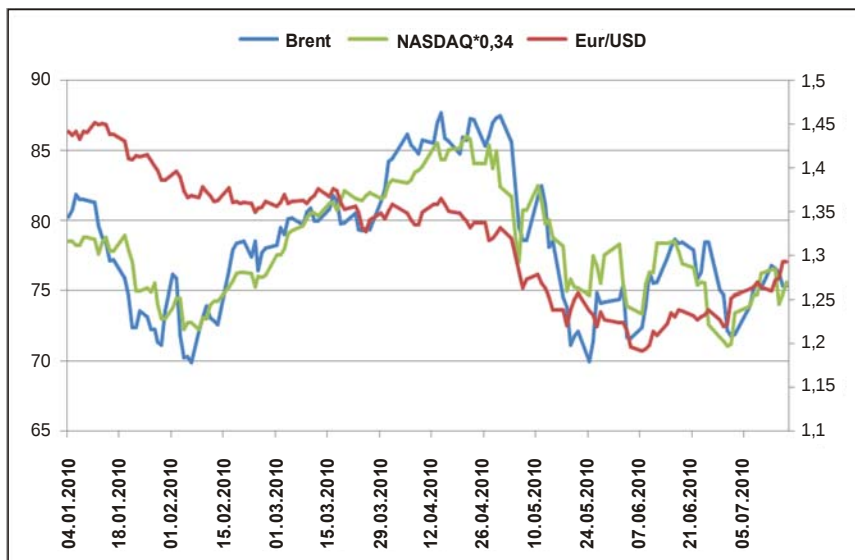
В то же время обратное влияние цен на мировое потребление гораздо слабее. До достижения определенного ценового потолка, потребителю легче согласиться на дополнительные текущие затраты, вызванные повышением цены на используемый энергоноситель, чем на дополнительные капитальные затраты, связанные с изменением используемого источника энергии. Подтверждением служит постоянный рост мирового потребления, начиная с 1992 г. до мирового энергетического кризиса.

Нельзя однозначно оценить влияние падения мирового потребления на падение цен на нефть, которое было вызвано, в основном, нефундаментальными факторами (например, фондовыми и валютными). В данном случае, на обвал цен в большей степени повлияли именно ожидания долгосрочного падения спроса, в связи с экономическим кризисом.

Цены на нефть зависят от мирового потребления нефти (не столько реального, сколько ожидаемого), но не на всех периодах. Начиная с азиатского экономического кризиса до начала 2003 г. цены на нефть росли параллельно положительному приросту потребления и, несмотря на свою высокую волатильность, изменялись с приростом потребления по одному тренду.

С 2003 г. влияние фундаментальных факторов на цену нефти ослабло. Цены до середины 2006 г. росли, несмотря на падение темпов прироста. В июне и в июле цены на нефть принимали максимальные значения, хотя в эти месяца потребление нефти не только не возросло, а даже снизилось относительно предыдущего года.

В индексы S&P(500) и Dow Jones входят акции нефтяных компаний, чья прибыль зависит от цен на нефть. В этой связи более объективным может быть анализ взаимосвязи цен на нефть и индекса NASDAQ (рис. 29).



Источник: ИЭС по данным официального сайта биржи NASDAQ, управления энергетической информации США, *finam.ru*.

Рис. 29. Индекс NASDAQ Composite, цены на нефть марки Brent, курс EUR/USD

Выводы

Нефтяной рынок тесно связан с фондовым рынком, основную роль в формировании цен играют фондовые и валютные факторы. Фундаментальные факторы перестали играть значительную роль в ценообразовании, единственный фундаментальный фактор, оказывающий реальное влияние на цену – мировое потребление нефти, точнее, ожидание изменения мирового потребления.

Основой ценообразования на рынке нефти является переток капитала из «качества в риски». Данный факт подтверждает график, на котором видно, что доходность долгосрочных казначейских облигаций США движется с ценами на нефть по одному тренду, коэффициент корреляции больше (0,8). При перетоке капитала «в качество» инвесторы начинают покупать облигации, их цена растет, а доходность снижается, снижается цена на нефть в результате ухода капитала с нефтяного рынка. Этим объясняется положительная взаимосвязь. Цены на нефть тесно коррелируют с фондовыми индексами, поскольку и цены на нефть, и фондовые индексы являются рисковыми активами, однако переток капитала оказывает более значительное влияние на цены марки Brent, поскольку нефть является более рискованным активом. Переток инвестиций между нефтяными фьючерсами и фондовыми индексами крайне сложно оценить из-за схожести поведений трендов. Кроме того, на данном этапе он не оказывает значительного влияния на изменение цен.

Коэффициент корреляции между индексом NASDAQ Composite и ценами нефти Brent, начиная с 2010 г. равен (0,89). Индекс NASDAQ был рассмотрен из-за того, что он не содержит акций нефтяных компаний, курс акций которых зависит от цен на нефть, вследствие не появляется ложной корреляции.

Несмотря на отсутствие корреляции между ценами на нефть и курсом EUR/USD начиная с 2010 г. при рассмотрении ежедневных значений, тесная взаимосвязь между факторами существует. Нефтяные фьючерсы являются инструментом хеджирования долларовой инфляции и при изменении, скорее ожидаемом, чем реальном, курса доллара, инвесторы покупают или продают нефтяные фьючерсы. В заключение кратко опишем метод дифференцированного нейропрогнозирования.

Метод дифференцированного нейропрогнозирования⁴

Метод формирования ценового коридора, применительно к изменению динамики цен на нефть или метод дифференцированного нейропрогнозирования был разработан в Лаборатории «Энергетическая инициатива» (ЛЭНИН ЗАО «ГУ Институт энергетической стратегии» г. Москва).

В общем случае, алгоритм решения задачи прогнозирования может быть представлен в следующем виде:

Этап 1. Определяется, какой смысл вкладывается в компоненты входного вектора. Входной вектор должен содержать всю информацию, необходимую для решения задачи.

Этап 2. Выбирается выходной вектор таким образом, чтобы его компоненты содержали полный ответ на поставленные вопросы.

Этап 3. Выбирается вид нелинейности в нейронах (функция активации). При этом желательно учитывать специфику задачи, т. к. удачный выбор сократит время обучения.

Этап 4. Выбирается число слоев и нейронов в слое. К сожалению, нет строго определенной процедуры для выбора количества нейронов и слоев в сети. Чем больше количество нейронов и слоев, тем шире возможности сети, тем медленнее она обучается и работает и тем более нелинейной может быть зависимость «вход – выход».

Этап 5. Задается диапазон изменения входов, выходов, весов и пороговых уровней, учитывая множество значений выбранной функции активации.

Этап 6. Присваиваются начальные значения весовым коэффициентам, пороговым уровням и дополнительным параметрам (например, крутизне функции активации, если она будет настраиваться при обучении). Начальные значения не должны быть большими, чтобы нейроны не оказались в насыщении (на горизонтальном участке функции активации), иначе обучение будет очень медленным. Начальные значения не должны быть и слишком малыми, чтобы выходы большей части нейронов не были равны нулю, иначе обучение также замедлится.

Этап 7. Проводится обучение, т. е. подбираются параметры сети так, чтобы задача решалась наилучшим образом.

⁴© ЛЭНИН ЗАО «ГУ ИЭС»

Этап 8. На вход сети подаются условия задачи в виде входного вектора. Рассчитывается выходной вектор, который и дает решение задачи.

Существует также метод «Back propagation» (алгоритм обратного распространения ошибки). Этот алгоритм является обобщением одной из процедур обучения известной как правило Уидроу–Хоффа (или дельта-правило), и требует представления обучающей выборки. Выборка состоит из набора пар образов, между которыми надо установить соответствие, и может рассматриваться как обширное задание векторной функции, область определения которой – набор входных образов, а множество значений – набор выходов.

Перед началом обучения связям присваиваются небольшие случайные значения. Каждая итерация процедуры состоит из двух фаз. Во время первой фазы на сеть подается входной вектор (образ) путем установки в нужное состояние входных элементов. Затем входные сигналы распространяются по сети, порождая некоторый выходной вектор. Для работы алгоритма требуется, чтобы характеристика «вход – выход» нейроподобных элементов была неубывающей и имела ограниченную производную. Полученный выходной вектор сравнивается с требуемым. Если они совпадают, обучения не происходит. В противном случае вычисляется разница между фактическими и требуемыми выходными значениями, которая передается последовательно от выходного слоя к входному. На основании этой информации об ошибке производится модификация связей с обобщенным дельта-правилом.

Рассмотрим алгоритм обучения «с учителем».

1. Проинициализировать элементы весовой матрицы (обычно небольшими случайными значениями).

2. Подать на входы один из входных векторов, которые сеть должна научиться различать, и вычислить ее выход. На втором шаге на разных итерациях поочередно в случайном порядке предъявляются все возможные входные векторы. К сожалению, нельзя заранее определить число итераций, которые потребуются выполнить, а в некоторых случаях и гарантировать полный успех.

3. Если выход правильный, перейти на шаг 4.

Иначе вычислить разницу между идеальным и полученным значениями выхода: $\delta = Y_f - Y$.

Модифицировать веса в соответствии с формулой:

$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + \nu \cdot \delta \cdot x_i$, где t и $t+1$ – номера соответственно текущей и следующей итераций; ν – коэффициент скорости обучения, $0 < \nu < 1$; i – номер входа; j – номер нейрона в слое. Если $Y_j > Y$ весовые коэффициенты будут увеличены и тем самым уменьшат ошибку. В противном случае они будут уменьшены, и Y тоже уменьшится, приближаясь к Y_r .

4. Цикл с шага 2, пока сеть не перестанет ошибаться.

На основе возможных алгоритмов применяемых в нейроподобных сетях при разработках среднесрочных и долгосрочных прогнозов в ЛЭНИН (ЗАО «ГУ ИЭС») был разработан метод формирования ценового коридора, применительно к изменению динамики цен на нефть, который можно назвать методом дифференцированного нейропрогнозирования. Ценовой коридор образуется двумя кривыми:

- первая, прогноз или отклик нейронной сети по фактическим данным на актуальный момент времени;
- вторая кривая получена по методике, которая сводится в основном к следующим этапам: по реальным данным до некоторого ретроспективного значения строим прогноз на фиксированный интервал времени, например на год вперед. Сравниваем с имеющимися реальными данными и выбираем из множества нейросетевых прогнозов тот, который лучше описывает реальную динамику цен. Затем по полученным данным строим прогноз до следующего актуального момента времени. Сравниваем с реальными данными и выбираем лучшую динамику. Далее проделываем нейроанализ до настоящих данных и строим нейропрогноз до необходимого среднесрочного или долгосрочного момента.

Полученный таким образом прогноз оказывается не совпадающим с первой кривой, но вместе с тем оказывается весьма сильно синхронизированным с ней.

Разность между значениями нижней и верхней границы нейропрогнозов есть разность цен и, таким образом, образуется возможный ценовой коридор, в котором наиболее вероятна, с точки зрения нейроанализа, динамика прогнозируемых цен на нефть. Заметим, что все прогнозы объединяются схожим трендом.

Этот способ или метод является новым в известных подобных алгоритмах построения прогнозов. Важным обстоятельством при получении прогноза по описанному методу является то, что упомянутые кривые, образующие так называемый ценовой коридор, получены при использовании разных временных интервалов и различных архитектур нейромоделей.

5.9. Описание структуры нейросети, применительно к задачам прогнозирования инновационного развития мирового нефтегазового рынка

На фондовом рынке постоянные изменения цен, несмотря на хаотичность, при схематичном их отображении образуют некоторый структурированный рисунок. Это соответствует существующей в природе гармонии. На основании этого была создана рациональная система рыночного анализа, заключающаяся в систематизации моделей рыночных движений цен или волн и выведении основных принципов, по которым эти волны образуются. Всего было выделено тринадцать главных волн, вновь возникающих в потоке рыночных цен и повторяющихся по форме, но не обязательно по времени или амплитуде. Эти структуры по определенным правилам могут соединяться вместе, чтобы образовать укрупненную версию этих же самых моделей, образуя идентичные модели следующего большего размера. В целом, вся волновая теория представляет собой каталог моделей изменения цен и объяснений того, где подобные фигуры вероятнее всего должны проявиться на пути развития рынка. Смена траекторий рыночных тенденций объясняется с помощью эмпирически выведенных правил и указаний. Данное обстоятельство позволяет прогнозировать следующий этап изменения и предсказывать будущие значения цен. На любом валютном графике выделяются две фазы рынка, то есть два основных типа ценовых движений: тренд и коррекция. В рамках теории Эллиотта эти фазы рынка принято называть волной (или волновой моделью) в качестве функционально единого ценового движения. Коррекция всегда формируется только после тренда. После окончания коррекции тренд всегда продолжается в прежнем направлении. После окончания тренда начинается или коррекция, или новый тренд в противоположном направлении. Правильная волновая разметка помогает прогнозировать ожидаемую фазу рынка. Волны формируют более крупные волновые модели, аналогичные себе, и, одновременно, состоят из аналогичных, но более мелких волн. В этом и заключает-

ся *фрактальная* природа финансовых рынков. Фрактальность могла бы причинять массу неудобств, связанных с точным определением волн внутри другой, более крупной модели, или с определением волн, составляющих рассматриваемую волновую модель, если бы Эллиотт не ввел в теорию *понятие волновых уровней*. По своей сути это система градации волн между собой, но не по их абсолютному размеру, а по их относительному положению в волновых моделях. В настоящее время для однозначной идентификации волн используются более десятка волновых уровней и у каждого из них есть свое уникальное название и свое условное обозначение.

Функционально все волны разделяются на действующие и противодействующие. Как следует из самого названия, *действующие волны* всегда показывают направление *действия* текущей волновой модели, направление ее развития и всегда совпадают с ее внутренним доминирующим трендом.

Волновые модели всегда начинаются с действующей волны и заканчиваются действующей же волной (количество основных волн в модели всегда нечетное). Причем, именно действующие волны показывают направление доминирующего тренда внутри любой отдельно взятой волновой модели.

Противоположное понятие — *противодействующие волны* говорит само за себя. Подобные волны всегда направлены против доминирующего тренда внутри модели.

Различают движущий и коррекционный стили развития волновых моделей. Все противодействующие волны развиваются исключительно в коррекционном стиле. *Коррекционный стиль* волновой модели означает, что либо модель явно состоит из трех основных волн (так называемая трехволновая группа), либо она состоит из трех-пяти трехволновых групп. В отличие от коррекционного, *движущий стиль* волновой модели означает, что модель состоит исключительно из пяти основных волн, из которых, по крайней мере, две первые ее действующие волны также развиваются в движущем стиле. То есть из трех основных действующих волн в модели движущего стиля только заключительная волна может (но не должна) развиваться в коррекционном стиле. Любая волна, развивающаяся в движущем стиле, является действующей волной, указывая направление доминирующего тренда в модели старшего уровня. Для более полного понимания волнового механизма необходимо знать, что искажение привычной внешней формы моделей при сохранении их

внутренней структуры приводит к формированию сдвигающихся моделей и усечений. Причиной является мощный тренд, направленный *против* действующих волн в этих моделях. Кроме того, числовые пропорции волн внутри моделей стремятся к коэффициентам Фибоначчи.

При практической реализации, чтобы избежать нежелательных эмоциональных решений в процессе торговли, следует составлять подробный торговый план и строго его придерживаться.

Связь с нейронными сетями. В условиях рыночной нестационарности огромную ценность приобретают методы, способные прогнозировать цены на рынке, прибыль или убытки, получаемые в реальном процессе торговли, с учетом спреда, комиссии, проскальзывания и времени совершения сделки. Для эффективного предсказания в таких условиях требуется использовать способные к обучению (адаптирующиеся) системы или «искусственный интеллект». Самые известные и распространенные из них это нейронные сети. В случае нестационарного процесса могут возникнуть трудности с их обучением. Фактически эффективное обучение возможно только на интервале квазистационарности, когда вероятностные характеристики процесса не сильно меняются. Это связано с тем, что в таких условиях отсутствуют сведения о законах развития анализируемого процесса, существуют только входные величины, предыдущие значения цены. Для решения данной проблемы используется системное моделирование, которое подразумевает наличие информации о структуре процесса, некоторую его модель. Для этого необходимо выбрать оптимальные параметры этой модели, полученные в процессе обучения. Данное обстоятельство заметно повышает качество прогнозов. Рассматривая подробно изменения цен на рынке можно заметить некую их системную составляющую, непосредственно связанную с психологией трейдеров. Использование этой психологии для предсказания цен и есть, по сути, применение волновой теории Эллиотта.

Этот метод, как и другие графические методы анализа, требует распознавания образов. Также на него оказывают влияние экономические события, на которые процесс имеет определенный отклик. Все это создает отличную базу, область для применения нейронных сетей. В этом случае использование нейронных сетей будет давать более качественный результат, заметно повышая точность прогнозирования.

Гармонический анализ. Изменения всех процессов и явлений на нефтегазовом рынке подчиняется некоторым законам развития. При этом с течением времени проявляются различные закономерности их развития, повторяющиеся снова и снова. Выявить и обобщить данные закономерности помогает гармонический анализ, суть которого заключается в разложении колебаний на гармонические составляющие.

Базируясь на идеях фрактальности рынков, теория гармонического анализа позволяет систематизировать основные волновые модели, выделяя среди них, наиболее частые сочетания импульсивных и коррекционных формаций.

Подобный анализ протекающих рыночных процессов позволяет получить необходимую информацию для успешного применения нейронных сетей. Выявление периодичности влияющих факторов на изучаемые процессы, полученной с помощью гармонического анализа, позволяет лучше разобраться в сути и структуре повторяющихся событий, обеспечивая тем самым качественное нейронное моделирование и осмысленное точное прогнозирование.

Выводы

1. В качестве меры связи показателей используется числовая величина, называемая коэффициентом корреляции. Коэффициент корреляции, как количественная характеристика тесноты связи, дает возможность определять эргодинамичность или «полезность» отбираемых факторов при проведении нейросетевого анализа. Величина коэффициента корреляции также служит для определения направленности причинно-следственной связи (прямая или обратная).

2. Существуют следующие виды зависимостей: парная корреляция, частная корреляция, множественная корреляция.

3. Все коэффициенты корреляции можно разделить на параметрические и непараметрические. К первым относится коэффициент корреляции Пирсона, который способен выявлять только линейные зависимости. Ко вторым — коэффициенты корреляции Спирмена, Кендалла, гамма-критерия, определяющие любые виды зависимостей (в основном применяются, когда переменные содержат малое число значений, или не подчиняются нормальному закону распределения, или представляют собой ранговые переменные).

4. В целом все коэффициенты корреляции отвечают следующим характеристикам: принимают значения в диапазоне, в случае парных от -1 до $+1$, в случае множественных от 0 до $+1$; безразмерная величина; показывают силу связи между признаками; знак коэффициента говорит о направлении связи.

5. Корреляционный анализ, **как предварительный инструмент** получения информации об окружающей среде – выявления зависимостей между объектами, является необходимой частью для проведения нейросетевого моделирования. Выявленные закономерности позволяют повысить эффективность применения нейронных сетей, что увеличивает точность получаемых прогнозов.

6. Волновая теория Эллиотта, раскрывая суть и причины протекающих рыночных процессов, может послужить отличной базой для применения нейронных сетей. Зная законы развития рыночных изменений, можно обучить нейронную сеть распознавать существующие тенденции и на основании этого прогнозировать поведения рынка.

7. Гармонический анализ позволяет выявить и обобщить существующие закономерности развития рыночных явлений. Его суть заключается в разложении колебаний на гармонические составляющие. Базируясь на идеях фрактальности рынков, теория гармонического анализа позволяет систематизировать основные волновые модели, выделяя среди них, наиболее частые сочетания импульсивных и коррекционных формаций. Подобный анализ протекающих рыночных процессов позволяет получить необходимую информацию для успешного применения нейронных сетей.

8. Гармонический анализ осуществляется на основании ряда Фурье, представляя периодическую функцию (при изучении периодических явлений рассматриваются периодические функции) в виде тригонометрического ряда.

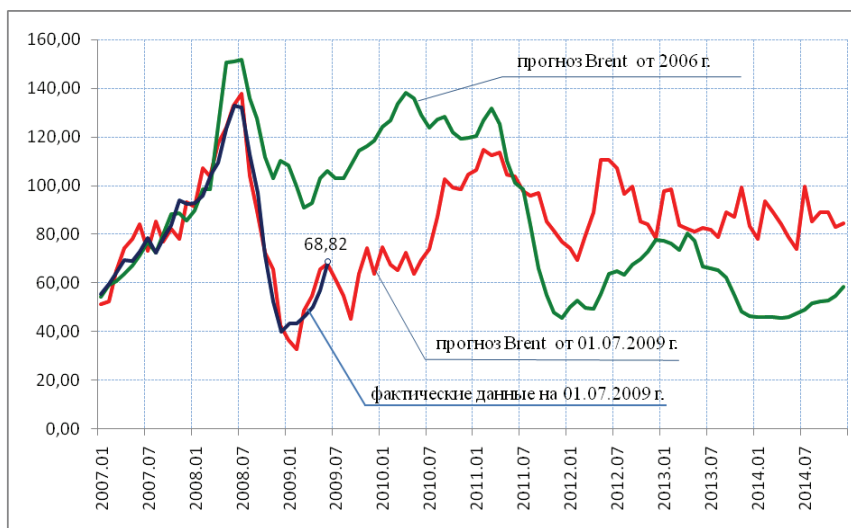
9. Выявление периодичности влияющих факторов на изучаемые процессы, полученной с помощью гармонического анализа, позволяет лучше разобраться в сути и структуре повторяющихся событий, обеспечивая тем самым качественное нейронное моделирование и осмысленное точное прогнозирование.

Применение нейротехнологий в проблеме стратегического прогнозирования нефтяных цен

Далее приведем результаты практического применения нейросетей к прогнозу цен на нефть до 2015 г. приведенных к 2008 году. На рис. 30 три кривые: зеленая линия – прогноз, сформированный в 2006 г., красная линия – прогноз, сформированный 01.07.2009 г., синяя линия – фактические данные на момент формирования прогноза 01.07.2009 года. Как видно из графика, имеем достаточно хорошее качественное совпадение прогнозных кривых, полученных сотрудниками Лаборатории «Энергетическая инициатива» по методике нейромоделирования, разработанной в Институте энергетической стратегии, причем временной лаг – 3 года, т. е. прогноз, полученный в 2006 г. с достаточно хорошей долей вероятности описывает ситуацию 3 года спустя в 2009 году. В целом, по анализу нейропрогноза, делается вывод о том, что мы вступаем в период некоторой динамической волатильности цен на уровне 80-100 долл., т. е. вывод, сделанный в 2006 г. на три года вперед до 2009 г. и вывод (см. красная линия) полученный в 2009 г. до актуального момента времени 2012 г. о динамике цен на нефть – стратегически верные выводы. В актуальном уточненном прогнозе от 2009 г. наблюдаются уже два серьезных провала цены. Поэтому, если распространить прогноз на нефть на всю макроэкономическую ситуацию, то можем сделать следующее осторожное предположение, что то «дно кризиса», о котором расходятся оценки в дате его наступления, не является единственным. По прогнозам можем иметь дно, затем рост, но наш прогноз дает второе дно – почти такое же как и первое и отстоящее от первого примерно на 9-12 месяцев. Итак, в среднесрочной перспективе: конец 2012 г. – имеем падение цены до 85-90 долларов. Заметим, рассматриваемый прогноз (от 2009 г. – красная линия) сформирован три года назад по отношению к актуальному 2012 г., а зеленая кривая – прогноз, сформированный 6 лет назад.

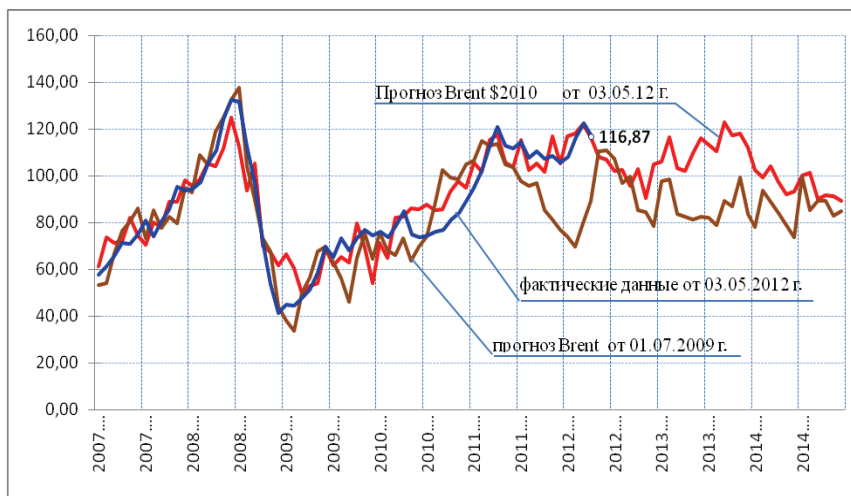
Далее, представлены актуальные результаты практической задачи нейропрогнозирования динамики мировых цен на нефть в среднесрочной и долгосрочной перспективах на примере формирования цены на нефть марки Brent до 2015 года. На графиках приводятся исследования динамики цен на нефть, приведенных к уровню 2010 года.

После прогона процедуры метода обратной ошибки были отброшены нейронные сети с плохим согласованием отклика нейронной сети с реальными данными. В итоге были получены две нейросети наиболее адекватно описывающие реальную динамику цен. Эти прогнозы дают наиболее вероятное изменение динамики цен.



Источник: ИЭС.

Рис. 30. Прогноз цен на нефть



Источник: ИЭС.

Рис. 31. Прогноз цен на нефть

Из рис. 31 видно, что прогноз трехгодичной давности от 01.07.2009 г. (коричневая линия) дает практически совпадающую динамику с фактическими актуальными данными (синяя линия), за исключением значений цены в начале 2012 г., однако абсолютно верно спрогнозирован тренд – падение в начале 2012 г., причем, если сравнить актуальный прогноз (красная линия) от 03.05.2012 г. и прогноз трехлетней давности (коричне-

вая линия) от 01.07.2009 г., то очевиден вывод о весьма хорошей оправдываемости прогнозов. Это показывает эффективность разрабатываемой сотрудниками Института энергетической стратегии методики нейромоделирования. Далее, остановимся на вопросе субъективности нейропрогнозов.

О субъективности нейропрогнозов. Степень субъективности нейропрогнозирования может присутствовать, когда происходит выбор из вилки прогнозов тех, которые, с одной стороны, обеспечивают преемственность прогнозов, а, с другой, более-менее правдоподобную перспективу (приемлемую волатильность, разумные всплески цены и ее падение и т. п.).

Фактически рассматриваются несколько нейро-графиков и происходит их «квантование», т. е. одна порция, интервал – лучше описывает ретроспективу, другая часть нейропрогнозных данных из приемлемой вилки нейропрогнозов дает лучшее описание среднесрочной перспективы, третий квант вилки нейропрогнозов дает более-менее правдоподобную перспективу. Так, фрагментарно, происходит построение общей картины нейропрогноза. Поэтому мы и добиваемся графиков, которые обеспечивают устойчивость относительно входных изменений цен (новые значения цены по итогам месяца, недели). В противном случае, имели бы проблему неустойчивости нейросети к изменению входных данных. Таким образом, на наш взгляд, субъективность присутствует на последнем этапе конструирования одного результирующего прогноза из всей совокупности архитектур (вилки) нейропрогнозов. Но, повторимся, построение прогноза происходит из неделимых частей, квантов нейропрогнозов, на которые субъективный фактор не влияет.

По результатам использования нейросетей в качестве средства прогнозирования сложного временного ряда можно сделать следующие **выводы**:

1. Нейросети могут использоваться как эффективный инструмент краткосрочного и среднесрочного прогнозирования сложных временных рядов.

2. Для получения более точных результатов следует учитывать и практически применять этап оптимизации архитектуры сети. При этом повышается надежность настройки сети и качество прогнозирования.

3. Вместе с этим, успех использования аппарата нейросетей для решения задач прогнозирования зависит, прежде всего, от опыта финансовых экспертов, необходимого для выбора топологии сети, метода обучения и т. д.

Глава 6.

СОЦИОПСИХОЛОГИЧЕСКИЕ АСПЕКТЫ ВОСТРЕБОВАННОСТИ НОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Сказать, что мир в настоящее время развивается динамично – все равно, что не сказать ничего. Мы живем в то время, когда технологии развиваются настолько быстро, что сейчас обыденным является то, что совсем недавно казалось невозможным. Волны технологического развития уплотняются, инновации вторгаются в нашу жизнь все стремительней. Технологии развивают технологии и процесс этот приобретает лавинообразный характер.

Технологии стремительно появляются в различных областях знания, но одни из них так и остаются нереализованными «лежать на полке», в то время, как другие оказываются востребованными человечеством и активно входят сначала в научное, а затем, находя практическое применение, и общественное сознание. Можно много говорить о причинах, разного рода предпосылках смен волн технологического развития, определяющих облик и вектор развития общества, о прорывных технологиях, несущих в массовое сознание качественно новые продукты и услуги. Можно говорить о форме и структуре перехода от старых технологий к новым, но представляется наиболее важным рассматривать не только, а быть может и не столько, экономический аспект появления новых технологий.

В рамках данной главы сделана попытка рассмотреть определенные не материальные, а социально-психологические принципы, обуславливающие позитивные или негативные реакции общества на появление новых технологий, популярность тех или иных продуктов и услуг. Подвергнуть рассмотрению ожидаемый при внедрении новых технологий или подходов эффект и причины, по которым он достигается, представляется крайне важным не только для понимания перспектив, которые дает нам исследование, но и для видения пути решения задач, поставленных в этой работе.

Принцип комфорта/удобства – появившаяся технология и основанный на ней продукт/услуга (потенциальные) позволяет достичь большего удобства в жизни, сокращения времени и сил, затрачиваемой энергии, умственных расчетов. Этот список можно продолжать бесконечно, но сама суть данного принципа понятна –

люди готовы платить за то, что позволяет высвободить часть времени, сделать их более свободными.

Фантазии становятся реальностью – появившаяся технология и основанный на ней продукт/услуга (потенциальные) воплощают или показывают путь к воплощению футуристических настроений, осуществлению фантастических действий. Фантасты в своих книгах зачастую опережают время на века. Они переносят в произведения свои фантазии, не боясь при этом показаться мечтателями, в книге можно позволить себе самые смелые мысли. Но ведь именно эти мысли фантастов, выраженные в романах, зачастую оказывают особое неизгладимое впечатление на будущих ученых, исследователей, определяя во многом направления их исследований. Именно эти прочитанные в детстве фантастические произведения о роботах, космических путешествиях, лазерном оружии, голографических изображениях определяют наши ожидания и представления о будущем и во многом определяют востребованность обществом появляющихся новых продуктов. Все хотят быть ближе к мечте. Если технология или уже реализованный на ее основе продукт позволяет человеку чувствовать себя ближе к своим мечтам, эта технология будет иметь успех, будет востребована, будет покупаться (рис. 32).

Воплощение – мало создать технологию, продукт или услугу. Любая, самая амбициозная, актуальная технология может разбиться о стену непонимания, если вопросу доведения ее до потребителей не будет уделено должное внимание. «Эдисон не изобретал лампочку. Это сделал русский электротехник Лодыгин. Но американец

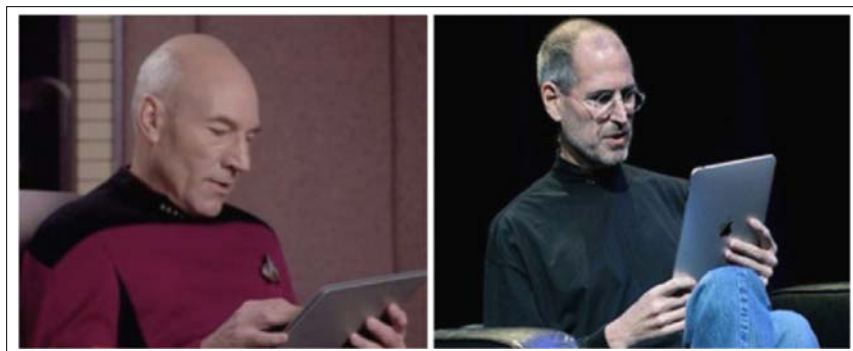


Рис. 32. Патрик Стюарт (капитан Жан-Люк Пикард) в сериале «Звездный путь: следующее поколение», 1987 г. и Стив Джобс на презентации Apple iPad, 2010 г.

превратил экспериментальный проект в удобный продукт, которым можно освещать кухню и спальню в любой квартире. Точно так же и Генри Форд не создал автомобиль. Но он создал конвейер. Машина стала массовой и относительно недорогой. Ее можно было легко отремонтировать»⁵. Этот ряд можно дополнить и Стивом Джобсом. Компьютеры, плееры, телефоны были неотъемлемой частью нашей повседневной жизни и до него. Он не создал принципиально новый продукт, он создал принципиально новое отношение к нему, и это произвело фурор. А значит, способность правильно преподнести что-то, будь то технология, продукт или услуги, является одним из секторов востребованности его обществом.

Можно подвести лошадь к реке, но нельзя заставить ее пить — речь идет о своего рода маркетинговых стратегиях, с которыми мы сталкиваемся повсеместно. Говоря о важности эффективного преподношения продукта, не стоит забывать, что, действительно, путем рекламы, создания положительного имиджа, действенного образа, можно заставить человека покупать любой товар. Покупать — возможно, но полюбить — никогда. Технология будет востребована тогда, когда люди сами захотят ею пользоваться. Потребителям не нужно «выкручивать руки», чтобы они захотели пользоваться чем-то, продукт нужно преподнести так, чтобы само по себе появлялось желание использовать его, именно его, потому что именно он отвечает всем внутренним потребительским ожиданиям. Продукт, который навязывается, пусть даже в самой легкой форме, никогда не будет иметь такого успеха как тот, необходимость использования которого рождается у нас в голове. Мы делаем выбор и ценим то, что выбираем.

В нужное время в нужном месте. Безусловно, в данном контексте нельзя обойти вниманием такой чрезвычайно важный вопрос, как готовность потреблять что-либо. Как говорится, всему свое время и всему свое место. Чтобы технология смогла завоевать сердца людей, общество должно быть готово к этому. Процесс ее появления должен быть естественным, логическим завершением которого станет внедрение технологии и создание на ее основе продукта или услуги, пользующихся популярностью. Если технология насаживается искусственно, как в случае, скажем, импорта технологий, зачастую имеет место недопонимание и, как следствие, отсутствие должного результата. Яркой иллюстрацией в данном случае может служить параллель, проведенная профессором Стэнфордского

⁵ iПоколение, «Русский репортер» № 40 (218), 2011 г.

университета Генри Ицковицом в своей книге «Тройная спираль: предприятия – университеты – государство» между президентом России Дмитрием Медведевым и Первым секретарем ЦК КПСС Никитой Хрущевым. Суть данного сравнения может быть недвусмысленно понята из рис. 33.



**Рис. 33. Кукуруза; Apple iPhone 4; Никита Сергеевич Хрущев, 1959 г.;
Дмитрий Анатольевич Медведев, 2010 г.**

Подводя итог вышесказанному, следует добавить, что каждый из сформулированных принципов несет лишь рекомендательный характер. Нет необходимого и достаточного условия успеха, которое можно было бы сформировать в одном правиле. При развитии любой технологии и, как продолжение, основанного на ней продукта или услуги, стоит опираться не только и не столько на экономический аспект, но учитывать и тонкости человеческого восприятия, индивидуального и массового сознания. В этой связи важно понять, что, какие бы выгоды ни сулило внедрение и развитие наукоемких технологий, каким бы привлекательным ни был образ их обладателя, не достигнув комплексного подхода в их реализации, опирающегося на вышеописанные принципы, невозможно достичь сколь бы то ни было действенного эффекта.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Энергетика сегодня находится на самом проблемном, а, следовательно, захватывающем и динамичном этапе своего развития, требующим абсолютно новых подходов, идеологии и инфраструктуры, основными чертами которых должны стать: сетевая архитектура, мультиагентное управление, интеллектуальность, самоорганизация, отраслевая интеграция и удобство, как определяющий социально-психологический критерий.

Именно понимание этого подтолкнуло нас к написанию данной работы. Необходимость внедрения систем интеллектуального управления в энергетический комплекс при проведении структурно-технологических трансформаций продиктована тем, что только такой подход позволяет комплексно решать задачи достижения социально-психологической эффективности, описанные выше. С помощью подобных систем создаются условия комфортности, удобства. Внедрение их нужно не с позиции сокращения потребления, издержек, экономии, в целом, а, напротив, с позиции улучшения качества жизни, удобства, безопасности.

На наш взгляд, «новой» инфраструктурой и идеологией призваны быть «интеллектуальные» энергоинформационные сети, построенные как многоагентные системы, в основе которых лежат искусственные нейронные сети.

Таким образом, интеллектуальные энергоинформационные сети должны стать новой экономической, технологической, управленческой и социально-психологической инфраструктурой и идеологией энергетики XXI века.

ЛИТЕРАТУРА

1. Российская электроэнергетика – 2050 в контексте мировых трендов/**Бушуев В.В., Куричев Н.К., Тиматков В.В., Троицкий А.А.** – М.: ГУ ИЭС, 2011. – 76 с.
2. **Бушуев В.В.**, «Умная» энергетика на базе новых организационно-технологических принципов управления инфраструктурными системами// Доклад на XI Международной научно-технической конференции «Интеллектуальная электроэнергетика, автоматика и высоковольтное коммутационное оборудование». – М., 2011. – 22 с.
3. **Мальцев В.В.** Повышение эффективности энергопотребления в промышленности // Доклад на Международной конференции по энергоэффективности и возобновляемой энергетике ENES и REnergy 2011. – М., 2011. – С. 2.
4. **IBM Business Consulting Services**, Построение интеллектуальной электрической сети для передающих и распределительных энергокомпаний – М.: – 2005. – 20 с.
5. **M. Tarafdar Haque, and A.M. Kashtiban**, Application of Neural Network in Power system; A Review, World Academy of Science, Engineering and Technology, pp 53-57, June 2005.
6. **M. T. Vakil, N. Pavesic**, A Fast Simplified Fuzzy ARTMAP Network, Kluwer Academic Publisher, pp. 273-316, July 2003. **M. T. Vakil, N. Pavesic**, A Fast Simplified Fuzzy ARTMAP Network, Kluwer Academic Publisher, pp. 273-316, July 2003.
7. **K. Warwick, A. Ekwure, R. Aggarwal**, Artificial Intelligence Techniques in Power Systems, IEEE Power Engineering Series 22, Bookcratt Printed, pp. 17-19, 1997.
8. **G. Rolim, J.G. Zurn**, Interpretation of Remote Backup Protection for Fault Section Estimation by a Fuzzy Exper System, IEEE PowerTech Conference, pp. 312-315, June 2003.
9. **R. Lukomski, K. Wilkosz**, Power System Topology Verification Using Artificial Neural Network Utilization of Measurement Data, IEEE PowerTech Conference, pp. 180-186, July 2003.

10. **T.T. Nguyen**, Neural Network Load Flow, IEEE Trans. Of Distribution, Generation and Transmission Conference, pp. 51-58, January 1995.
11. **M. Vasilic, M. Kezunoric**, Fuzzy ART Neural Network Algorithm for Classifying the Power System Faults, IEEE Trans. Power Delivery, pp. 1-9, July 2004.
12. **J.P. Park, K. Ganesh**, Comparison of MLP and RBF Neural Networks Using Deviation Signals for Indirect Adaptive Control of a Synchronous Generator, IEEE Trans. of Power Delivery, pp. 919-925, March 2004.
13. **K.W. Chan, A.R. Edward, A.R. Danish**, On-Line Dynamic Security Contingency Screening Using Artificial Neural Network, IEEE Trans. Power Distribution System, pp. 367-372, November 2000. World Academy of Science, Engineering and Technology 6 2005.
14. **G. Chicco, R. Napoli**, Neural Network for Fast Voltage Prediction in Power System, IEEE Power Tech Conference, pp. 312-316, September 2001.
15. **H.S. Hippert, C.E. Pedreira, R.C. Souza**, Neural Networks for ShortTerm Load Forecasting: A Review and Evaluation, IEEE Trans. on Power System, VOL. 16, NO. 1, pp. 44-53, February 2001.
16. **W. Charytoniuk, M.S. Chen**, Neural Network Design for Short-Term Load Forecasting, IEEE International Conference of Deregulation of Power System Technologies, pp. 554-551, April 2000.
17. **A.K. Sinha**, Short Term Load Forecasting Using Artificial Neural Networks, IEEE Trans. On Power System Distribution, pp. 548-553, 2000.
18. **G. Chicco, R. Napoli, F. Piglone**, Load pattern clustering for ShortTerm Load Forecasting of anomalous days, IEEE Trans. on Power Tech, pp. 550-556, September 2001.
19. **M. Gavrilas, I. Ciutera, C. Tanasa**, Medium-Term Load Forecasting With Artificial Neural Network Models, IEE CIRED Conference, pp. 482-486, June 2001.
20. **M.S. Kandil, S.M. El-Debeiky, N.E. Hasanien**, Long-Term Load Forecasting for Fast Developing Utility Using a Knowledge-Based Expert System, IEEE Trans. on Power Systems, Vol. 17, No. 2, pp. 491-496, May 2002.

21. **T. Senjyu, P. Mandal, K. Uezato**, Next day load curve forecasting using recurrent neural network structure, IEEE Trans. on Power Distribution System, pp. 388-394, March 2003.
22. **T. Saksornchai, W.J. Lee, M. Methaprayoon, J. Liao**, Improve the Unit Commitment Scheduling by Using the Neural Network Based Short Term Load Forecasting, IEEE Trans. Power Delivery, pp. 33-39, June 2004.
23. **H.S. Hippert, C.E. Pedreira**, Estimating temperature profiles for short-term load forecasting: neural networks compared to linear models, IEE Trans. on distribution and Generation Conference, pp. 543-547, January 2004.
24. **N. Kumarappan, M.R. Mohan, S. Murugappa**, ANN Approach to Combined Economic and Emission Dispatch for Large-Scale System, IEEE Power Distribution system, pp. 323-327, March 2002.
25. **K.P. Wong**, Computational Intelligence Application in Unit Commitment, Economic Dispatch and Power Flow, IEEE Conference in Advance in Power System Control, Operation and Management, pp. 54-59, November 97.
26. **J. Moreno, A. Esquivel**, Neural Network Based Approach for the Computation of Harmonic Power in Real Time Microprocessor-Based Vector for an Induction Motor Drive, IEEE Trans. on Industry Application, pp. 277-282, January 2000.
27. **J.R. Vazquez, P. R. Salmeron**, Three Phase Active Power Filter Control Using Neural Networks, 10th Mediterranean Electrotechnical Conference, Vol 3, pp. 924-927, 2000.
28. **A.G. Bahbah, A.A. Girgis**, New Method for Generator's Angles and Angular Velocities Prediction for Transient Stability Assessment of Multi Machine Power Systems Using Recurrent Neural Network, IEEE Trans. of Power System, Vol 19, pp. 1015-1022, May 2004.
29. **L.L. Lai, E. Vasselcar, H. Subasinghe**, Fault Location of a Teed Network With Wavelet Transform Neural Networks, IEEE International Conference of Deregulation of Power System Technologies, pp. 505-509, April 2000.
30. **Боровиков В.П.** Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных – М.: Горячая линия – Телеком, 2008.

31. **Вапник Н.В., Червоненкис А.Я.** Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения).— М.: Наука, 1974 — 415 с.
32. **Глазырин В.Е., Купарев М.А.** Применение структурных методов распознавания образов для построения дифференциально-фазной защиты сосредоточенных объектов //Электро. — 2003. — № 3. — С. 18-21.
33. **Горелик А.Л., Скрипкин В.А.** Методы распознавания. — М.: Высшая школа, 1977. — 222 с.
34. **Грибок А.В., Волов А.Н.** Нейронная сеть для распознавания зашумленных акустических сигналов и ее применение для диагностики ядерных энергетических установок. Режим доступа: http://www.confpubs.ru/roai_3_30.php
35. **Дуда Р., Харт П.** Распознавание образов и анализ сцен. — М.: Мир, 1976. — 511 с.
36. **Жданов А.А.** Автономный искусственный интеллект. — М.: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2008. — 359 с.
37. **Максимов С.Е., Вихарев А.В., Сидоров С.Г.** Прогнозирование ресурса высоковольтной маслосодержащей изоляции нейронными сетями. Региональная научно-техническая конференция студентов и аспирантов «Энергия-2011». — Иваново.: ИГЭУ, 2011.
38. **Оганезов А.Л.** Применение нейронных сетей в задачах распознавания образов. Диссертация на соискание ученой степени к. ф.-м. н. — Тбилиси, 2006.
39. **Пономарев В.А., Суворов И.Ф.** Комплексный метод диагностики асинхронных электродвигателей на основе использования искусственных нейронных сетей//Новости электротехники. — № 5 (71). — 2011. Режим доступа: <http://www.news.elteh.ru/proect/neuron.php>.
40. **Сапожников А.М., Лукашенко А.В.** Использование нейронных сетей для краткосрочного прогнозирования нагрузки в энергетике. XXI Международная научная конференция «Математические методы в технике и технологиях». — Тамбов: Издательство ТГТУ, 2008.

41. **Себестиан Г.С.** Процессы принятия решений при распознавании образов. — Киев: Техника, 1965. — 150 с.
42. **Тимофеев А.В., Шибзухов З.М.** Обучение многозначных нейронных сетей распознавания образов. Доклады 9-й Всероссийской конференции ММРО-9. — М.: 1999.
43. **Тэрано Т., Асаи К., Сугэно М.** Прикладные нечеткие системы. — М.: Мир, 1993. — 368 с.
44. **Фукунага К.** Введение в статистическую теорию распознавания образов. — М.: Наука, 1979. — 367 с.
45. **Чувилкин А.В., Гордеев А.С.** Прогнозирование потребления электроэнергии сельскохозяйственными предприятиями с использованием нейронных сетей, XXI Международная научная конференция «Математические методы в технике и технологиях». — Тамбов: Издательство ТГТУ, 2008.
46. **James W. Taylor.** An Evaluation of Methods for Very Short-Term Load Forecasting Using Minute-by-Minute British Data, International Journal of Forecasting, 2008, Vol.24, pp. 645-658.
47. **H. Chahkandi Nejad, M. Mahvy, R. Jahani.** Electricity Market Prediction Using Improved Neural Network, Australian Journal of Basic and Applied Sciences, 5(9), 2011, pp. 930-935.
48. **Sanjeev Kumar Aggarwal, Lalit Mohan Saini, Ashwani Kumar.** Electricity price forecasting in deregulated market: A review and evaluation. Electrical Power and Energy Systems (31), 2009, pp. 13-22.
49. **Derrick Mirikitani, Nikolay Nikolaev.** Nonlinear maximum likelihood estimation of electricity spot prices using recurrent neural networks. Neural Comput & Applic (20), 2011, pp. 79-89.

НАУЧНОЕ ИЗДАНИЕ

НЕЙРОМОДЕЛИРОВАНИЕ КАК ИНСТРУМЕНТ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗАЦИИ ЭНЕРГОИНФОРМАЦИОННЫХ СЕТЕЙ

Алексей Сергеевич Каменев

Сергей Юрьевич Королев

Вадим Николаевич Сокотущенко

Ответственный редактор Крылосов С.И.

Компьютерная верстка Щербаков В.М.

Подписано в печать 06.07.2012

Формат 60х84/16. бумага офсетная.

Печать офсетная. Печ.л. 8

Тираж 150 экз.

Заказ № от

Издательский центр «Энергия»

125009, г. Москва, Дегтярный пер., д. 9

Тел. 8(495) 411-53-38; 694-35-35

Интернет-магазин: www.energypublish.ru

Отпечатано в ООО «ИЦ«ЭНЕРГИЯ»