

Министерство образования и науки Российской Федерации
Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б. Н. Ельцина

В.М. Кормышев, В.Б. Щербатский

**ОПРЕДЕЛЕНИЕ КОМПЕТЕНТНОСТИ
В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ**

Научная монография

Екатеринбург
УрФУ
2011

УДК 65.01(075.8)

ББК 65. 290

К 64

Рецензент: Титов С.С., профессор, заведующий кафедрой прикладной математики и технической графики Уральской государственной Архитектурно-художественной академии, д-р физ.-мат. наук

В.М. Кормышев, В.Б. Щербатский

ОПРЕДЕЛЕНИЕ КОМПЕТЕНТНОСТИ В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ:/ В.М. Кормышев, В.Б. Щербатский. Екатеринбург: УрФУ, 2011.с.

ISBN 978-5-321-01986-3

Данная монография рекомендуется студентам технических вузов, прикладным программистам, руководителям информационных отделов предприятий и фирм для практического изучения и реализации методов и алгоритмов определения компетентности специалистов и экспертов в информационных системах с применением персональных компьютеров. Монография содержит описание основных проблем определения компетентности в информационных системах, примеры постановок технологических задач, состав математического обеспечения, разработки алгоритмов решения и анализа результатов оценки компетентности. В монографию также включены фрагменты реальных программ.

Библиогр.:назв. Табл. 16. Рис. 42.

УДК 65.01(075.8)

ББК 65.290

ISBN 978-5-321-01986-3

© УрФУ, 2011

© В.М. Кормышев, В.Б. Щербатский, 2011

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	5
1. Экспертная информация в информационных системах.....	10
1.1. Специалист как звено информационной системы.....	10
1.2. Нечеткая информация	12
1.3. Обработка нечеткой информации.....	19
1.4. Пример использования нечеткой информации	28
1.5. Нейронные технологии как средство измерения знаний и решений	34
2. Модели измерителей компетентности.....	39
2.1 Физическая постановка задачи.....	39
2.2. Процесс диагностики.....	42
2.2.1 Наблюдение.....	42
2.2.2. Классификация	47
2.2.3. Распознавание	54
2.3. Модель эксперта как измерительной системы	57
2.4. Нейронная модель измерителя вектора компетентности	62
2.5. Комплексы программ – измерителей.....	73
2.5.1. Использование элементов ядерной организации при построении нейронной сети	73
2.5.2. Особенности программной реализации определения вектора компетентности	77
3. Практика определения компетентности нейросетевым методом	84
3.1. Методы моделирования нейропроцессов при распознавании и классификации	85
3.2. Применение составного нейрона в компьютерных программах – эмуляторах.....	89
3.3. Основные этапы практического определения компетентности специалистов	92
3.3.1. Характеристики ассоциаторов как функции принадлежности	92
3.3.2. Экспертные оценки для нейронной сети	96
3.3.3. Эталоны для обучения нейросети.....	100
3.3.4. Факторный анализ и повышение компетентности	104
3.4. Представление результатов определения степени компетентности с помощью нейросетей и нейророботов.....	108
4. Примеры определения компетентности	114
4.1. Определение компетентности специалиста – технолога.....	114
4.1.1. Постановка задачи диагностики дефектов производства облицовочной плитки с помощью компьютерной нейросети.....	116
4.1.2. Математическая формулировка задачи диагностики.....	116
4.1.3. Алгоритм решения задачи диагностики	119
4.1.4. Синтез нейросети для решения задачи диагностики.....	121

4.4.5. Процесс диагностики и расчет компетентности нейросетевым методом.....	122
4.2. Определение компетентности технического персонала на основе диагностики распределения материалов и газов в доменной печи	127
4.2.1. Физическая постановка и математическая формулировка задачи диагностики доменного процесса.....	127
4.2.2. Определение параметров нейронной модели.....	129
4.2.3. Определение степени компетентности технического персонала..	133
4.3. Определение компетентности при управлении инвестиционными проектами в вузах	136
4.3.1 Программный комплекс “Партнер руководителя”	136
4.3.2. Алгоритм определения компетентности.....	138
4.3.3. Результаты определения компетентности с учетом риска.....	140
Заключение	143
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК	145

Введение

Стремительное развитие информационных технологий и систем в виде искусственно созданного киберпространства – Интернета, корпоративных вычислительных сетей выводит на новый, более высокий, уровень требования к квалификации специалистов-экспертов в области производства, бизнеса, науки и образования. Принимаемые ими управленческие решения, основанные на экспертных знаниях и заключениях (ЭЗЗ) являются основой для последующей их реализации в области размещения инвестиций, выбора инновационных направлений в науке, оптимизации технологий на производстве, прогноза экономических ситуаций на рынках и т.п.

С развитием информационных систем доля финансовых и материальных затрат, направленных на оперативное получение информации и выработку эффективных управляющих решений специалистами, также возрастает. Однако одновременно увеличивается цена потерь, если такие решения ошибочны или не эффективны.

Следовательно, технологии управления с применением информационных систем требуют наличия у лица, принимающего решения (ЛПР) необходимого уровня опыта, знаний, умений, навыков, иными словами, степени компетентности в той области, где эти ЭЗЗ реализуются. Если степень компетентности специалиста недостаточна, то в сложных энергонасыщенных производствах и объектах это может стать причиной возникновения чрезвычайной аварийной ситуации (ЧС), с непредсказуемыми последствиями и дорогостоящими мероприятиями её ликвидации. В настоящее время, в качестве такой причины возникновения ЧС на производстве, на транспорте или в быту часто называют “человеческий фактор”.

Такие же проблемы возникают, если управленцами являются топ-менеджеры без достаточной степени компетентности в технических и научных вопросах. В этом случае, прогноз последствий управленческих решений выполняется не надежно, а результаты управления соответствуют известному афоризму: “хотели как лучше, а получилось как всегда” (фраза, которую произнёс Виктор Черномырдин, Председатель Правительства Российской Федерации 6 августа 1993 г. на пресс-конференции, рассказывая, как готовилась денежная реформа 1993 года; употребляется для обозначения действий, предполагающих положительные намерения, но либо не дающих никакого эффекта, либо приводящих к деструктивным или разрушительным последствиям).

Актуальную и важную задачу определения степени компетентности специалистов-экспертов часто производят на основе тестовых методик, разработанных психологами и тестологами (специалистами по составлению тестов). Эти методики не соответствуют требованиям таких наук, как теория информации, метрология и диагностика. Они не содержат требуемых в информационных системах математических обобщений и формализаций и выполнены примитивно с помощью “научного фольклора” на наивном

уровне. В качестве примера можно привести известную систему определения компетентности выпускников типа ЕГЭ.

Приводимое психологами и тестологами оправдание в том, что способ расчета объективной оценки действий личности нельзя формализовать в полной мере, в настоящее время нельзя признать обоснованным. Бурное развитие систем искусственного интеллекта и нейророботов уже сейчас позволяет решать ранее не доступные задачи, в том числе выполнять определение степени компетентности специалистов-экспертов на высоком научном и техническом уровне.

Перспективность искусственного интеллекта вызывает повышенный интерес к нейронным сетям, которые успешно применяются в различных областях профессиональной деятельности для решения задач прогнозирования, классификации и управления. Богатые возможности, простота в использовании нейросетей отражаются в многочисленных теоретических исследованиях по этой теме [1,2]. Практические результаты, достигнутые с помощью нейронных сетей, позволяют в полной мере применять эти технологии для определения степени компетентности специалистов-экспертов в информационных системах.

Многие хотят знать, есть ли разница между компетентностью и компетенцией. Сформировалось общее убеждение, согласно которому понятия «компетенция» и «компетентность» передают следующие смыслы:

- Способность, необходимая для решения рабочих задач и для получения необходимых результатов работы, чаще всего определяется как компетентность.
- Способность, отражающая необходимые стандарты поведения, определяется как компетенция.
- На практике часто задачи, результаты работы и поведение включают в определение, как компетентности, так и компетенции, объединяя эти два понятия. Но более правильно описание компетентности связывать

со способностями, проявляемые специалистом при решении конкретной задачи или с результатами его работы.

Предмет этой монографии – компетентность, поэтому её материалы посвящены решению именно практических задач оценки эффективности работы специалистов в технологических процессах. В решениях применены нейронные сети, с целью демонстрации их эффективности и преимуществ перед другими известными вычислительными методами. Изложение материалов представляет собой обобщение положительного многолетнего опыта, накопленного специалистами кафедр вычислительной техники и мультимедийных технологий УрФУ в определении компетентности в различных ситуациях.

Вначале рассмотрены основные методы обработки входной экспертной информации в информационных системах. Эти методы разработаны как на основе совершенствования известных способов, так и в результате собственных исследований нейросетевых технологий оценки компетентности, ведущихся в УрФУ. Далее рассмотрены модели экспертных измерителей на основе физической постановки, математической формулировки и решения задачи диагностики и метрологии с использованием нечеткой информации. Предложено представлять компетентность в виде вектора компетентности, параметры которого могут быть точно измерены. В практической части монографии приведены конкретные примеры реализации разработанной методики в промышленности и на рынке. В примерах присутствуют описания необходимых подробностей преобразования информации, играющие решающую роль для успешного обучения и работы нейросети, с целью определения компетентности специалистов и коллективов.

Экспериментальный материал для расчета компетентности специалистов и коллективов был получен при содействии широкого круга предприятий и организаций. В связи с этим авторы выражают свою благодарность и признательность за оказанную помощь следующим

сотрудникам: проф., д-ру техн. наук Ю.В. Федулову, канд. техн. наук М.Ф. Сафронову (ОАО “ММК”); А.Ю. Чернавину, Д.Н. Волкову, В.В. Филлипову, И.В. Суковатину (ОАО “НТМК”, ОАО “Серовский металлургический завод”); д-ру техн. наук Б.А. Боковикову (НПВП “ТОРЭКС”); д-ру техн. наук А.Н. Дмитриеву (Институт металлургии УО РАН); А.В. Хмелеву (Екатеринбургский завод керамических изделий); А.В. Караулову (ЗАО “Галактика-Урал”); Заслуженному деятелю науки и техники РФ, действительному члену АИН РФ, проф., д-р техн. наук В.Г. Лисиенко, член-корр., АИН РФ, проф., д-р техн. наук Ю.Н. Овчинникову, проф., д-р техн. наук И.Д. Кашееву, доц., канд. техн. наук Н.А. Михайловой (УрФУ).

Авторы также благодарят всех аспирантов и студентов УрФУ, принявших участие в программной реализации, проведении расчетов и оформлении результатов нейрокомпьютинга компетентности в процессе изучения курсов “Параллельные системы и нейрокомпьютинг”, “Методы технической диагностики”, “Метрология, стандартизация и сертификация”, “Информатика” и других дисциплин.

1. Экспертная информация в информационных системах

1.1. Специалист как звено информационной системы

Информационная система – взаимосвязанная совокупность средств, методов и персонала, используемых для хранения, обработки и выдачи информации в интересах достижения поставленной цели.

Современное понимание информационной системы предполагает использование в качестве основного технического средства переработки информации персонального компьютера. В крупных организациях наряду с персональным компьютером в состав технической базы информационной системы может входить мэйнфрейм или суперЭВМ. Кроме того, техническое воплощение информационной системы само по себе ничего не будет значить, если не учтена роль человека, для которого предназначена производимая информация и без которого невозможно ее получение и представление.

Необходимо понимать разницу между компьютерами и информационными системами. Компьютеры, оснащенные специализированными программными средствами, являются технической базой и инструментом для информационных систем. Современная информационная система (рис.1) немислима без персонала, взаимодействующего с компьютерами и телекоммуникациями.

Термин «Облако» (cloud computing) используется как метафора, основанная на изображении Интернета на диаграмме компьютерной сети, или как образ сложной инфраструктуры, за которой скрываются все технические детали. Согласно документу IEEE, опубликованному в 2008 году, «Облачная обработка данных — это парадигма, в рамках которой информация постоянно хранится на серверах в интернете и временно кэшируется на клиентской стороне, например, на персональных компьютерах, игровых приставках, ноутбуках, смартфонах и т. д.».

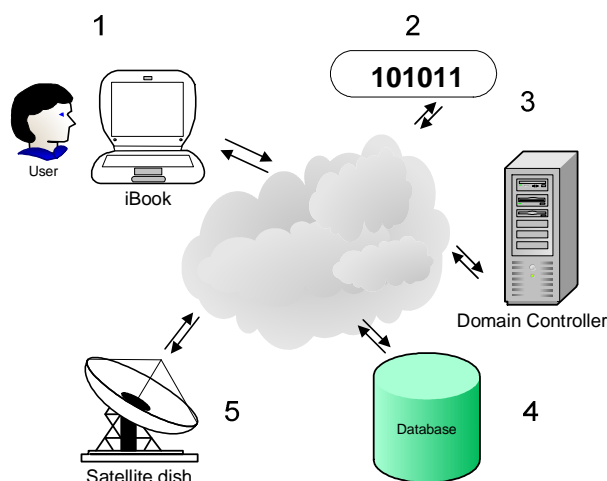


Рис.1. Облачная информационная система:

1– пользователь с ноутбуком; 2 – программный код, как услуга; 3 – сервер, как услуга; 4 – база знаний, как услуга; 5 – связь, как услуга

Вычислительные облака состоят из тысяч серверов, размещенных в датацентрах, обеспечивающих работу десятков тысяч приложений, которые одновременно используют миллионы пользователей. Непременным условием эффективного управления такой крупномасштабной инфраструктурой является максимально полная автоматизация. Кроме того, для обеспечения различным видам пользователей – облачным операторам, сервис-провайдерам, посредникам, ИТ-администраторам, пользователям приложений – защищенного доступа к вычислительным ресурсам облачная инфраструктура должна предусматривать возможность самоуправления и делегирования полномочий. Концепция облачных вычислений значительно изменила традиционный подход к доставке, управлению и интеграции приложений. По сравнению с традиционным подходом, облачные вычисления позволяют управлять более крупными инфраструктурами, обслуживать различные группы пользователей в пределах одного облака, а также означают полную зависимость от провайдера облачных услуг.

В этих условиях цена ошибки обслуживающего персонала неизмеримо возрастает. Так, например, Марк Андерсон, руководитель отраслевого ИТ-издания Strategic News Service, считает, что из-за значительного притока пользователей сервисов, использующих облачные вычисления (например,

Flickr или Amazon), увеличивается стоимость ошибок и утечек информации с подобных ресурсов, а в 2014 году возможны крупные «катастрофы типа выхода из строя, или катастрофы, связанные с безопасностью». Так, например, в 2009 году сервис для хранения закладок Magnolia уже терял все свои данные.

Подытоживая, хотелось бы подчеркнуть важность создания повсеместной практики корректной оценки специалиста с расчетом ее погрешности. Особенно это касается массовой оценки, где ошибки эксперта тиражируются на десятки и сотни объектов. Это требует достаточно высокого уровня подготовки эксперта, использования математико-статистического аппарата (обычно, это мат.статистика и теория ошибок), соответствующих компьютерных пакетов (как пример – пакет NCSS Дж.Хинца, SAS и т.д.). Однако, как показывает опыт, это по плечу любому специалисту с высшим образованием, владеющего компьютером на уровне пользователя. Тем более, что компании, занимающиеся экспертной деятельностью, могут себе позволить подготовку такого специалиста.

Следует также выделить тот факт, что по отдельности ни модель, ни эксперт не смогут добиться того результата, который получает эксперт, владеющий моделированием или моделист с опытом оценки компетентности. Тем более, что со стороны муниципалитетов и государственных структур требования на массовую оценку (заказов на которую становится все больше и больше) обязательно включают создание и защиту модели компетентности.

Нет сомнений, что профессиональная оценка компетентности в ближайшем будущем выйдет на уровень точной науки, в которой присутствует и доля искусства.

1.2. Нечеткая информация

Отличительными особенностями сложных технологических объектов и процессов являются: большое число и сложность связей между параметрами состояния объектов; трудоемкость процедур построения математического

описания и использования его для получения практических результатов с разумными экономическими затратами; высокий уровень погрешностей измерений технологических параметров, а иногда невозможность проведения измерений; необходимость принимать решения для управления технологическими агрегатами и производствами в условиях неполной информации о состоянии объектов и другие факторы.

Математические модели сложных процессов и объектов существенно нелинейны, дискретны и имеют большую размерность. Кроме того, адекватное описание сложных технологических систем требует использования и формализации качественной (субъективной) информации об особенностях их функционирования. Это связано, в основном, со следующими причинами:

Принципиальная неустранимость человека и даже группы людей из процесса выработки решения. Нечеткость, вносимая человеком, порождает многокритериальность оценочных суждений, субъективность предпочтений и т.п.

Сложность математического моделирования указанных объектов и процессов традиционными методами анализа. Большое количество переменных и ограничений, дискретность, высокий уровень производственных помех, нестабильный характер работы промышленных объектов, колебания характеристик сырья и т.п. обуславливают размытый, нечеткий характер информации, описывающей данные явления. Многофакторность технологических процессов довольно часто затрудняет получение количественных описаний функционирования сложных производств, формирование ограничений, а в ряде случаев и целей при управлении системами в конкретных производственных ситуациях. В таких случаях используют качественную информацию для выработки решений.

Сложность измерения технологических параметров. В агрегатах имеют место зоны, труднодоступные для объективного контроля существующими измерительными средствами. Для изображения картины протекания

процессов в таких зонах также используется качественная информация, представляемая в виде экспертных знаний и заключений (ЭЗЗ).

При проведении исследований на сложных объектах учитывается качественная информация, однако, полного формализованного описания данного учета до сих пор не существует. При построении математических моделей и систем управления главным образом используются физические закономерности и количественные данные, получаемые с объекта исследования, а качественная информация не рассматривается как равноправное средство. Между тем, проблема математической обработки качественной информации включает сбор, оценку достоверности, систематизацию, формализацию, переработку информации указанного характера с применением вычислительной техники.

Типичными ситуациями, когда используется качественная информация, являются:

- предварительное изучение сложного процесса и формирование цели исследования;
- выбор наиболее важных технологических параметров;
- анализ экспериментальных данных и результатов моделирования с точки зрения соответствия реальному процессу;
- классификация производимой продукции по категориям качества;
- оценка функционирования сложных систем управления;
- принятие решений в условиях неопределенности и в нечетко определенных ситуациях и т.п.

Основным способом получения качественной информации является наблюдение за ходом технологического процесса. Наряду с этим качественная информация формируется при анализе результатов экспериментальных измерений, а также результатов физического и математического моделирования. Под воздействием получаемой информации в сознании исследователя формируется модель объекта исследования,

которая, в свою очередь, позволяет корректировать вновь поступающую качественную информацию и количественные данные.

Достоверность качественной информации, получаемой при наблюдении за ходом сложного технологического процесса, существенно зависит от психофизиологических возможностей человека – эксперта (оператора сложного процесса).

В связи с этим, как показано в работах, при анализе сложных систем раньше основное внимание уделялось предметной области и ее адекватному описанию, а на современном этапе на передний план вышла проблема получения знаний о самом эксперте, непосредственно принимающем участие и вырабатывающем решения в ходе технологического процесса.

Для принятия правильного решения необходимо располагать качественной информацией, представляющей и обосновывающей различные точки зрения на процесс решения задачи. Такая информация должна опираться, по меньшей мере, на результаты диагностики текущего состояния проблемы и их интерпретацию, возможные варианты и прогнозы результатов принимаемых решений.

В силу сложности и многофакторности анализа и оценки ситуации, а также субъективности индивидуального опыта и уровня квалификации лица, принимающего решения, одна и та же ситуация может приводить к различным выводам. Поэтому в нетривиальных ситуациях к решению проблем необходимо привлекать специалистов-экспертов в данной и смежных областях. Если процесс протекает в динамических, быстро меняющихся условиях, то трудности проведения таких консультаций – очевидны. Поэтому в сферах с плохо структурируемыми и алгоритмизируемыми задачами, требующими проведения постоянных консультаций с экспертами, для принятия правильного решения необходимо учитывать уровень знаний того или иного эксперта.

По поводу возможности построения математических моделей эксперта (оператора сложного процесса) существует много различных, причем порой

совершенно противоречивых, мнений. Так, с одной стороны, предпринимаются попытки описания его деятельности в системе с помощью только одной передаточной функции, а с другой стороны, утверждается, например, что «единственной истинной характеристикой человека является его изменчивость». Однако, в любом случае, оценка достоверности качественной информации требует учета человеческого фактора, личностных характеристик эксперта и способности выполнять поставленные задачи.

Так, оценка действий человека-оператора в человеко-машинных системах (ЧМС) проводилась путем включения оператора в качестве функционального звена в контур управления ЧМС. Например, модели действий человека-оператора в режиме однокомпонентного слежения представлены в таблице 1.

В этой таблице приведены модели слежения, полученные эмпирическим путем различными исследователями. Управление осуществлялось интегрирующим звеном, инерционным (апериодическим) звеном, соединением звеньев с передаточной функцией $W_c(s)$. Передаточная функция оператора в общем виде $W_{оп}(s)$ фигурирует в так называемой универсальной модели Д. Макруера (1967 г.).

Разработанные ранее математические модели человека-оператора, в том числе представленные в табл. 1, исходили из предпосылки хорошей структурированности человеко-машинных систем и, как правило, игнорировали ведущую роль человека в привнесении неопределенности и субъективность исходных данных. Во многих случаях это является существенным препятствием для практического использования таких моделей.

Во многих современных системах человек-оператор перестает быть непосредственным звеном контура управления, и ему отводится роль контролера, имеющего широкие возможности вмешательства в процесс управления. Непрерывное управление объектом движения, технологическим процессом и т.п. при таком подходе осуществляется ЭВМ, которая замыкает

контур между датчиками состояния системы и регуляторами управления. Человек-оператор при этом работает в контуре управления на более высоком иерархическом уровне.

Таблица 1

Эмпирические математические модели человека-оператора

Управляемый объект	Задающее воздействие (возмущающий сигнал)	Передаточная функция оператора	Авторы модели (год)
Усилительное звено	Четырехмодовый сигнал	$\frac{(0.28s + 1)}{s} e^{-0.38s}$	Л. Рассел (1960)
Усилительное звено	Многомодовый сигнал	$\frac{ke^{-\tau s}}{Ts + 1}$	Дж. Элкин (1964)
Усилительное звено	Многомодовый сигнал	$\frac{ke^{-\tau s}}{(T_1s + 1)(T_2s + 1)}$	Д.Макруер, Е.Крендел (1959)
Инерционное звено	Цветной шум, формирующий фильтр третьего порядка	$\frac{k(T_3s + 1)e^{-\tau s}}{T_2s + 1}$	Д.Макруер, Е.Крендел (1959)
Интегрирующее звено	Трехмодовый сигнал	$\frac{k(Ts + 1)e^{-\tau s}}{s}$	Анастин (1960)
$W_c(s)$	Многомодовый сигнал	$W_c(s)W_{on}(s) = \frac{W_c}{s} e^{-\tau s}$	Д.Макруер, О.Грехем, Е.Крендел (1967)
$W_c(s)$	Многомодовый сигнал	$k \frac{(T_1s + 1)}{(T_2s + 1)} + \frac{k_u}{s}$	М.Сильверстров и др. (1984)

Особенностью работы человека-оператора (эксперта) в системах такого типа является также то, что он весьма часто имеет скудную информацию о структуре объекта управления, поскольку последний может претерпевать в процессе функционирования существенные изменения. В связи с этим закономерный интерес вызывают попытки оценить качество принимаемых экспертом решений в задаче управления объектом, структура которого ему неизвестна. В настоящее время известно чрезвычайно малое число работ,

посвященных исследованию данной проблемы. Практически полностью отсутствуют работы, в которых рассматривались бы вопросы моделирования таких ЧМС.

В то же время, наиболее поразительным свойством человеческого интеллекта является способность принимать правильные решения в обстановке неполной и нечеткой информации. Построение моделей приближенных рассуждений человека и использование их в компьютерных системах представляет сегодня одну из важнейших проблем науки.

Успешное применение сложных технических систем, функционирующих в комплексе «человек-машина», невозможно без применения современных методов анализа. Усложнение систем привело к увеличению неопределенности их функционирования. В связи с этим остро встала проблема адекватности используемых моделей, определяемая в первую очередь реализацией принципа информационной достаточности как варианта использования информации, получаемой в результате применения объективных (но ограниченных) методов исследования и субъективных, основанных на экспертных знаниях и заключениях. Разработанные ранее подходы на основе детерминированных и стохастических моделей не соответствуют уровню сложности современных систем, так как вопрос оценки адекватности таких моделей реальным системам не может быть решен только в рамках принятых детерминированных методов исследований. Поэтому в практике эксплуатации сложных объектов и систем все активнее используются результаты теории нечетких множеств, позволяющей объединить объективные и субъективные методы исследования в единый метод путем формализации опыта, интуиции исследователя, выраженных на естественном языке.

Использование субъективных оценок эксперта об особенностях исследуемого процесса или явления есть по сути дела уточнение в математических моделях разнообразных аспектов реального мира, в котором большинство сущностей имеют плавные, нечеткие границы перехода от

принадлежности к некоторому классу к непринадлежности. Привлечение идеи взвешенной принадлежности элементов к множеству дает в руки исследователей новый аппарат, позволяющий количественно учитывать качественную информацию.

1.3. Обработка нечеткой информации

Качественный характер информации обуславливает различные виды неопределенностей, связанных с нечеткостью, размытостью, смысловой неоднозначностью используемых образов и понятий. Для характеристики такого рода неопределенностей в настоящее время используются методы получения вероятностных оценок, в частности при использовании экспертных измерений.

В исследованиях отмечается, что в отличие от инструментальных экспертные измерения не имеют соответствующей метрологической базы, в связи с чем возникают проблемы в определении точности и достоверности этих измерений.

Большинство экспертных процедур используют статистические методы обработки информации, позволяющие оценить случайную погрешность измерений, а также надежность статистического вывода эксперта. Однако эти оценки являются условными, так как первая из них характеризует лишь разброс мнений экспертов, а вторая – только их согласованность. Обе оценки существенно зависят от выбранной экспертами эмпирической шкалы измерений, способов преобразования ее в числовую шкалу и принятых критериев точности измерений.

Ниже рассмотрен один из подходов к оценке достоверности экспертных измерений, базирующийся на информационно-статистической теории измерений.

Постановка задачи. Пусть экспертному оцениванию подлежат реализации случайной величины $U \in [0,1]$ с плотностью распределения $f(u)$, которые не могут быть измерены опытным путем с использованием

инструментальных средств. Для экспертного оценивания величины U на отрезке $[0,1]$ формируется шкала измерения H с делениями

$$0=u_0 < u_1 < \dots < u_n=1 \quad (1.1)$$

и требуемой точностью измерений

$$\delta = \max |u_i - u_{i-1}|, \text{ при } 1 \leq i \leq n. \quad (1.2)$$

Задача эксперта состоит в указании интервала $\Delta_i = (u_{i-1}, u_i)$, в котором возможно нахождение значений случайной величины U в соответствии с его субъективным представлением.

Результат такого экспертного оценивания неизбежно содержит погрешность измерения ε , которая состоит в неправильной классификации величины U относительно заданной шкалы измерения H .

Будем считать, что погрешность ε входит аддитивно в результат измерения. В этом случае экспертная оценка U^* будет связана с его истинным значением уравнением

$$U^* = U + \varepsilon, \quad (1.3)$$

где U^* – экспертная оценка;

U – случайная величина, $U \in [0,1]$;

ε – случайная погрешность измерения с условным распределением $\varphi(\varepsilon/u_i)$, $i=1, \dots, n$, относительно делений шкалы H .

Распределение $\varphi(\varepsilon/u_i)$ является субъективной мерой вероятности предпочтения эксперта относительно измеряемой величины U . Оно характеризует уровень его компетентности и возможность достоверного оценивания измеряемой величины.

Достоверность экспертного оценивания можно характеризовать вероятностью классификации величины U в заданной шкале измерений. При использовании N независимых экспертов вероятность правильной классификации измеряемой величины равна:

$$D = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \sum_{i=1}^n d_{ik}, \quad (1.4)$$

где D – вероятность правильной классификации измеряемой величины;
 N – количество независимых экспертов;

$$d_{ik} = D(U_k^* \in \Delta_i, U \in \Delta_i) = \int \int_{\Delta_i} f(u) \phi_k(u^* - u) du du^* - \text{вероятность}$$

правильной оценки величины U в диапазоне измерений $\Delta_i = (u_{i-1}, u_i)$, $i = 1, \dots, n$
 k -ым экспертом.

В зависимости от уровня компетентности экспертов возможны два предельных случая экспертных измерений – грубые и точные.

Грубые измерения соответствуют низкому уровню компетентности эксперта, когда погрешность измерений имеет равномерное или близкое к нему распределение на всем интервале измерений $[0, 1]$:

$$\varphi(\varepsilon) = \begin{cases} 1, & \varepsilon \in [0, 1]; \\ 0, & \varepsilon \notin [0, 1]. \end{cases} \quad (1.5)$$

В этом случае достоверность экспертных измерений будет равна

$$D = \sum_{i=1}^n |\Delta_i|^2 \bar{f}_i, \quad (1.6)$$

где D – достоверность экспертных измерений;

$\Delta_i = u_{i-1} - u_i$ – ширина i -ого диапазона измерений;

$$\bar{f}_i = \frac{1}{|\Delta_i|} \int_{u_{i-1}}^{u_i} f(u) du -$$

среднее значение плотности распределения $f(u)$ в i -ом диапазоне измерений.

При достаточном уровне компетентности и согласованности экспертов распределение погрешности измерений близко к нормальному закону с нулевым средним:

$$\varphi(\varepsilon / u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \cdot \delta_\varepsilon} \cdot e^{-\frac{(\varepsilon - u)^2}{2\delta_\varepsilon^2}}, \quad \varepsilon \in (-\infty, \infty), \quad (1.7)$$

что соответствует определению точных измерений.

Достоверность экспертных измерений в этом случае приближенно равна:

$$D \approx \sum_{i=1}^n |\Delta_i|^2 \alpha_i \bar{f}_i, \quad (1.8)$$

где D – достоверность экспертных измерений;

$\alpha_i = 2/|\Delta_i|^2 * \Phi_0(|\Delta_i|/2\sigma\epsilon)$ – весовой коэффициент, характеризующий достоверность экспертного оценивания в i -ом диапазоне измерений;

\bar{f}_i – среднее значение плотности распределения $f(u)$ в i -ом диапазоне измерений.

Из анализа полученных выражений следует, что при уменьшении цены деления шкалы ($n \rightarrow \infty$), т.е. повышении точности измерений ($\delta \rightarrow 0$), достоверность экспертных измерений уменьшается ($D \rightarrow 0$). Этот феномен объясняется тем, что при увеличении числа делений эксперту становится труднее правильно классифицировать измеряемую величину относительно делений шкалы.

В связи с этим возникает задача определения оптимальной шкалы, обеспечивающую максимальную достоверность экспертных измерений. Задаваясь различными значениями весового коэффициента $0 < \alpha < 1$, можно получить требуемую разрядность шкалы для экспертного оценивания.

Таким образом, при измерении качественной составляющей ЭЗЗ, прямое использование известных методов измерения информации, основанных на понятии вероятности как численной меры объективной возможности получения правильного результата, дает удовлетворительные результаты только в двух крайних случаях: когда законы распределения ошибок измерения имеют равномерный вид или подчиняются кривой Гаусса. В то же время, наличие субъективной составляющей погрешности, порожденной человеческим мышлением, приводит к большим ошибкам при попытках измерения качественной составляющей ЭЗЗ с использованием только теоретико-вероятностного подхода. Выход из создавшегося

положения видится в применении методов, основанных на теории нечетких множеств. Нечеткие числа, получаемые в результате «не вполне точных измерений», во многом аналогичны распределениям теории вероятности, но свободны от присущих последним недостатков (малое количество пригодных к анализу функций распределения, необходимость их принудительной нормализации, соблюдение требований аддитивности, трудность обоснования адекватности математической абстракции для описания поведения фактических величин).

В то же время, в пределе возрастания точности, нечеткие измерения приходят к стандартным метрологическим измерениям.

Обобщение четкого метода измерений, как правило, не представляет собой трудности, если адекватно условиям решаемой задачи выбраны способы представления нечетких понятий, реализации нечетких вычислений, сравнения нечетких чисел, формирование нечеткого множества лучших альтернатив.

Применение нечетких переменных в задачах оперативного управления в большинстве случаев направлено на формализацию некоторых технических параметров, входящих в математическую модель (ограничения, критерии, функции преобразования вход-выход). Наряду с развитием этого направления известен подход, позволяющий на базе нечетких понятий формализовать так называемую «функцию компетентности» эксперта, т.е. сформировать математическую модель самого эксперта.

Действия экспертов могут иметь различные по своей природе виды нечеткости. Приведем в качестве примера некоторые из них:

- нечеткость оценки эксперта (субъективность критериев перехода внутри оценочной шкалы);
- человеческий фактор (психофизиологическая нечеткость: психическое состояние, усталость, невнимательность эксперта и т.п. в момент экспертизы);

- нечеткость элементов экспертизы (объекты экспертизы, оцениваемые по обычным методам, могут быть мало различимы, т.е. иметь одинаковые оценки).

С позиций теории нечетких множеств модель сложной системы представляет собой совокупность локальных моделей, каждая из которых является нечетким отношением в определенной области информационного пространства. При малом количестве информации локальная модель строится на основе качественных понятий (лингвистических переменных) и элементы матрицы нечетких отношений идентифицируются по знаниям эксперта. В случае увеличения объема информации, например, проведения измерений, качественные переменные синтезируются на основе количественного анализа, что позволяет выявить объективную тенденцию функционирования системы.

Конечно, привлекательней всего использовать объективные закономерности, если они известны. Однако при исследовании сложных объектов и процессов данные закономерности не всегда удается точно установить или их определение сопряжено с непомерными затратами (материальными, временными и т.п.). В таком случае остается опираться на знания и опыт экспертов в данной области, формулировать в явном или неявном виде их субъективные предпочтения.

Как правило, в сложных ситуациях эксперту приходится принимать решения не только в условиях неполных, но и зачастую недостоверных и противоречивых данных, когда цели, ограничения и последствия возможных действий точно неизвестны. Кроме того, не всегда удается получить требуемую информацию вовремя и в достаточно наглядном виде. Действия эксперта в такой ситуации главным образом зависят от его личностных характеристик (профессионального опыта, теоретической подготовленности, особенностей памяти, интуиции, логических способностей и т.п.). Поэтому и качество экспертных знаний и заключений, применяемых при анализе сложных объектов и процессов, существенно зависит от указанных

характеристик эксперта, описываемых упомянутой функцией компетентности.

Получение агрегированной, обобщенной величины, объединяющей в себе оценки личностных характеристик эксперта с помощью обычных (четких) методов измерений затруднено или связано с большой погрешностью, поскольку она имеет нечеткий характер, с одной стороны, и большую многомерность представления, с другой. Один из путей реализации принципа и решения возникающих при этом проблем видится в разработке методов и алгоритмов, ориентированных на широкое применение мягких (нечетких) методов измерений.

Кроме того, в ЭЗЗ большое место занимает качественная (синтаксическая, семантическая, нормативно-техническая, юридическая и др.) и субъективная (присущая «человеческому фактору» в принятии решений) информация, которая не может быть адекватно формализована известными точными методами измерений.

Применяемые способы описания нечетких данных базируются в основном на таком определении класса, когда между различными классами данных проходит четкая граница различимости. Провести такую четкую границу между классами ЭЗЗ, используемых для решения задач принятия решений по управлению реальными сложными динамическими объектами, не всегда удается, как правило, граница между ними «размыта», т.е. существует между двумя толерантными классами такое пространство пересечений (нечеткости), когда нельзя однозначно оценить состояние (распознать ситуацию) и принять соответствующее решение. Как следствие этого, возможности существующих классических методов описания и представления, основанные на использовании только четких множеств и отношений эквивалентности для решения задачи диагностики ЭЗЗ, в силу их качественной природы, имеющих нечеткие «размытые» образцы, крайне ограничены. Особенно это характерно при формировании ЭЗЗ в условиях неопределенности, когда иная информация, кроме нечеткой (размытой,

расплывчатой), недоступна или ее получение связано с выполнением ряда заведомо неприемлемых условий, например, временных, материальных и других затрат. В этих условиях нечеткости и многомерности искусственное введение однозначности и полной определенности означает не что иное, как огрубление исходных данных, применение неадекватных четких моделей описания, что способствует получению пусть четкого, но неверного результата.

В традиционных подходах, порожденных декартовой рационалистической методикой, существует тенденция отвергать такие термины, как неясность, неопределенность, нечеткость или неточность. Однако в реальном мире мы неминуемо сталкиваемся с множеством случаев, когда невозможно избежать проблемы неясностей и нечетких данных о событиях, характеристиках и оценках. Это и вызвало появление новой модели – теории нечетких множеств.

В 1965 г. Л.Заде [3] предложил теорию нечетких множеств, получившей также название нечеткой логики. Теория нечетких множеств дала схему решения поставленных в настоящей работе задач, в которых субъективное решение или оценка играют существенную роль при оценке факта неясности и неопределенности.

Теория нечетких множеств прошла путь от разработки формальных средств представления плохо определяемых понятий, используемых человеком, и аппарата для их обработки до моделирования приближенных рассуждений, к которым человек прибегает в повседневной и профессиональной деятельности и даже до создания компьютеров с нечеткой логикой.

В теории нечетких множеств была введена функция принадлежности к некоторому нечеткому множеству $\mu_A(u_i)$, являющаяся одним из ее краеугольных камней. Ее основная особенность заключается в том, что она характеризует субъективное представление эксперта о характере какого-либо процесса или свойствах некоторого объекта.

Таким образом, если функция распределения в теории вероятности подчинена объективным закономерностям и не зависит от отношения эксперта к этим закономерностям, то функция $\mu_A(u_i)$ – это функция, определяющая субъективное мнение специалиста и может быть использована для его характеристики.

Еще одна особенность теории нечетких множеств – многозначность значения истинности. В двузначных логических системах значение истинности может иметь только два значения – истина или ложь. В многозначных логических системах значение истинности может быть элементом конечного множества, некоторого интервала действительных чисел или элементами булевой алгебры.

В нечеткой логике значение истинности может быть размытым подмножеством любого достаточно упорядоченного множества. Но обычно это – нечеткое подмножество на интервале $[0,1]$ или попросту точка этого интервала. Так называемые лингвистические критерии истинности, такие как «верно», «совершенно верно», «не вполне верно» и т.п., могут интерпретироваться как метки нечетких множеств. В двухзначных логиках предикаты четкие, в нечетких логических системах они размытые, например «достаточный», «недостаточный» и т.д. Следует заметить, что большинство предикатов в естественных языках размытые (нечеткие), а не четкие.

В классических логических системах вероятность выражается числом или интервалом. В теории нечетких множеств дополнительно можно использовать нечеткие понятия. Такие понятия можно интерпретировать как функции принадлежности, операции над которыми проводятся по правилам размытой арифметики.

Центральным понятием теории нечетких множеств является понятие лингвистической переменной. Согласно Л.Заде [3], лингвистической называется переменная, значениями которой являются слова или предложения естественного или искусственного языка. Примером лингвистической переменной является, например, «Уровень знаний», если

она принимает не числовые, а лингвистические значения, такие как, «недостаточный», «достаточный», «удовлетворительный», «хороший», «очень хороший», «отличный». Лингвистические значения данной лингвистической переменной нечетко характеризуют сложившуюся ситуацию, причем очевидно, что мера того, что уровень знаний является «отличным» должна быть весьма мала.

Смысл лингвистического значения X характеризуется выбранной мерой – функцией принадлежности (membership function) $\mu: U \rightarrow [0,1]$, которая каждому элементу u универсального множества U ставит в соответствие значение совместимости этого элемента с X .

Нечеткое подмножество A универсального множества U характеризуется функцией принадлежности $\mu_A: U \rightarrow [0,1]$, которая ставит в соответствие каждому элементу $u \in U$ число $\mu_A(u)$ из интервала $[0,1]$, характеризующее степень принадлежности элемента u подмножеству A .

Носителем множества A называется множество таких точек в U , для которых величина $\mu_A(u)$ положительна.

Одним из основных преимуществ подхода, основанного на теории нечетких множеств, является возможность измерения качественной составляющей информации на основе сравнения функций принадлежности, что невозможно при использовании обычных методов измерений. Такой подход может составить основу метода нечетких измерений.

1.4. Пример использования нечеткой информации

В качестве прикладной предметной области использования качественной информации при управлении сложными объектами целесообразно рассмотреть такой характерный энергонасыщенный технологический процесс, как доменное производство [4].

Доменный процесс в настоящее время характеризуется целым комплексом механических, тепловых и физических явлений. Такие зоны в доменной печи, как зона вязко-пластичного состояния материалов, осевая

зона малоподвижных материалов, фурменная зона объективно почти не контролируются. Ведение доменной плавки, по существу, является искусством. На первый план выходят профессиональные качества технологического персонала (экспертов), их знания и заключения [5].

Основные функции типовой бригады доменщиков можно представить в следующем виде:

Мастер печи – производит комплексную оценку информации от рабочих своей бригады: проверяет ее достоверность, оценивает степень влияния всех факторов на ход плавки, проводит идентификацию технологической ситуации на печи, принимает оптимизирующие решения по стабилизации и управлению.

Машинист загрузки – оценивает качество кокса, железнорудных материалов, работы вращающего распределителя шихты, схода шихты.

Горновой – оценивает состояние фурменных очагов, нагрев чугуна и шлака, выпуск продуктов плавки, равномерность распределения газа по фурмам.

Водопроводчик – оценивает степень теплонапряжения холодильников и кожуха печи во всех зонах, состояние воздушных фурм;

Газовщик – оценивает состояние показателей контрольно-измерительных приборов, системы нагрева дутья, ход печи, давление в печи, режим загрузки.

Технолог – оценивает режим дутья, подачи кислорода, природного газа, оптимизация их соотношений, степень использования природного газа.

На каждом этапе технологического процесса эксперты, в данном случае доменщики, непосредственно принимающие участие в производстве, для оценки значений соответствующих производственных факторов помимо инструментальных измерений используют качественную информацию, формулируемую на профессиональном языке (подмножестве естественного языка), отражающем специфику доменного производства.

Следствием этого является использование в процессе выработки наилучшего решения по управлению доменной плавкой качественных элементов – понятий и отношений с нечеткими (размытыми, расплывчатыми) границами, высказываний с многозначной шкалой истинности. Упомянутые качественные элементы являются составной частью ЭЗЗ.

С другой стороны, ЭЗЗ, используемые при управлении доменным производством, формируются не только квалифицированными специалистами – производственниками, но также и научными работниками, выполнившими теоретические или экспериментальные исследования в рассматриваемой области. Такие ЭЗЗ оформляются в виде выводов, логических выражений, описаний, математических моделей, результатов расчетов, экспериментальных зависимостей и т.п.

В настоящее время полная математическая модель доменного процесса, отражающая взаимосвязь комплексов механических, тепловых, массообменных явлений и воздействий мастера печи еще не построена и поэтому существует необходимость использования частных моделей, отражающих особенности процессов в труднодоступных для объективного контроля зонах.

Одним из наиболее важных факторов при таком подходе является анализ эффективности ЭЗЗ, применяемых при построении таких моделей (табл. 2).

Необходимо отметить, что в табл. 2 перечислены далеко не все локальные модели и исследования для труднодоступных зон доменной печи. Основной целью данной таблицы является представление характеристик и параметров, которые в настоящее время не поддаются инструментальным измерениям, и оценка которых зависит главным образом от качественной информации с объекта исследования (ЭЗЗ).

Таблица 2

Исходная информация для анализа эффективности ЭЗЗ в доменном производстве

	Наименование исследований, математических моделей	Анализируемая информация	
		Теоретическая	Экспериментальная
	Определение газораспределения в горне доменной печи	Расчетные значения скорости газа в шахте доменной печи, м/сек.	Значения скорости газа, измеренные термоанемометром, м/сек
	Определение формы и местоположения формы зоны пластичности	1. Погрешность методики 8,62% 2. Расчетные значения температур газа по радиусу исследовательских горизонтов	1. Измеренные значения температур в действующей доменной печи. 2. Прогнозное значение содержания Si в чугуна 3. Коэффициент корреляции между индексом верха и температурой колошника – 0,86
	Модель теплообмена в доменной печи		
	Модель зоны малоподвижных материалов (тотермана) доменной печи	Расчетные значения скорости движения материала в шахте и горне доменной печи	Локальная скорость схода шихты на колошнике доменной печи
	Датчик скорости газа в шихте доменной печи	–	1. Относительная погрешность показаний, 4,8 – 5,3% 2. Макс. значение погрешности 30% 3. Наиболее вероятное значение погрешности 10%
	Датчик определения диаметра частиц в слое кусковых материалов	–	1. Зависимость интенсивности охлаждения датчика от диаметра куска 2. Относительная погрешность измерений – 10%

Как видно из табл. 2, проблема учета качественной составляющей информации, используемой в исследованиях сложных объектов и процессов, в том числе доменного процесса, в той или иной мере сводится к анализу корреляционных отношений. То есть, одним из важных этапов

данной задачи является измерение коэффициентов корреляции и на их основе расчете относительной погрешности измерений. Необходимо привести еще ряд исследований, в которых используются данные статистические показатели, в частности, анализируются следующие зависимости.

Между интенсивностью излучения фурменных зон и следующими параметрами: расход дутья, содержание Si в чугуна (коэффициент корреляции (r) равен 0,3 ... 0,4), влажность дутья, температура дутья, содержание Mn в дутье, скорость схода шихты, содержание FeO в шлаке (r=0,564 ... 0,622 ... 0,655).

Первый пример:

а) приход тепла в нижнюю часть печи – содержание Si в чугуна (r = 0,15 ... 0,405), с повышением надежности контроля (r = 0,449 ... 0,811);

б) содержание Si в чугуна – основность шлака (r = 0,3 ... 0,55);

в) расход углерода кокса на фурмах – содержание Si в чугуна (r = 0,40 ... 0,55).

Степень использования CO – неравномерность газораспределения (r = 0,304).

Температура фурменных зон – содержание Si в чугуна (r = 0,474).

Расход углерода кокса на фурмах – степень использования CO (r = 0,19 ... 0,569).

Второй пример:

а) тепловое состояние низа печи – содержание Si в чугуна (r = 0,38 ... 0,68);

б) интенсивность плавки – тепловое состояние верха печи (r = 0,8), данные по корреляционной матрице (r = 0,03 ... 0,82).

Третий пример:

а) индекс экономии углерода – содержание Si в чугуна (r= 0,30);

б) степень использования восстановительной способности газов – содержание Si в чугуна (r = 0,324);

в) показатель теплового баланса низа печи – содержание Si в чугуне ($r = 0,209$).

Как видно из приведенных данных, получаемые различными исследователями коэффициенты корреляции имеют большой разброс (0,03 – 0,86). Между тем, при инструментальных измерениях значения коэффициентов корреляции в зависимости от класса точности (ГОСТ 8.401–80) принимают значения в диапазоне 0,99 ... 0,9999. С другой стороны, в целом ряде работ показано, что для успешной идентификации технологических ситуаций значение коэффициента взаимной корреляции между входной и выходной величинами должно быть не менее 0,707, а для целей автоматизированного управления – не ниже 0,80. Однако такие высокие значения коэффициентов корреляции для традиционных математических методов и моделей объектов оказываются недостижимыми, поскольку они из-за своей идеализации не учитывают всю совокупность внешних возмущений и внутренних процессов, происходящих в таких сложных промышленных объектах, как, например, доменная печь. В итоге надежность практических рекомендаций, полученных с помощью традиционных «точных» методов измерений невысока.

В то же время в настоящий момент не существует практически никаких других исследований, касающихся эффективности применения на практике методов и моделей с коэффициентами корреляции, имеющими значения ниже 0,707, хотя, как видно из приведенных выше данных, большинство перечисленных методов и моделей оперируют как раз с такими значениями корреляционных отношений. Т.е. при оценивании эффективности метода или модели на основе корреляционных отношений по существу используются методы, содержащие измерительную шкалу в пределах от 0 до 1 лишь с одним делением 0,707 (или 0,8).

Все это требует разработки нетрадиционных аналитических методов измерений и алгоритмов обработки, использующих более точную шкалу для оценки корреляционных моментов и погрешностей для того, чтобы вести

измерения в диапазоне $[0 \dots 1]$. Необходимо отметить, что данные методы требуют привлечения экспертной информации и анализа ЭЗЗ.

В связи с этим возникает дополнительная потребность проверки надежности ЭЗЗ, что в свою очередь связано с решением задачи обобщения и формализации ЭЗЗ на основе известных метрологических понятий

Таким образом, актуальной является задача диагностики качества ЭЗЗ, применяемых при управлении сложными объектами и процессами, в частности доменного производства [6].

1.5. Нейронные технологии как средство измерения знаний и решений

В настоящее время существует достаточно большое количество различных методов измерения информации и средств ее диагностирования. Однако их ограниченные возможности для сложных объектов обуславливают поиск более эффективных и универсальных методов диагностирования. Ведущую позицию в этом отношении занимает применение нейронных сетей (НС) и генетических алгоритмов. Такие свойства нейронных сетей, как высокое быстродействие, помехозащищенность (стабильность), способность к обобщению и прогнозированию информации, имеющей различную природу, являются определяющими при выборе нейронных сетей в качестве диагностического инструментального средства. Совместное применение нейронных сетей с нечеткой логикой позволяет решать комплексные задачи диагностики и контроля в условиях неопределенности значений параметров диагностируемого объекта [7].

В целом НС производит ряд преобразований пространства входов в пространство реакций и в процессе обучения превращается в более или менее идеальный фильтр, который отбрасывает бесполезную информацию и максимизирует полезную.

Как показано в исследованиях, знания, используемые экспертами при принятии решений, являются плохо формализуемыми и слабо

структурированными. Поэтому характерной чертой процессов диагностики сложных объектов является исходная совокупность статистической информации и эвристических знаний эксперта.

Следует обратить внимание на методы анализа статистической информации. Одним из подходов к решению данного вопроса является нейросетевой анализ временных рядов и многофакторных зависимостей.

В случае прогнозирования показателей бывает необходимым получить на выходе не тенденцию, а конкретное значение показателя – тогда целесообразно работать с аналоговыми данными вместо дискретных. В зависимости от того, что подается на вход НС (предыдущие значения только одного динамического ряда, либо значения, относящиеся к различным показателям), она может решать и задачу простой экстраполяции, и задачу прогнозирования с учетом внешних факторов.

При аппроксимации функций с помощью искусственных НС для построения передаточных функций нейронов широко используются такие хорошо известные статистические понятия как дисперсии, корреляции, ковариации, квадратичные ошибки и т.п. Обычно при этом принимаются дополнительные предположения (о характере распределения вероятностей, об условиях, наложенных на параметры и пр.). Весовые коэффициенты таких нейронов интерпретируются как коэффициенты ковариации, а в нормированном виде – как коэффициенты корреляции.

Реализация задачи диагностики ЭЗЗ с помощью нейросетевой технологии, предполагает комбинирование метода нечетких измерений и нейронной сети в единую гомогенную архитектуру. Такие системы могут интерпретироваться либо как нейронные сети с нечеткими параметрами, либо как параллельные распределенные нечеткие системы. Главным преимуществом таких систем является то, что они представляют собой успешный симбиоз теории нечетких множеств и нейронных сетей, в которых сочетаются наглядность первых и универсальность последних.

Успех сочетания нечетких моделей и НС существенно зависит от разумного нечеткого разбиения пространств входов и выходов. Вследствие этого, задача адаптации функций принадлежности может быть поставлена как задача оптимизации, для решения которой и используются НС. Наиболее простой путь для этого заключается в выборе некоторого вида функции принадлежности, форма которой управляется рядом параметров, значения которых находятся через передаточные характеристики соответствующих нейронов НС.

Особенностью такого подхода является то, что адаптируются не величины связей между нейронами, а формы нелинейного преобразования, осуществляемого нейронами (функции принадлежности). С нейрокомпьютерной точки зрения достоинство нечетких моделей как раз и связано с нелинейностью функции принадлежности. Фиксирование и изначальное задание архитектуры сети позволяет интерпретировать ее решения. И что особенно важно, описанный подход по сути позволяет инкорпорировать априорные знания в структуру нейронной сети.

Нечеткие системы, разработанные на основе теории нечетких множеств, могут успешно обрабатывать сложные проблемы при использовании знания, состоящего из неточной информации. В отличие от стандартных методов, они могут включать неуверенное, эмпирическое знание, которое было бы иначе выражено только в форме персональных суждений, оценки, основанные на практическом опыте, и т.д.

Нечеткое знание "транслируется" в radial-basis-function (RBF) нейронной сети, представляя основные нечеткие множества и логику в терминах параметрических нормальных (Гауссовых) распределений. Затем, может быть использована способность к обучению нейронной системы, с использованием всех доступных данных, чтобы совершенствовать эту первоначальную нечеткую базу знаний. Далее, адаптируемое знание может быть извлечено в результате обучения сети в форме адаптируемых, усовершенствованных нечетких правил.

Под искусственной нейронной сетью обычно понимают связную параллельную сеть простых адаптивных элементов, которая взаимодействует с окружающим миром по аналогии с биологической нервной системой. На определенные раздражители вырабатываются индивидуальные комплексы условных реакций нейросети. Огромным достоинством любой нейросети является ее обучаемость. Созданная нейросеть не требует программирования, поскольку сама обучается решению задач.

Другое ее большое достоинство – толерантность по отношению к ошибкам. Ошибка не приводит к отказу нейросети, а лишь снижает качество обработки информации. Однако тут не следует забывать: чему научишь, то и получишь. Поэтому вопрос обучения нейросети для любого аспекта ее использования имеет определяющее значение. В рассматриваемом случае процесс обучения НС может быть сведен к получению передаточных характеристик нейронов.

Применение нейросетей предпочтительнее при решении задач, для которых еще не существует строго формализованных алгоритмов, или когда использование алгоритма ведет к большим затратам времени.

Особенно хороши нейросети для задач с неполной или плохо определенной информацией.

Недавние исследования показали, что сочетание нейросетей и систем нечеткой логики позволяют решить на компьютере широкий класс задач, который разработчики-практики зачастую старались обойти стороной.

Нейросети свободны от каких-либо определенных форматов данных. Единственным требованием для представления данных в нейросети является возможность выразить их в виде вектора входных параметров и соответственно вектора выходных параметров. При этом вовсе не нужно знать точно характер закономерностей, связывающих входные и выходные параметры. Определение этих закономерностей происходит в процессе обучения сети.

Обобщив вышеизложенное, можно заключить, что комбинирование метода нечетких измерений и НС в единую гомогенную архитектуру позволит получить мощное диагностическое средство для определения уровня качества ЭЗЗ, применяемых в сложных технологиях.

Обобщение существующих методов и способов оценки качественной информации выявило основные их недостатки. Разработанные ранее подходы на основе детерминированных и стохастических моделей не соответствуют уровню сложности современных систем, так как вопрос оценки адекватности таких моделей реальным системам не может быть решен только в рамках принятых детерминированных методов исследований. Поэтому в практике эксплуатации сложных объектов и систем все активнее используются результаты теории нечетких множеств, позволяющей объединить объективные и субъективные методы исследования в единый метод путем формализации опыта, интуиции исследователя, выраженных на естественном языке.

Анализ новейших направлений современной науки позволил определить, что синтез методов, основанных на теории нечетких множеств, и нейронных сетей является мощным средством диагностирования качественной составляющей информации, применяющейся при управлении сложными объектами и процессами.

Практическая реализация НС обычно предполагает использование специализированного программного и аппаратного нейросетевого обеспечения. Однако, в настоящих условиях, приобретение дорогостоящих нейросетевых компонентов, обучение персонала и т.п., являются непосильными требованиями для большинства реально работающих российских предприятий. Поэтому возникает необходимость реализации метода нечетких измерений на основе нейронной модели диагностики качества ЭЗЗ на обычных персональных компьютерах (ПК) [8].

2. Модели измерителей компетентности

2.1 Физическая постановка задачи

Экспертные знания и заключения (ЭЗЗ) формируются квалифицированными специалистами – производственниками, а также научными работниками, выполнившими теоретические или экспериментальные исследования сложного процесса. ЭЗЗ оформлены в виде выводов, логических выражений, описаний, математических моделей, результатов расчетов, экспериментальных зависимостей и т.п.

ЭЗЗ содержат информацию о погрешностях полученных закономерностей, дисперсии, корреляции и т.д.

ЭЗЗ характеризуются качеством, точностью, которые непосредственно связаны с уровнем компетентности, степенью квалификации источников, их образовавших.

ЭЗЗ содержат как количественную, так и качественную информацию и могут быть подвержены возмущающим воздействиям при их непосредственном использовании.

ЭЗЗ предлагаются как составная часть баз знаний информационных систем или могут быть применены самостоятельно при идентификации, управлении и оптимизации сложных процессов.

Указанные свойства и особенности ЭЗЗ предложено учитывать в настоящей работе путем их представления в виде информационных гранул с сосредоточенными характеристиками (рис. 2, 3).

В результате физическая постановка задачи измерения ЭЗЗ нечетким методом состоит в следующем. Информационная гранула ЭЗЗ, характеризующаяся входным $X(\tau)$ и выходным $I(\tau)$ сигналами, а также возмущающими воздействиями $D(\tau)$ и заданным соотношением количественной и качественной информации, заключенной в ней, представляется для диагностики с целью определения уровня качества ЭЗЗ.

Требуется установить необходимые параметры и порядок процесса диагностики указанной информационной гранулы.

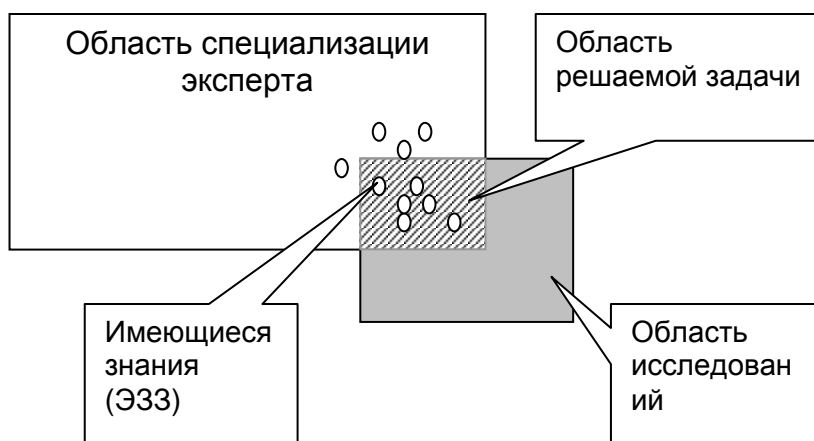


Рис. 2. Взаимосвязь ЭЗЗ с областями решаемой задачи, исследований и специализации эксперта

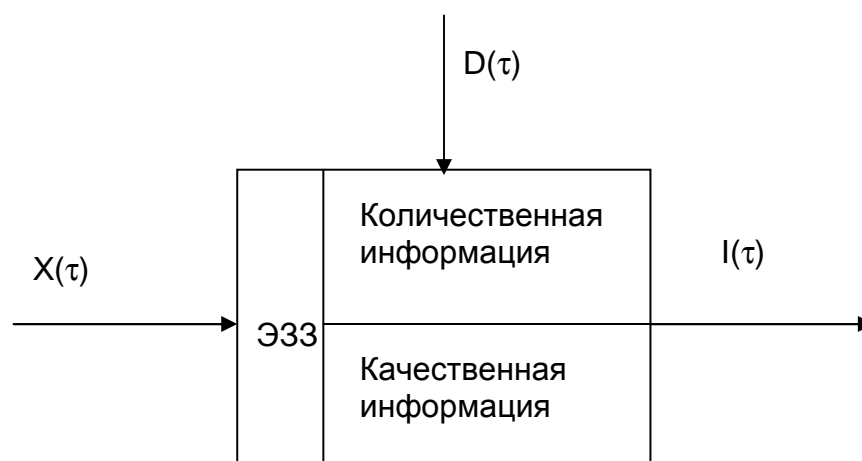


Рис. 3. Представление экспертных знаний и заключений в виде информационной гранулы.

При математической формулировке поставленной задачи использовали основные теоретические положения процесса диагностики сложных систем, что позволило представить ЭЗЗ в виде множества (кортежа):

$$\text{ЭЗЗ} = \langle T, X, I, Z, F, L \rangle, \quad (2.1)$$

где ЭЗЗ – экспертные знания и заключения;

T – множество моментов времени;

X, I – множества сигналов входной и выходной информации соответственно;

Z – множество состояний ЭЗЗ;

F – оператор переходов, который описывает изменение состояние ЭЗЗ под действием информационных возмущений;

L – оператор выхода, который описывает формирование выходной информации при наличии входной.

Операторы F и L реализуют следующие отношения:

$$F: T \bullet X \bullet Z \rightarrow Z, \quad (2.2)$$

$$L: T \bullet X \bullet Z \rightarrow I, \quad (2.3)$$

где F – оператор переходов, который описывает изменение состояние ЭЗЗ под действием информационных возмущений;

T – множество моментов времени;

X , I – множества сигналов входной и выходной информации соответственно;

Z – множество состояний ЭЗЗ;

L – оператор выхода, который описывает формирование выходной информации при наличии входной.

Декартово произведение $T \bullet X \bullet Z$ описывает вид, форму ЭЗЗ в рассматриваемый момент времени, которые являются предметом договоренности экспертов, создавших ЭЗЗ.

Указанная формализация позволила описывать изменение ЭЗЗ, представляющих информационные гранулы, во времени (T) и пространстве состояний (Z) под действием входной информации (рис. 4).

Векторная форма представления ЭЗЗ, в свою очередь, дала возможность сформулировать задачу диагностики качества ЭЗЗ на основе известных понятий теории системного контроля сложных объектов. Используя системный подход, указанную общую задачу разделили на следующие самостоятельные задачи, согласно основным этапам процесса диагностики:

- решение задачи наблюдения входной информации;
- решение задачи классификации;
- решение задачи распознавания качества ЭЗЗ.

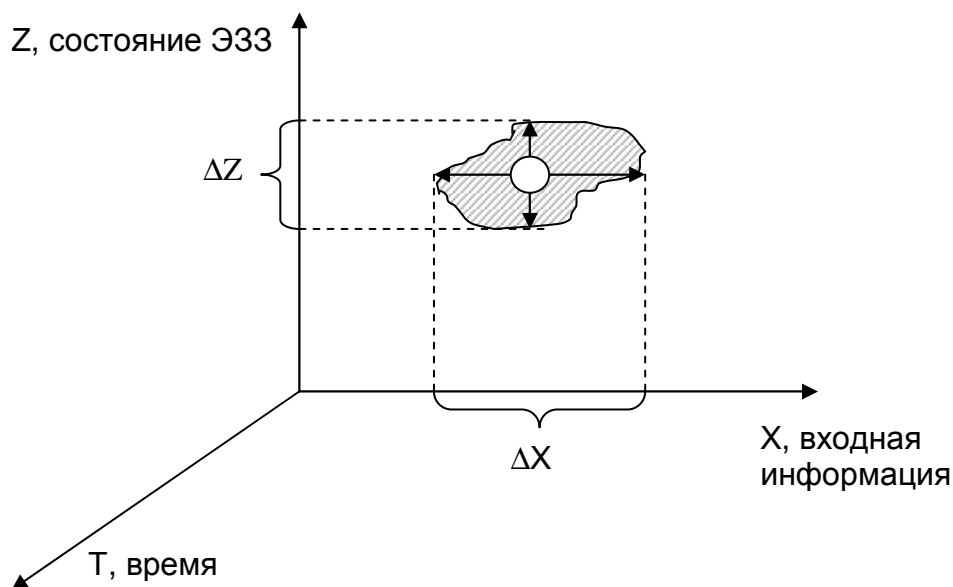


Рис. 4. Изменение ЭЗЗ во времени под действием входной информации

2.2. Процесс диагностики

2.2.1 Наблюдение

Большой удельный вес качественной информации, используемой обычно для формирования ЭЗЗ, накладывает определенную специфику на формулировку и решение задачи наблюдения в процессе диагностики ЭЗЗ. Необходимо произвести правильный выбор диагностируемых признаков, переменных, характеризующих уровень качества ЭЗЗ. Однако даже при правильном выборе произвести непосредственное измерение переменных состояния (Z) часто не представляется возможным, так как они в общем случае могут являться некоторыми абстрактными понятиями, физическая природа которых неизвестна. Поэтому в данной работе обратили внимание на выходные переменные (I), обладающие конкретными метрологическими характеристиками, такими как относительная погрешность, коэффициент корреляции и т.п. В этом отношении выходные сигналы (I) более удобны для использования их в качестве признаков при диагностике ЭЗЗ, т.е. в качестве контролируемых и измеряемых признаков. Тогда, на первом этапе определение качества ЭЗЗ практически осуществимо в пространстве

выходных сигналов информационной гранулы (I_j , $j=1,2,\dots,n$), например, по данным теоретических и экспериментальных исследований технологических объектов (в числовой форме), качественного сравнения технологических ситуаций (в нечеткой форме).

С математической точки зрения это возможно только в том случае, если по результатам измерения выходных сигналов (I_j) при известных значениях входных сигналов (X_j) может быть затем получена оценка любой из переменных состояния (Z_j). Это, в данном случае, составляет решение задачи наблюдения ЭЗЗ, т.е. определение оператора (2.3).

Особый интерес представляет случай, когда ЭЗЗ вырабатываются в темпе с процессом, протекающем в технологическом объекте. В этом случае надежная наблюдаемость объекта и правильная выработка ЭЗЗ достигается соответствующим выбором в нем контрольных точек, в которых должен производиться съем и измерение выходных сигналов. Поэтому выбор контрольных точек в технологическом объекте является наиболее важным моментом при решении задачи наблюдения. Вторым по значимости моментом является фильтрация входной информации, когда происходит отсев малонадежных измерений, формирующих информационную гранулу ЭЗЗ.

Обобщив вышеизложенное, представили процесс измерения информации в любой ее форме векторным уравнением:

$$Y = A \bullet I + B \bullet D, \quad (2.4)$$

где

$$Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ y_n \end{pmatrix} \quad n - \text{мерный вектор выходного сигнала нечеткого измерителя ЭЗЗ;}$$

$$I = \begin{pmatrix} i_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ i_n \end{pmatrix} \quad n - \text{мерный вектор входного сигнала нечеткого измерителя ЭЗЗ};$$

$$D = \begin{pmatrix} d_1 \\ \cdot \\ \cdot \\ d_k \end{pmatrix} \quad k - \text{мерный вектор помехи};$$

$$A = \begin{pmatrix} a_{11} & \dots & a_{1n} \\ \dots & \dots & \dots \\ a_{m1} & \dots & a_{mn} \end{pmatrix}; \quad B = \begin{pmatrix} b_{11} & \dots & b_{1k} \\ \dots & \dots & \dots \\ b_{m1} & \dots & b_{mk} \end{pmatrix};$$

A, B – матрицы коэффициентов измерительного преобразования ЭЗЗ размером $m \cdot n$ и $m \cdot k$, соответственно.

Векторное уравнение (2.4), представляющее математическую модель процесса измерения в многомерной системе, было затем применено при разработке нейронной модели диагностики ЭЗЗ. Так, на основе метода нечетких измерений сформировали характеристики и нашли связи для нейронов входного слоя.

Вопрос оценки погрешности метода нечетких измерений решили на основе теории информации. Информационный подход в данном случае состоял в применении единого эффективного значения ошибки измерения. Воспользовавшись идеей К. Шеннона, заключающейся в том, что исчерпывающей характеристикой погрешности измерения может служить только закон распределения ее вероятностей, предложили выразить этот закон в виде нечеткой функции, являющейся аналогом функции принадлежности, применяемой в теории нечетких множеств. Описание функции распределения вероятности ошибок в виде нечеткого множества, учитывающей, таким образом, субъективный характер информации, содержащейся в информационных гранулах, взяли за основу предложенного метода нечетких измерений.

Это позволило распространить действие векторного уравнения (2.4) и на процесс измерения нечеткой информации, представляющий, таким образом, более общий случай по сравнению с обычным традиционным измерением.

Основные преимущества метода нечетких измерений, используемого в данном исследовании при определении качества ЭЗЗ, приведены в таблице 3.

Важным составным этапом практической реализации метода нечетких измерений является процесс фильтрации измерительной информации. В данном случае фильтрация заключалась в субъективной оценке степени достоверности исходных данных и знаний, назначении весовых коэффициентов дискретным элементам этих данных и отсеке ненадежной информации. Это приводило к уменьшению относительного влияния помехи D в (2.4).

Процесс нечеткой фильтрации описали по аналогии с работой нерекурсивного дискретного (цифрового) фильтра, структура которого наиболее пригодна для обработки нечеткой информации [9].

В одномерном варианте работу нечеткого фильтра выразили уравнением:

$$Y = I \bullet W(\omega), \quad (2.5)$$

где Y – отфильтрованный сигнал;

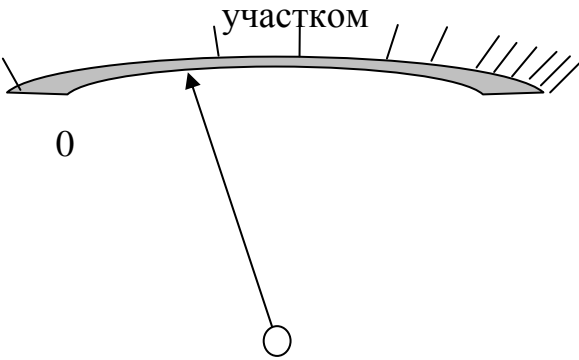
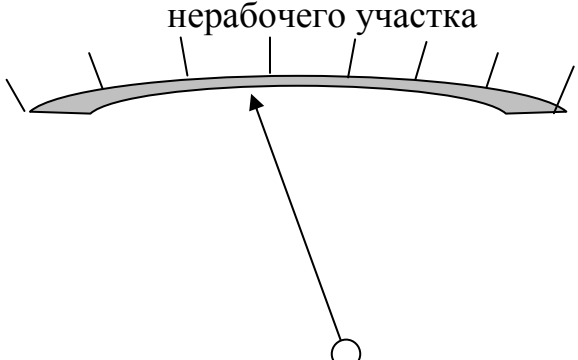
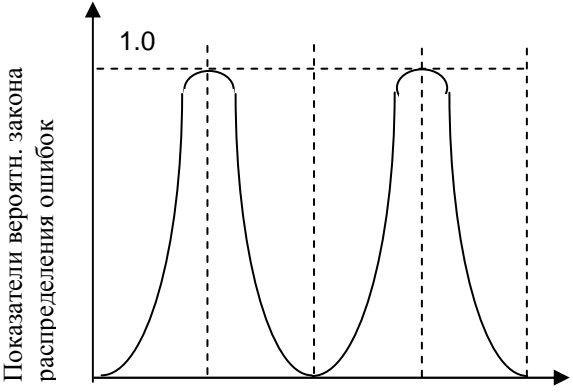
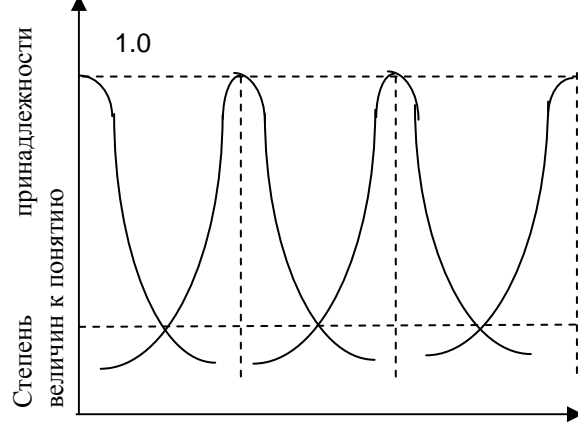
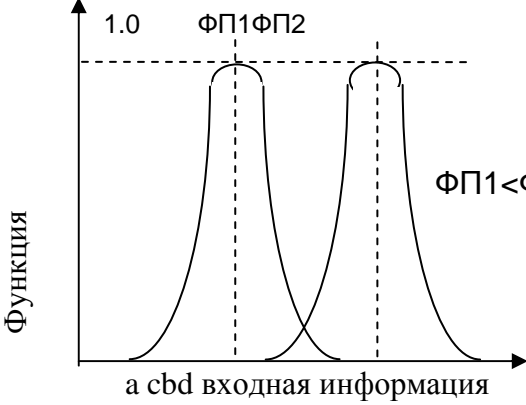
I – n – мерный вектор входного сигнала нечеткого измерителя ЭЗЗ;

$W(\omega)$ – частотная передаточная функция нечеткого фильтра;

ω – угловая частота.

Параметры передаточной функции $W(\omega)$ рассчитываются по зависимостям, приведенным далее.

Преимущества метода нечетких измерений

<p>Четкое измерение Нелинейная шкала с нерабочим участком</p> 	<p>Нечеткое измерение Линейная шкала с отсутствием нерабочего участка</p> 
<p>Сильная неравномерность точности в пределах градаций (делений шкалы)</p>  <p>Показатели вероятн. закона распределения ошибок</p> <p>Низкий уровень Высокий уровень</p>	<p>Проблема практически отсутствует</p>  <p>Степень принадлежности величин к понятию</p> <p>Низкий Средний Высокий Очень высокий</p>
<p>Невозможно измерять качественную информацию</p>	<p>Измерение проводится путем сравнения нечетких функций</p>  <p>Функция</p> <p>ФП1 ФП2</p> <p>ФП1 < ФП2</p> <p>acbd входная информация</p>

2.2.2. Классификация

Получение однозначного результата в методе нечетких измерений при его использовании для диагностики ЭЗЗ возможно только на основании результатов сопоставления всех переменных состояния (Z) или выходных сигналов (Y) с их эталонными значениями. Разработка эталонов для Y и Z представляла собой типовую задачу классификации, которая, в свою очередь, состояла из следующих подзадач:

- разбиении множества выходных сигналов Y на ряд непересекающихся классов и в определении принадлежности каждого наблюдаемого сигнала к одному из классов;
- разбиении множества характеристик качества ЭЗЗ на классы и описания этого множества с помощью нечетких функций;
- учет конкретных условий получения и применения ЭЗЗ и требований к результатам их диагностики.

В выполненном исследовании применили следующие формально – логические правила разработки классификационных систем:

- деление уровней качества ЭЗЗ и видов Y на классы должно производиться по одному основанию;
- подклассы должны исключать друг друга;
- при делении классов на подклассы и далее должна соблюдаться непрерывность, скачкообразные переходы недопустимы;
- для каждого предмета в классификационной схеме должен быть один и только один класс;
- классифицирующие термины должны располагаться в порядке постепенного перехода от частных к более общим и наоборот.

Текущие состояния объекта диагностики (в нашем случае информационной гранулы, как формы представления ЭЗЗ) объединены общими свойствами, поэтому они находятся в состоянии эквивалентности (толерантности):

$$Q = Y \bullet Y, \quad (2.6)$$

где Q – классы состояний объекта диагностики;

Y – выходной сигнал.

Эти состояния объединили в подмножества и разделили на классы (Q) путем операции факторизации:

$$v: Y \rightarrow Y/Q, \quad (2.7)$$

где v – операция факторизации;

Y – выходной сигнал;

Q – классы состояний объекта диагностики.

Аналогично произвели операцию классификации множества характеристик качества ЭЗЗ на уровни, путем факторизации $E \rightarrow E/N$ и установили отображение между входным сигналом и этими уровнями в виде:

$$\eta: Y \rightarrow E/N, \quad (2.8)$$

где η – отображение между входным сигналом и уровнями множества характеристик качества ЭЗЗ;

Y – выходной сигнал;

E – уровни (классы) качества ЭЗЗ;

N – количество классов.

Из уравнений (2.7) и (2.8) следует, что результаты классификации должны находиться в однозначном соответствии, что определяется условием:

$$\eta: v \bullet \chi, \quad (2.9)$$

где v – операция факторизации;

$\chi: Y/Q \rightarrow E/N$ – операция отношения между классами,

в которой Y – выходной сигнал;

Q – классы состояний объекта диагностики;

E – уровни (классы) качества ЭЗЗ;

N – количество классов.

Физически это означает, что всякому наблюдаемому классу состояния ЭЗЗ должен быть поставлен в соответствие единственный класс уровня их качества. Это сделало задачу диагностики ЭЗЗ обозримой для гранул любой

информационной сложности и доступной для решения на основе экспериментальной информации, полученной в реальных условиях.

Процесс нахождения конкретного решения об истинном качестве ЭЗЗ, согласно установленному уровню качества, с учетом характеристик ошибок наблюдения, классификации и степени компетентности эксперта реализовали в виде отображения:

$$\psi: E/N \rightarrow S, \tag{2.10}$$

где ψ – процесс нахождения конкретного решения об истинном качестве ЭЗЗ;

E – уровни (классы) качества ЭЗЗ;

N – количество классов;

S – область функции (вектора) компетентности.

В совокупности процесс диагностики ЭЗЗ представили обобщенной диаграммой (рис. 5)

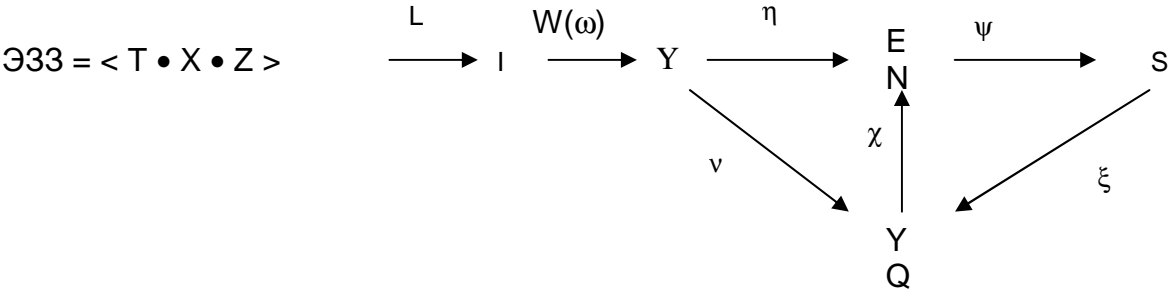


Рис. 5. Диаграмма процесса диагностики ЭЗЗ

В данной диаграмме учтено, что классы (Y/Q) могут быть уточнены путем реализации отображения ξ . Данные классы позволяют оценивать такие трудно формализуемые факторы при измерении качественной информации, как:

- теоретические знания эксперта по рассматриваемому вопросу;
- его практический опыт (профессиональную подготовленность);
- логические способности;
- интуицию, инженерное чутье;
- особенности памяти и т.д.

В свою очередь, для характеристики уровней качества ЭЗЗ предложили следующий классифицируемый список (для множества E):

- идентификация (ИДН);
- управление (стабилизация, прогноз) (УПР);
- оптимизация (ОПТ);
- оптимизация с риском (ОПР).

Класс «идентификация» (ИДН) объединяет следующие задачи, в которых возможно использовать ЭЗЗ:

- выделение сигнала на фоне шумовых помех, оптимальная фильтрация;
- обработка экспериментальных данных с целью установления вида закона распределения погрешностей;
- определение технического состояния технологических процессов, промышленных объектов и систем;
- статистический анализ при определении качества выпускаемой продукции.

Идентификация также применяется:

- для построения модели объекта с целью управления (критерий качества управления);
- при прогнозировании (критерий точности прогноза);
- при диагностике характеристик (критерий точности этих характеристик).

Анализ математического описания приведенных задач идентификации показал, что для их решения, с точки зрения процесса диагностики ЭЗЗ, необходимо обеспечить распознаваемость в информационном поле не менее двух информационных гранул (рис. 6).

Другими словами, к классу ИДН относятся ЭЗЗ с такими характеристиками, которые позволяют построить разделяющую (индикаторную) функцию, оценивающую их качество по шкале минимум с двумя градациями (позволяющую разделить ЭЗЗ на две информационных гранулы).

К классу «управление» (УПР) отнесли задачи, содержащие алгоритмы управления – совокупность правил приложения управляющих воздействий к исполнительным элементам объекта управления, обеспечивающих его функционирование с целью решения поставленной перед объектом задачи. При этом имели в виду, что при управлении используется информация о положении установок и ограничений, заданных оператором управляющему устройству (априорная информация), и сигналов датчиков, вводимых обратными связями (текущая информация). Решаемые при управлении задачи: управление состоянием и сменой состояний, программное управление, стабилизация по отклонению от неконтролируемых возмущений и т.д., в информационном плане требуют знания точной траектории объекта.

Это предъявляет, по сравнению с классом ИДН, повышенные требования к ЭЗЗ, используемых при управлении сложными объектами и процессами. Так, например, необходимо дополнительно указывать, является ли зависимость траектории объекта, описываемая информационными гранулами, выпуклой (вогнутой) или монотонной (рис. 6).

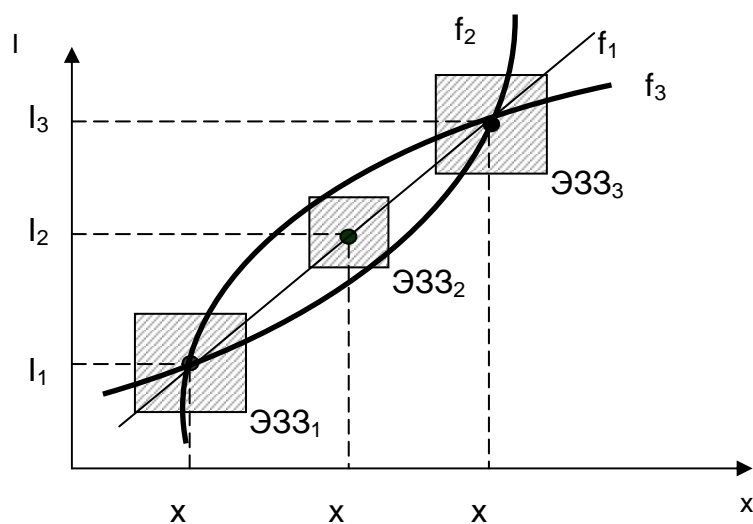


Рис. 6. К определению классов ИДН и УПР
 $\text{ЭЗЗ}_1, \text{ЭЗЗ}_2, \text{ЭЗЗ}_3$ – информационные гранулы; f_1, f_2, f_3 – аппроксимирующие функции;
 $(x_1; I_1), (x_2; I_2), (x_3; I_3)$ – координаты центров информационных гранул

Характер аппроксимирующей функции можно установить, если воспользоваться соотношением:

$$I_2 \geq I_1 + \frac{x_2 - x_1}{x_3 - x_1} (I_3 - I_1), \quad (2.11)$$

где $(x_1; I_1)$, $(x_2; I_2)$, $(x_3; I_3)$ – координаты центров информационных гранул.

Отсюда следует, что для реализации управления объектом с помощью ЭЗЗ необходимо различать на информационном поле как минимум три информационных гранулы.

Аналогичные результаты имеют место при рассмотрении моделей прогнозирования. Осуществлять прогноз возможно также при различимости не менее трех состояний объекта во времени. Поэтому управление и прогноз технологических ситуаций объединены в один общий информационный класс «управление» (УПР).

Задачи, относящиеся к классу «оптимизация» (ОПТ) требуют, по сравнению с классами ИДН и УПР, большего объема исходной информации для своего решения. Например, для алгоритма нахождения оптимального значения ЭЗЗ в заданном множестве, предложили вариант метода отсечений:

- задаются начальные границы x_1 , x_4 целевой функции $I \rightarrow \max$ и интервал неопределенности $\Delta_1 = x_4 - x_1$ (рис. 7);
- производятся измерения I в двух дополнительных промежуточных точках x_2 и x_3 и из них выбирается та, значение I в которой оказалось меньше (для поиска $\max(I)$);
- сокращается интервал неопределенности до $\Delta_2 = x_4 - x_2$, путем совмещения одной границы с границей предыдущего интервала Δ_1 , а другой – с выбранной точкой в предыдущем пункте, т.е. x_2 . Значение оставшейся точки x_3 лежит внутри нового интервала неопределенности Δ_2 .

Выполняется следующий шаг решения задачи оптимизации путем сужения интервалов неопределенности Δ_i .

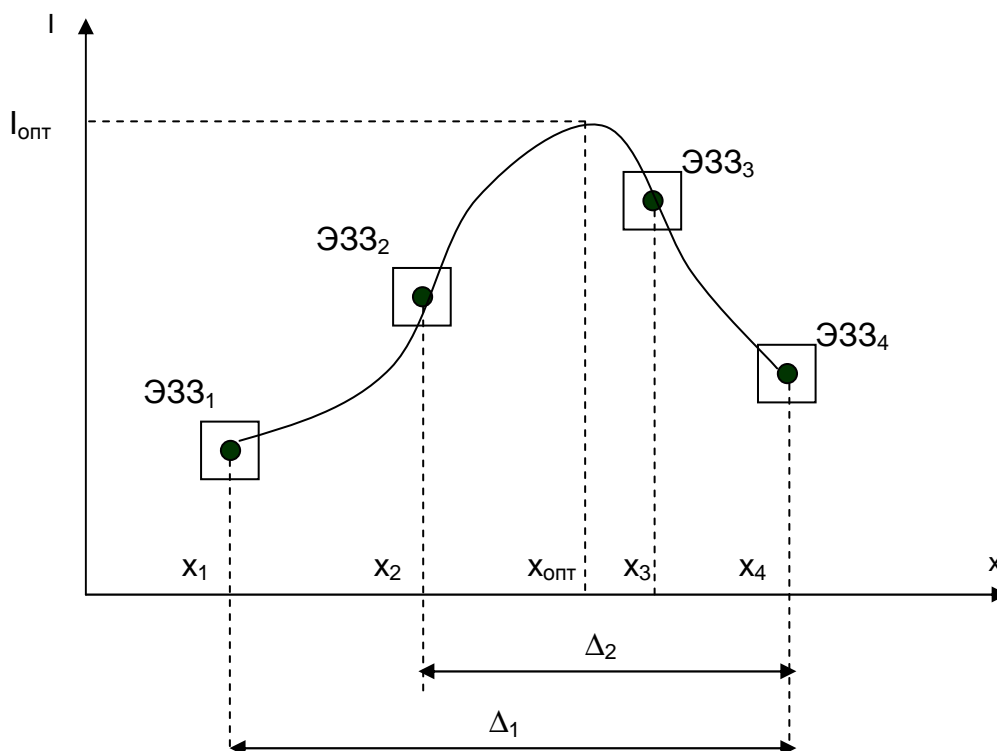


Рис. 7. Сокращение интервала неопределенности для информационного класса ОПТ

Алгоритм выполняется до тех пор, пока точка стационарности $I_{\text{опт}}(x_{\text{опт}})$ целевой функции, являющаяся оптимальной точкой не находится с заданной погрешностью.

Из вышеизложенного следует, что для решения задачи оптимизации (информационный класс ОПТ) необходимо различать координаты не менее четырех информационных гранул ЭЗЗ.

Учет риска при оптимизации сложных процессов на основе ЭЗЗ предложили осуществлять следующим образом. Задаются критерии эффективности $KЭ_i$ процесса, рассчитываемые на основе ЭЗЗ. Затем строятся поверхности (кривые в двухмерном варианте) безразличия, для которых эффективность процесса (Э) в зависимости от выбранного сочетания $KЭ_i$ равноценна (рис. 8).

Принимается, что риск представляет величину нереализованного эффекта от улучшения одного из критериев ($\Delta KЭ_1^r$) при постоянстве другого.

В предельном случае, риск при оптимизации сложного процесса определяется по двум кривым безразличия, построенным по трем точкам

каждая на основе ЭЗЗ с различными информационными классами (рис 8). Поэтому для реализации процедуры учета риска необходимо для таких ЭЗЗ различать не менее шести градаций по шкале, оценивающей их качество путем нечеткого измерения. ЭЗЗ, обладающие данными характеристиками отнесли к информационному классу «оптимизация с риском» (ОПР).

Таким образом, предложенные информационные классы, оценивающие уровень качества ЭЗЗ, связали с необходимым и достаточным числом градаций различимости информационных гранул, находящихся в составе диагностируемых ЭЗЗ, следующим образом:

ИДН – 2 градации; УПР – 3 градации; ОПТ – 4 градации; ОПР – 6 градаций.

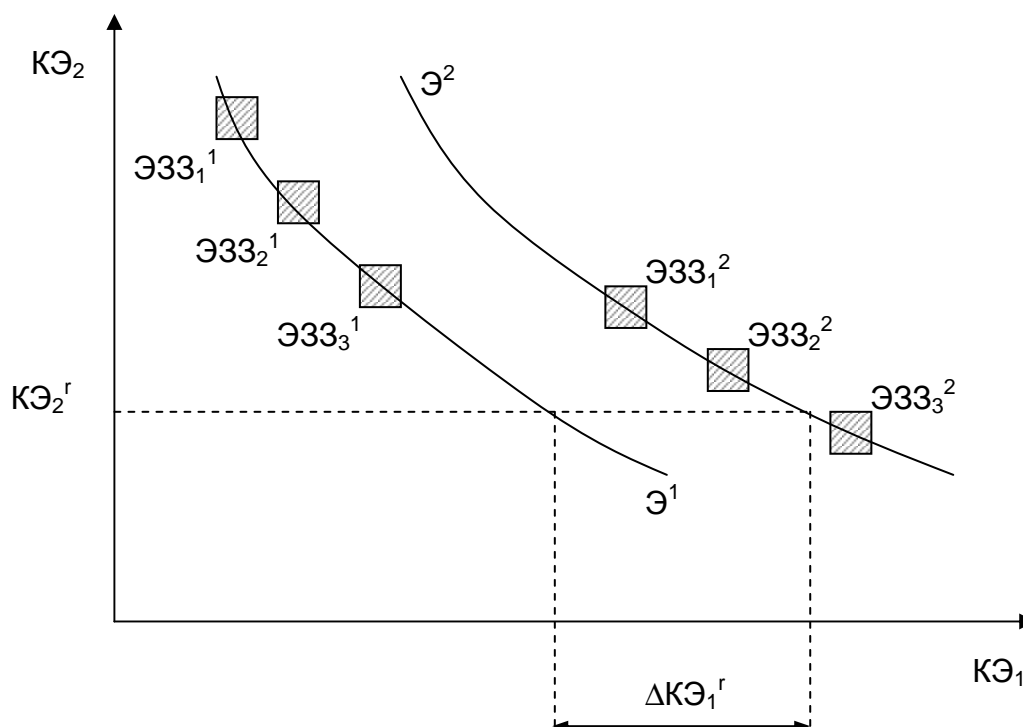


Рис 8. Определение величины риска при оптимизации сложных процессов

2.2.3. Распознавание

Задача распознавания качества ЭЗЗ представляла собой заключительный этап предложенного процесса диагностики ЭЗЗ (рис. 5). Ее решение заключалось в получении необходимой информации о

принадлежности ЭЗЗ к классам, определяющим их уровень качества, т.е. реализации отображения (2.10). Количество классов качества ЭЗЗ рассматривалось как число возможных решений эксперта при управлении сложным процессом или объектом и определялось при решении задачи классификации.

При решении данной задачи воспользовались положениями теории распознавания образов, и на основании рекомендаций работ составили таблицу соответствия параметров ЭЗЗ терминам системы распознавания (табл. 4).

Таблица 4

Словарь аналогичных терминов

Термины системы распознавания	Параметры решаемой задачи
Объект распознавания	ЭЗЗ
Класс (кластер, таксон, образ)	Уровень качества ЭЗЗ
Алфавит классов	Множество уровней качества ЭЗЗ
Признак	Вектор компетентности
Словарь признаков	Множество характеристик вектора компетентности
Обучающая выборка	Набор информационных гранул
Решающее правило (Решающие границы, разделяющая функция, разделяющая поверхность)	Функции принадлежности к заданным классам качества ЭЗЗ

Далее, используя установленное соответствие в терминологии, решение задачи распознавания качества ЭЗЗ представили следующим образом:

1. Для заданного множества объектов (информационных гранул) $\text{ЭЗЗ} = \{\text{ЭЗЗ}_1, \text{ЭЗЗ}_2, \dots, \text{ЭЗЗ}_Z\}$ и множества разбиения объектов на классы $A = \{A_1, A_2, \dots, A_r\}$ выбрали вариант A_α , $\alpha = 1, 2, \dots, r$ разбиений множества ЭЗЗ на N_α классов:

$$\begin{aligned}
 A_\alpha : \text{ЭЗЗ}_q^{A_\alpha} \mathbf{I} \text{ЭЗЗ}_g^{A_\alpha} = \mathbf{O}; \\
 \bigcup_{i=1}^{N_\alpha} \text{ЭЗЗ}_i^{A_\alpha} = \text{ЭЗЗ},
 \end{aligned}
 \tag{2.12}$$

где ЭЗЗ – экспертные знания и заключения;

$q, g = 1, \dots, N_\alpha; q \neq g;$

O – пустое множество.

2. На основе исходной информации составили априорный словарь признаков, описываемый вектором компетентности $VC_\alpha = \{VC_1, \dots, VC_{N_\alpha}\}$ (см. раздел 2.5)
3. Рассмотрели первый вариант разбиения объектов на классы ($\alpha = 1$), $A_\alpha = A_1$, при котором число классов равно $N_\alpha = N_1 = k+1$.
4. Задали обучающую выборку с подразделением ее на множества – классы: ЭЗЗ1A1, ЭЗЗ2A1, ..., ЭЗЗN1A1.
5. Произвели описание классов с заданием функции принадлежности объекта соответствующему классу ФП(ЭЗЗiAi) в виде (х-р) модели.
6. Ввели критерий эффективности распознавания в виде функции:

$$F = \frac{R^2(\text{ЭЗЗ}_p, \text{ЭЗЗ}_q)}{S(\text{ЭЗЗ}_p) \cdot S(\text{ЭЗЗ}_q)}, \quad (2.13)$$

который характеризует отношение расстояний между классами качества ЭЗЗ (E) к разбросу объектов внутри класса. Смысл критерия в данном случае заключался в том, что чем компактнее в признаковом пространстве располагались объекты каждого класса и чем больше при этом расстояние между классами, тем легче и точнее происходило распознавание качества ЭЗЗ.

В свою очередь произвели расчет величин R и S, которые, по существу, представляют собой среднеквадратические отклонения объектов внутри класса $[S(\text{ЭЗЗ}_p)]$ и между классами $[R(\text{ЭЗЗ}_p, \text{ЭЗЗ}_q)]$.

Таким образом, задача распознавания заключалась в построении такого признакового пространства, т.е. определении такого рабочего словаря признаков вектора компетентности, который обеспечивал наибольшую эффективность распознавания ЭЗЗ при заданных ограничениях на ресурсы.

2.3. Модель эксперта как измерительной системы

Как было определено выше, ЭЗЗ формируются экспертами – квалифицированными специалистами – производителями, а также научными работниками, выполнившими теоретические или экспериментальные исследования сложного процесса, и представляются в виде информационных гранул. Эксперт является носителем информации и качество ЭЗЗ целиком зависит от его компетентности. Поэтому погрешность метода нечетких измерений качества ЭЗЗ определили, представив эксперта в качестве своеобразной измерительной системы (рис. 9).

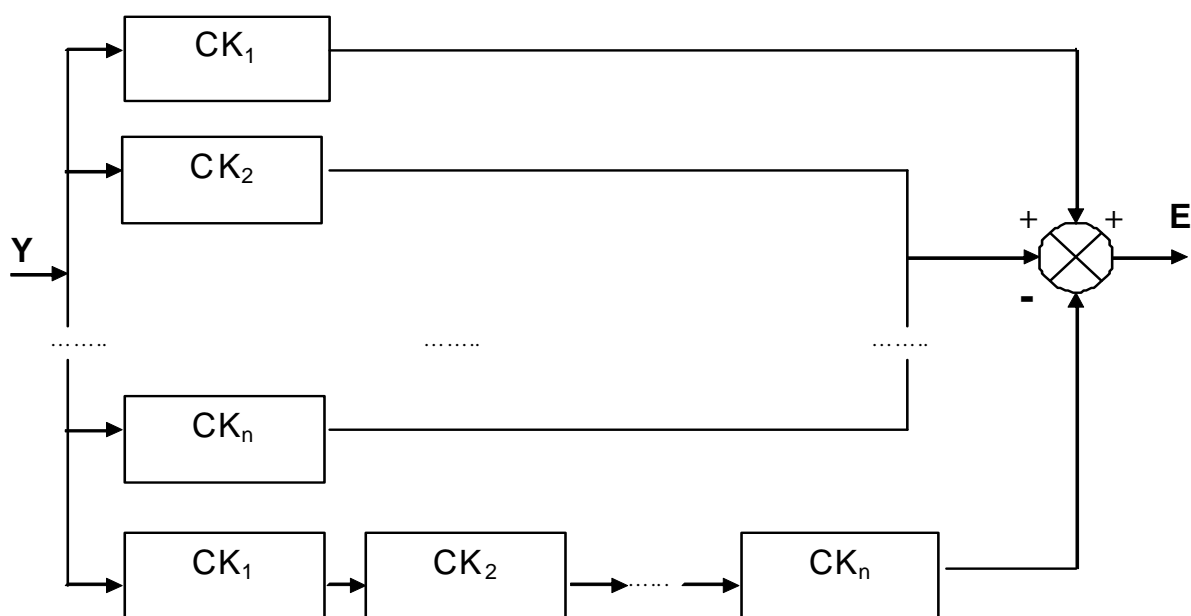


Рис. 9. Функциональная схема математической модели эксперта, как измерительной системы

В общем случае система состояла из функциональных звеньев с передаточными коэффициентами CK_1 , CK_2 , ..., CK_i , ..., CK_n , отражающими основные факторы, влияющие на степень компетентности (СК) эксперта и, в конечном итоге, определяющих погрешность качества ЭЗЗ. Например, к таким факторам обычно относят:

- Теоретические знания эксперта;
- Практический опыт;
- Особенности памяти;

- Логические способности;
- «Инженерное чутье», интуицию
- ...
- п. ... и т.п.

Число звеньев определялось степенью приближения математической модели реальному эксперту в конкретно рассматриваемом случае, а характер их соединения соответствовал известным правилам работы экспертных систем, использующих методы обработки нечеткой информации и возможность компьютерной формализации мышления с помощью образов и понятий. Данный процесс выделения основных характеристик, влияющих на качество ЭЗЗ, рассматривался как операция факторизации множества входных сигналов Y , т.е. осуществлял отображение (2.7) процесса диагностики ЭЗЗ.

Таким образом, рассматриваемая измерительная система применялась на этапе классификации по уровню качества диагностируемых ЭЗЗ, т.е. связывала выходной вектор E , представляющий множество классов ЭЗЗ, с входным вектором Y , представляющим множество текущих состояний ЭЗЗ. Формально эта связь описывалась вектором компетентности (ВК) $VC(СК_1, СК_2, \dots, СК_i, СК_n, T)$ эксперта.

В текущий момент времени значения $СК_i$ находились на основе представления передаточных коэффициентов измерительной системы в виде функции распределения соответствующего фактора степени компетентности. Таким образом, проекции ВК на временную ось представляли собой частный случай реализации известного понятия функции компетентности для соответствующей предметной области в определенные моменты времени.

Предложили определять обобщенную характеристику ВК на основе композиций законов распределения рассматриваемых факторов. Эта композиция выражается путем последовательного применения операции свертки (*) к функциям распределения соответствующих факторов:

$$f_{\Sigma_2} = f_1 * f_2 \quad f_{\Sigma_3} = f_{\Sigma_2} * f_3 \quad f_{\Sigma_4} = f_{\Sigma_3} * f_4$$

В общем виде:

$$f_{\Sigma_n} = f_{\Sigma_{n-1}} * f_n, \quad (2.14)$$

где n – число составляющих ВК.

Определение видов законов распределения погрешностей (f_1, f_2, \dots, f_n) факторов СК_i применительно к конкретной задаче проводилось на основе эвристического подхода.

Для оценки нечеткого, качественного характера характеристик эксперта, на основе аппарата теории нечетких множеств, ввели лингвистическую переменную LV «Уровень компетентности», значения которой определялись следующими нечеткими понятиями, нашедшими практическое подтверждение:

- Недостаточный;
- Достаточный;
- Удовлетворительный;
- Хороший;
- Очень хороший;
- Отличный,

которые представили в виде кортежа:

$$LV = \langle \text{НД, Д, УД, ХОР, О.Х., ОТЛ} \rangle. \quad (2.15)$$

Расчет оптимального количества значений лингвистической переменной (шесть) проводился по известным формулам Кендалла, Брукса и Каррузера, которые определяют оптимальное число градаций шкалы измерений нечеткого множества через количество наблюдаемых входных сигналов.

Кроме того, фиксированное число заданных значений указанной лингвистической переменной позволило в дальнейшем четко интерпретировать решения нейронной модели диагностики ЭЗЗ.

Таким образом, универсальное множество всех возможных значений входного сигнала Y , выражаемое интервалом $[0,1]$, и имеющее физический

смысл коэффициента корреляции входного сигнала к кортежу значений LV, разбили на шесть нечетких подмножеств.

Функции принадлежности нечетких множеств, определяемых кортежем значений (2.15), представили в виде композиций функций распределения погрешностей соответствующих факторов ВК.

При определении граничных значений данных множеств (опорных точек лингвистической переменной LV) использовали рекомендуемые значения класса точности из нормированного ряда чисел по ГОСТ 8.401 – 80). Эти значения использовали для расчета относительной погрешности экспертного оценивания (γ_3) и граничной величины коэффициента корреляции, соответствующей опорной точке LV (ρ_3), с помощью следующих зависимостей:

$$\gamma_3 = \gamma_0 \cdot \frac{X_B}{X};$$
$$\rho_3 = \sqrt{(1 - 3 \cdot \gamma_3^2)},$$

где γ_3 – относительная погрешность экспертного оценивания;

γ_0 – класс точности предложенной измерительной системы;

X_B – предел измерений системы;

X – отсчет измеряемой, соответствующей опорной точке лингвистической переменной LV;

ρ_3 – опорная точка LV.

Для рассматриваемой измерительной системы соотношение X_B/X – передаточный коэффициент между шкалами классов точности и относительной погрешности экспертных измерений – являлось постоянной величиной, равной 8,7.

В результате граничные значения опорных точек лингвистической переменной «Уровень компетентности» представили в виде табл. 5:

Определение граничных значений LV

Нечеткое понятие, характеризующее уровень компетентности (значение LV)	Значение класса точности измерительной системы	Относительная погрешность экспертного оценивания, γ , %	Граничное значение коэффициента корреляции, ρ_{ε}
Недостаточный (НД)	-	50,0	0
Достаточный (Д)	40	35,0	0,707
Удовлетворительный (УД)	30	26,3	0,891
Хороший (ХОР)	20	17,5	0,953
Очень хороший (О.Х.)	15	13,1	0,974
Отличный	10	8,7	0,988

В результате определили границы нечетких множеств, соответствующих кортежу значений LV, в виде следующих интервалов:

- НД: (0.000, 0.707)
 - Д : (0.707, 0.891)
 - УД: (0.891, 0.953)
 - ХОР: (0.953, 0.974)
 - О.Х.: (0.974, 0.988)
 - ОТЛ: (0.988, 1.000)
- (2.16)

Центры распределения ФП, рассматриваемые как аналоги математического ожидания соответствующих, указанному кортежу значений LV, композиций функций распределения погрешностей характеристик ВК, представили как средние значения интервалов (2.16). Далее, на основании правила «трех сигм», определили значения среднеквадратических отклонений (с.к.о) данных функций распределения и построили соответствующие функции принадлежности входного сигнала к нечетким понятиям, определенных кортежем (2.15).

Таким образом, проекции вектора компетентности в текущий момент времени в обобщенной форме представили в виде, определенным следующим графиком (рис. 10).

На данном графике, в целях обеспечения удобства восприятия, представлены функции принадлежности к последним пяти значениям LV. ФП к нечеткому понятию «Недостаточный» была построена аналогичным образом.

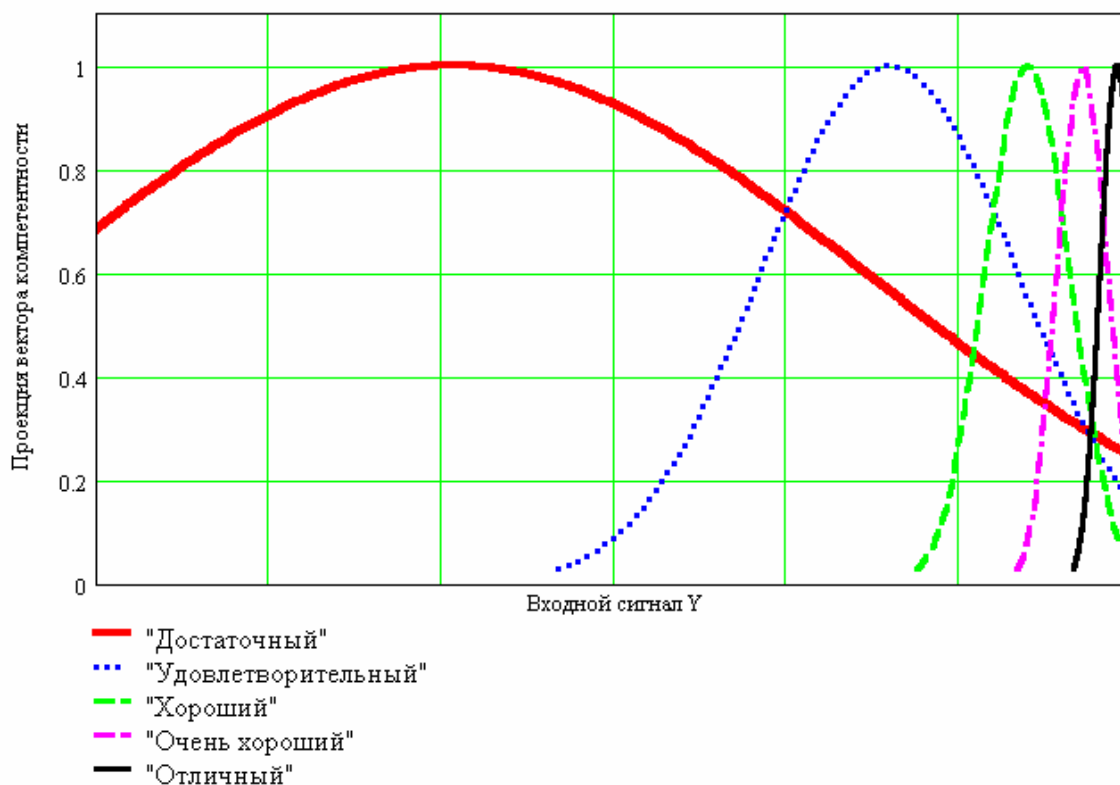


Рис. 10. Пример представления функций принадлежности входного сигнала

Применение указанного нечеткого подхода позволило определить значения относительной погрешности экспертных измерений для соответствующих временных интервалов реализации ВК, а также представить выходную информацию рассматриваемой измерительной системы в виде, удобном для определения качества ЭЗЗ.

2.4. Нейронная модель измерителя вектора компетентности

При решении вопроса о применении нейросетевых технологий к решению задачи формализованного описания процедуры диагностики ЭЗЗ принимались во внимание основные факторы, отражающие наиболее существенные особенности процесса принятия решений экспертом, а также характеристики эксперта, наиболее сильно влияющие на данный процесс. В

частности учитывалось, что процесс принятия решений является нелинейным, динамическим, нестационарным процессом, структура которого априори неизвестна.

Поскольку рассматриваемые нами процессы являются объектами нелинейными, то использование аппарата теории линейных систем не обеспечивает необходимой точности их описания. Отсутствие априорных знаний относительно структуры рассматриваемых процессов не позволяет в полной мере воспользоваться и математическим аппаратом нелинейных дифференциальных уравнений.

Таким образом, среди теоретико-экспериментальных подходов к использованию нелинейных систем наиболее подходящим, удовлетворяющим перечисленным требованиям, оказался подход с применением нейросетей.

В данной работе для повышения надежности, представительности экспертного заключения предложено использовать математическую модель диагностики ЭЗЗ, созданную на основе нейронной сети.

Поскольку, как было показано ранее, решение задачи диагностики ЭЗЗ разбивается на ряд последовательных подзадач: наблюдения, классификации и распознавания качества ЭЗЗ, то при выборе структуры предложенной нейронной модели руководствовались принципом обеспечения модульности, т.е. выполнения декомпозиции сложной задачи в ряд более простых подзадач.

Для этой цели представили нейронную модель в виде многослойной НС прямого распространения, в которой каждый слой нейронов решает соответствующую подзадачу диагностики ЭЗЗ.

Данное представление нейронной модели, таким образом, обеспечивает практическую реализацию диаграммы процесса диагностики, представленную на рис. 5, т.е. на выходе НС представляется оценка качества ЭЗЗ в виде определения степени принадлежности ЭЗЗ к одному из классов

множества E . Структурная схема нейронной модели диагностики ЭЗЗ представлена на рис. 11.

Необходимо отметить, что все нейроны, принадлежащие соответствующему слою НС, имеют идентичные передаточные функции (функции активации), а количество нейронов в слоях I, II, III может изменяться в зависимости от условий конкретной решаемой задачи.

Нейронная модель диагностики ЭЗЗ содержит следующие слои нейронов:

- входной слой (I), представляющий информацию, поступающую на его вход, в виде взвешивающих коэффициентов (обеспечивает решение задачи наблюдения);
- первый промежуточный слой (II) нейронов, учитывающий нечеткий, качественный характер ЭЗЗ и, в частности, такие характеристики эксперта как профессиональный опыт, теоретическую подготовленность, особенности памяти, логические способности, интуицию и т.п.;
- второй промежуточный слой нейронов – дискретизаторов (III), позволяющий получить оценку характеристик компетентности эксперта (II и III слои нейронов обеспечивают решение задачи классификации);
- выходной слой (IV), формирующий оценку качества ЭЗЗ (обеспечивается решение задачи распознавания качества ЭЗЗ).

При практической реализации НС важное место занимает вопрос выбора и математического описания передаточных характеристик нейронов соответствующих слоев.

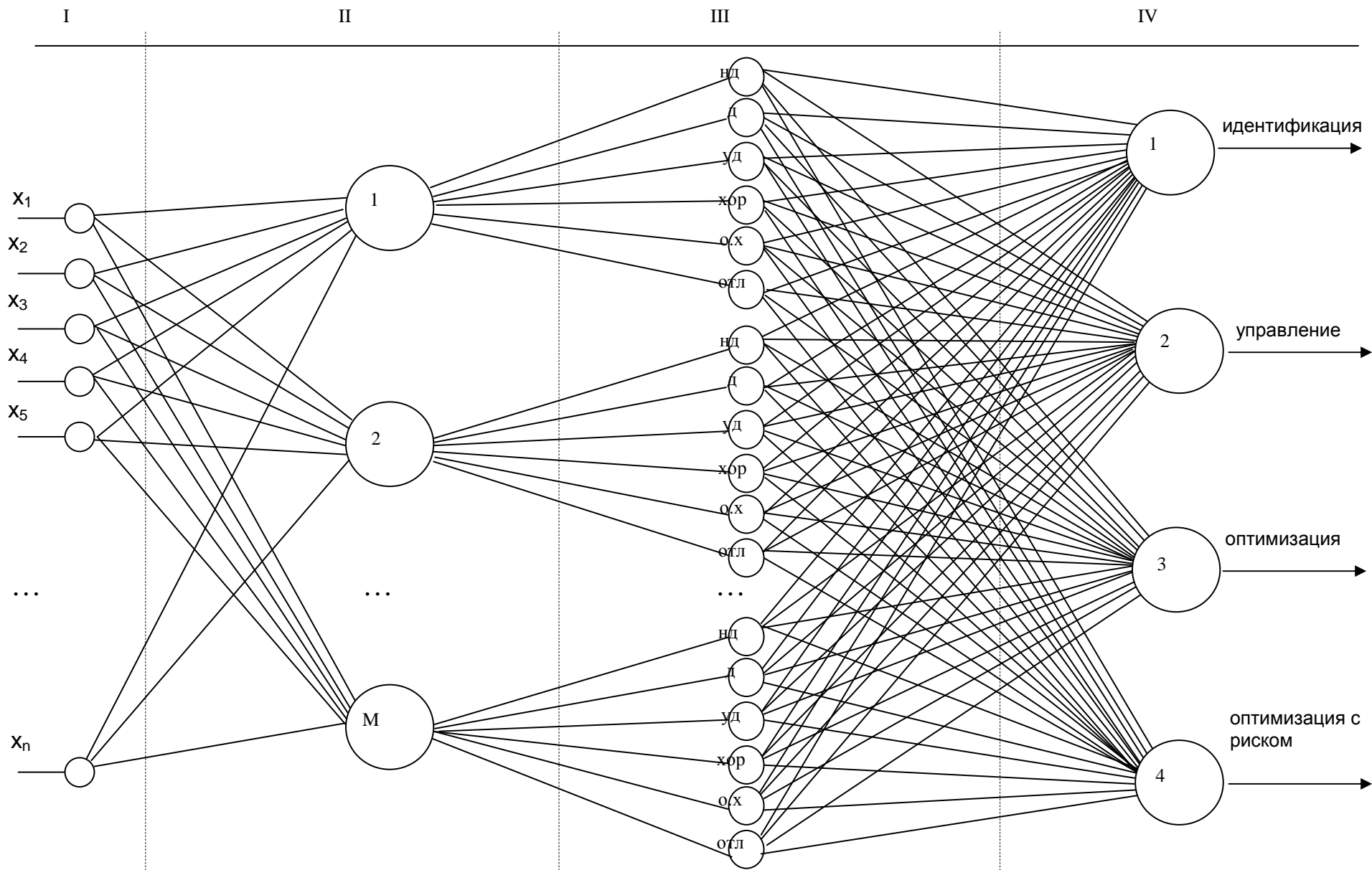


Рис. 11. Структурная схема нейронной модели диагностики ЭЗЗ

Определение передаточных характеристик нейронов входного слоя

Как было определено ранее, нейроны входного слоя обеспечивают решение задачи наблюдения, т.е. оценивают степень достоверности исходных данных и знаний, производят назначение весовых коэффициентов дискретным элементам этих данных и отсеивают ненадежную информацию. Таким образом, по существу, производят процесс нечеткой фильтрации исходной информации. Описание работы нечеткого фильтра, представленного его нерекурсивной схемой, определялось через выражение (6.5).

В свою очередь, расчет параметров предложенного фильтра произвели по следующим зависимостям:

$$\left. \begin{aligned} W(\omega) &= b_0 + 2 \cdot \sum_{k=1}^M b_k \cdot b_s \cdot \cos(\omega \cdot k); \\ b_k &= \frac{c_k}{2} = \frac{1}{\pi \cdot k} \cdot \sin k(2\pi \cdot f_s); \\ b_0 &= \frac{c_0}{2} = 2 \cdot f_s. \end{aligned} \right\} \quad (2.17)$$

где $W(\omega)$ – параметры фильтра;

C_0, c_k, b_0, b_k, b_s – весовые коэффициенты фильтра;

f_s – полоса пропускания фильтра;

M – размах фильтра (определяется количеством нейронов);

$k = 1, 2, 3, \dots n$.

При выборе параметров нечеткого фильтра учитывали, что при любой угловой частоте ω погрешность его работы уменьшается с увеличением размаха M . В данном случае задача заключалась в выборе минимального значения M , при котором удовлетворялись требования к точности аппроксимации нечеткой информации. В качестве критерия определения M выбрали приращение дисперсии выходного сигнала Y – $\Delta\sigma_Y$ при изменении порядка фильтра на единицу:

$$\Delta\sigma_Y = (\sigma_{Y,M}^2 - \sigma_{Y,M-1}^2) / \sigma_{Y,M-1}^2, \quad (2.18)$$

где $\Delta\sigma_Y$ – приращение дисперсии выходного сигнала Y ;

$\sigma_{Y,M}^2$ – дисперсия выходного сигнала для выбранного порядка фильтра M .

Считали, что требования к точности аппроксимации удовлетворялись, если для выбранного M изменение дисперсии не превышало 10%. В свою очередь, дисперсию выходного сигнала определяли по формуле:

$$\sigma_Y^2 = \frac{1}{N_{\max} - M} \cdot \sum_{n=M+2}^{N_{\max}} (Y_{n-1} - Y_n)^2, \quad (2.19)$$

где σ_Y – дисперсия выходного сигнала Y ;

N_{\max} – число измерений;

M – выбранный порядок фильтра M ;

Y – выходной сигнал.

Весовые коэффициенты b_3 рассчитывались аналогичным образом. Дополнительно использовали экспертную информацию, если она повышала отношение сигнал/шум на входе нечеткого фильтра. Алгоритм вычисления b_3 в этом случае был подобен алгоритму обнаружения и классификации сигналов в условиях сильных помех, когда проявлялось преимущество экспертного метода фильтрации перед формальными методами.

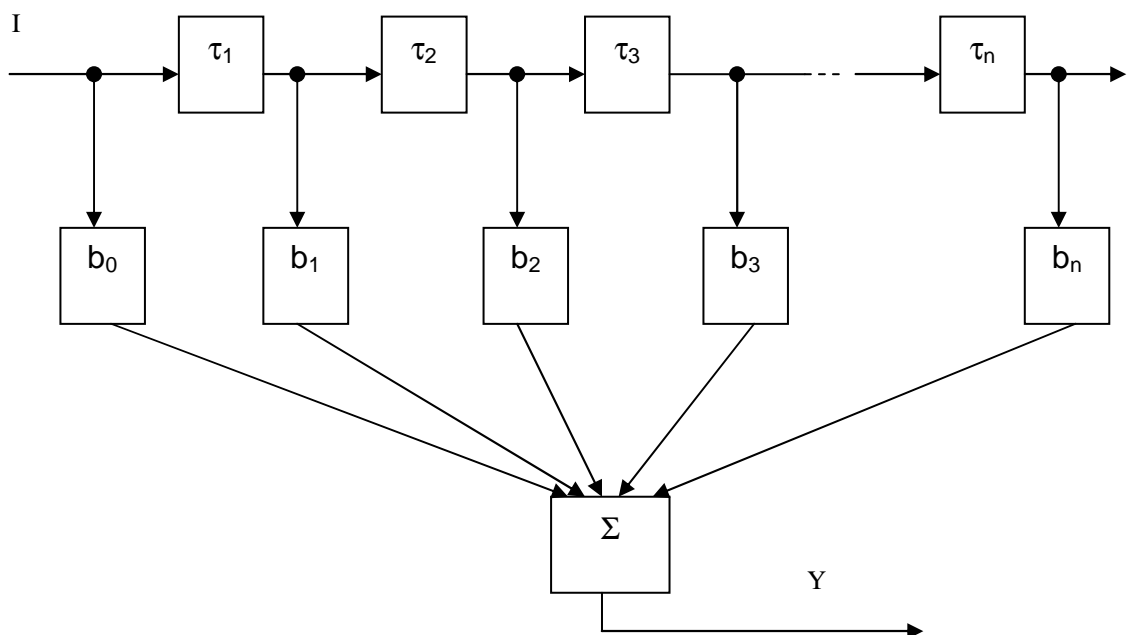


Рис. 12. Функциональная схема нечеткого фильтра.

Функциональная схема, разработанного нечеткого фильтра представлена на рис. 12, а его основные характеристики на рис. 13.

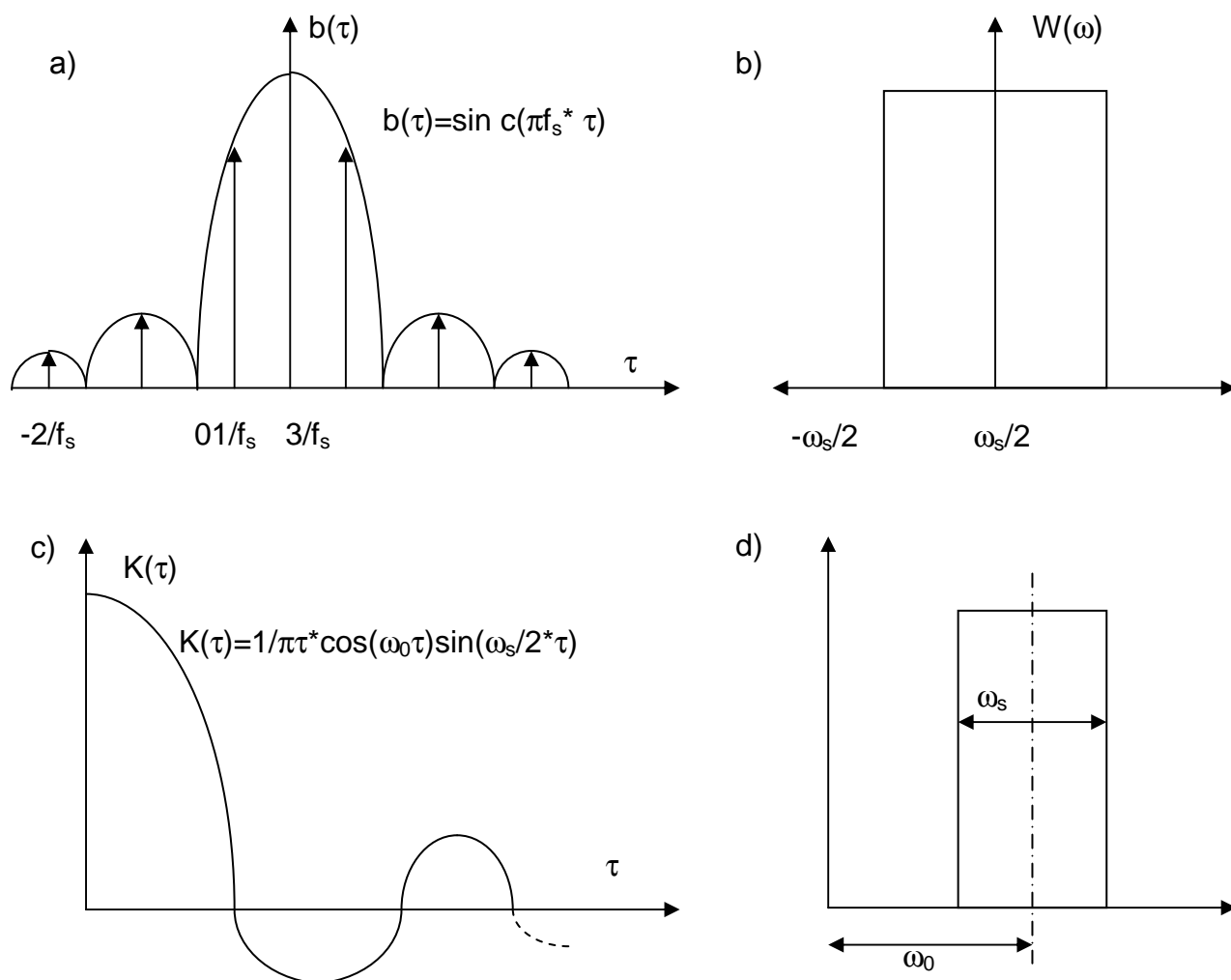


Рис. 13. Основные характеристики фильтра в методе нечетких измерений:
 а) временное окно; б) амплитудно-частотная характеристика;
 в) корреляционная функция; д) спектральная плотность

Таким образом, каждый нейрон входного слоя НС представляли в виде элемента соответствующего нечеткого фильтра, а функции активации нейронов совпадали с амплитудно-частотными характеристиками фильтра, параметры которых корректировались в зависимости от условий решаемой задачи. Общее количество нейронов входного слоя определялось исходя из существовавших условий наблюдаемости характеристик ЭЗЗ. Аксоны нейронов входного слоя принимали значения из интервала $[0,1]$.

Определение передаточных характеристик нейронов промежуточных слоев (II и III)

Представление эксперта в качестве измерительной системы позволило произвести факторизацию множества характеристик эксперта, влияющих на качество ЭЗЗ, а метод нечетких измерений дал возможность определить составляющие погрешности ЭЗЗ через погрешности данных характеристик.

Нейросетевая реализация данного подхода включала в себя представление передаточных характеристик нейронов II слоя в виде нормированного набора функций принадлежности нечетких множеств, определенных кортежем значений лингвистической переменной «Уровень компетентности» <НД, Д, УД, ХОР, О.Х., ОТЛ>; интерпретацию аксонов II слоя (синапсов III слоя) в виде степеней принадлежности к соответствующим нечетким множествам и настройку аксонов III слоя к виду, позволяющему решить задачу распознавания качества ЭЗЗ.

Работу нейронов II слоя представили в виде следующей структурной схемы (рис. 14):

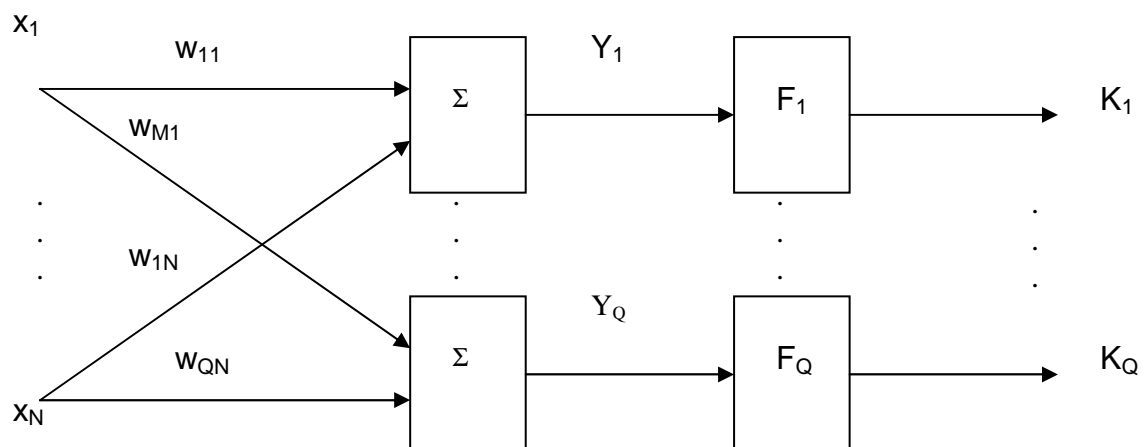


Рис. 14. Структура II слоя нейронной модели

x_1, \dots, x_n – сигналы, поступающие от нейронов входного слоя НС; w_{11}, \dots, w_{QN} – весовые коэффициенты синапсов II слоя; Y_i – сумма взвешенных входов i -ого нейрона; F_i – функция активации i -ого нейрона; K_i – выходной сигнал i -ого нейрона

Поскольку данные нейроны осуществляли преобразование входных сигналов, имеющих нечеткий, качественный характер, то определение Y_i (получение взвешенной суммы входов каждого нейрона) выразили через операции суммы и произведения теории нечетких множеств и представили в виде:

$$Y_i = \min (\max(w_{i1}, x_i), \dots, \max(w_{iN}, x_i)), \quad (2.20)$$

где Y_i – сумма взвешенных входов i -ого нейрона;

x – сигналы, поступающие от нейронов входного слоя НС;

w – весовые коэффициенты синапсов II слоя.

Поскольку значения входов и весов нейронов II слоя заключены в интервале $[0,1]$, то и значения сигнала Y_i будут принадлежать этому же интервалу.

Функции активации нейронов II слоя (F_i) представили в виде набора функций принадлежности, соответствующих кортежу значений указанной лингвистической переменной (2.15). Определение параметров и построение данных функций проводили путем реализации алгоритма, изложенного в главе 4.

Таким образом, выходной сигнал нейрона K_i , представляемый в виде 6-мерного вектора, определял степень соответствия i -ой характеристики эксперта нечетким понятиям <недостаточный, достаточный, удовлетворительный, хороший, очень хороший, отличный>, определяющим лингвистическую переменную «Уровень компетентности».

Как видно из рис. 11, выход каждого нейрона II слоя связан с входами шести нейронов III слоя НС, наименования которых соответствовали кортежу значений указанной лингвистической переменной. В результате на входы нейронов III слоя подавались значения степени соответствия характеристики эксперта (принадлежащие интервалу $[0,1]$) соответствующему нечеткому понятию. На данном этапе реализовывалась операция дискретизации сигналов, поступающих на вход II слоя НС.

Количество нейронов III слоя НС, таким образом, определялось по формуле $U=M*6$, т.е. каждому нейрону II слоя ставилось в соответствие шесть нейронов – дискретизаторов III слоя нейронной модели (M – количество нейронов II слоя НС (рис. 11)).

Передаточные функции нейронов III слоя реализовывали преобразование входных значений (степеней соответствия к указанному кортежу нечетких понятий) в выходные, определяющие значение относительной погрешности измерений ЭЗЗ и лежащие в интервале $[0,1]$. Данное преобразование позволило представить выходные значения нейронов III слоя в удобном виде для решения задачи распознавания качества ЭЗЗ, которую решали нейроны IV слоя НС.

Определение передаточных характеристик нейронов выходного слоя

Процедуру построения передаточных характеристик нейронов-классификаторов выходного слоя НС разработали с учетом прототипа. Основные операции заключались в следующем:

Выделялись точки e_1 , принадлежащие множеству E , которые точно соответствовали нечетким подмножествам, определяемым кортежем с лингвистической переменной LE <ИДН, УПР, ОПТ, ОПР> (степень принадлежности равна 1).

Определялись точки $e_0^П$, $e_0^Л$ граничных значений нечетких подмножеств, лежащие справа и слева от e_1 соответственно.

Рассчитывались координаты точек $e_{0,5}^П$, $e_{0,5}^Л$, имеющих степень принадлежности, равную 0,5 для каждого нечеткого понятия справа и слева от e_1 соответственно.

Осуществлялось графическое построение передаточных характеристик и определение аппроксимирующих выражений по найденным ранее точкам (рис. 15).

Проводилась формализация лингвистической переменной LE на выделенных указанным образом нечетких подмножествах.

Пример расчета численных значений точек e_i для построения передаточных характеристик нейронов-классификаторов приведен в табл. 6.

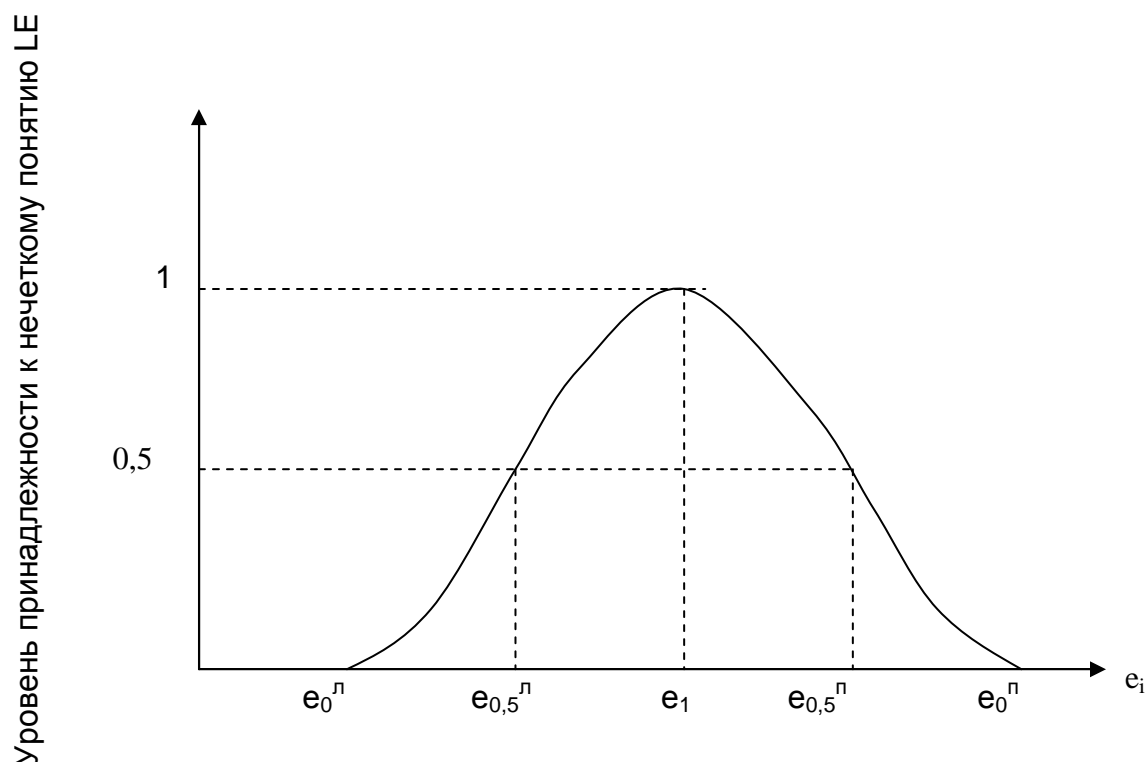


Рис. 15. Пример построения передаточной характеристики нейрона выходного слоя НС

Таблица 6

Расчет характеристик нейронов выходного слоя

Нечеткие понятия, определяемые кортежем LE	Значение абсциссы e_i				
	e_0^n	$e_{0,5}^n$	e_1	$e_{0,5}^n$	e_0^n
1. ИДН	0,000	0,894	0,901	0,938	0,961
2. УПР	0,901	0,938	0,961	0,969	0,978
3. ОПТ	0,961	0,969	0,978	0,984	0,990
4. ОПР	0,978	0,984	0,990	-	-

Операцию нечеткого суммирования входных сигналов нейронов – классификаторов проводили по известным правилам суммирования воздействий при обработке нечеткой информации в экспертных системах:

для суммирования положительных (возбуждающих) сигналов:

$$Y_{\Sigma(+)} = Y_1(+) + Y_2(+) - Y_1(+)*Y_2(+);$$

для суммирования отрицательных (тормозящих) сигналов:

$$Y_{\Sigma(-)} = Y_1(-) + Y_2(-) + Y_1(-)*Y_2(-);$$

для суммирования противоположных по воздействию связей:

$$Y_{\Sigma} = [Y_1(+) + Y_2(-)]/[1 - \min\{abc [Y(+), Y(-)]\}].$$

Распознавание класса, характеризующего качество ЭЗЗ, производилось НС по максимальному значению выходного сигнала (степени принадлежности к нечеткому понятию, определенному кортежем LE), который принимали нейроны-классификаторы выходного слоя НС.

2.5. Комплексы программ – измерителей

2.5.1. Использование элементов ядерной организации при построении нейронной сети

Практическое использование нейросетей предполагает наличие двух уровней их реализации: инструментального – обеспечивающего этапы выбора структуры, проектирования и исследования НС, и прикладного – позволяющего осуществить процесс программной реализации НС.

Как было ранее определено, одной из основных характеристик предложенной нейронной модели является обеспечение принципа модульности, т.е. декомпозиции задачи диагностики ЭЗЗ в ряд более простых, последовательно решаемых, подзадач. Другим основополагающим принципом проектирования НС является обеспечение распределенной обработки информации.

Разработанная нейронная модель в виде НС прямого распространения целиком удовлетворяет данным принципам, однако при практическом применении подобных селективных структур необходимо дополнительно обеспечить реализацию ряда их свойств, в состав которых обычно включают:

Вырожденность. Это свойство предполагает, что селективная структура обеспечивает более одного способа удовлетворительного распознавания данного входного сигнала.

Избыточность. Это свойство предполагает наличие повторяющихся нейронных групп одинакового строения, т.е. работающих с одной и той же системой признаков.

Дистрибутивность. В селективной структуре нет никакой необходимости в том, чтобы выбранные изофункциональные группы были смежными, напротив рецепторные поля должны принимать некоторое общее положение в пространстве признаков, для того чтобы обеспечить распределенную обработку и надежность функционирования при локальных повреждениях.

На основе изложенных принципов при практической реализации предложенной нейронной модели в качестве НС прямого распространения руководствовались следующими положениями. Реализуя принцип модульности, определили в качестве структурно-образующего элемента НС группу нейронов, имеющих общее рецепторное поле. Данное представление соответствует и принципу дистрибутивности селективной структуры. Эту группу принято называть нейронным ядром. В нашем случае, в качестве такого ядра представили объединение каждого нейрона II слоя с соответствующим ему шестью нейронами III слоя НС, где видно, что рецепторные поля данных нейронных ядер не пересекаются. Это означает, что каждое нейронное ядро моделирует свойство избыточности селективной структуры, а все множество рассматриваемых ядер моделирует свойство вырожденности.

Таким образом, представили структуру предложенной нейронной модели диагностики ЭЗЗ в качестве НС прямого распространения с элементами ядерной организации, что предполагало целенаправленное ограничение связей между нейронными ядрами. Поэтому разработанная НС с элементами ядерной организации получила ряд качеств, имеющих важное практическое значение:

- модульность структуры, которая позволила выполнить декомпозицию сложной задачи в ряд более простых подзадач;
- возможность оптимизации структуры под конкретную задачу;
- сокращенное число синаптических весов, что позволило существенно увеличить вычислительную эффективность и использовать данный

класс нейронных сетей для обработки данных в системах реального времени на обычных ПК.

Выделение нейронных ядер в качестве элементов, определяющих структуру нейронной модели диагностики ЭЗЗ, позволило существенно упростить практическую реализацию предложенной модели, т.е. реализовать декомпозицию процесса диагностики ЭЗЗ в ряд последовательно решаемых подзадач – наблюдения, классификации и распознавания качества ЭЗЗ. Причем, решение каждой подзадачи возложено на соответствующие структурно-образующие элементы НС. Таким образом, структурную схему процесса диагностики, в соответствии с введенными ранее обозначениями, представили в следующем виде (рис. 16):

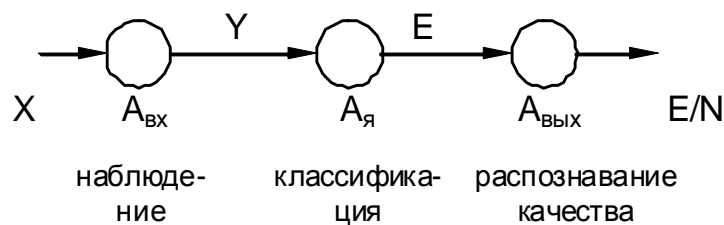


Рис. 16. Структурная схема процесса диагностики ЭЗЗ на основе нейронной модели

$A_{\text{вх}}$ - множество нейронов входного слоя НС, $A_{\text{я}}$ - множество нейронных ядер, $A_{\text{вых}}$ - множество нейронов выходного слоя

Все структурно-образующие элементы НС работали поочередно, однако они образовывали конвейер, в котором освободившиеся элементы могли переходить к новому вектору данных. Поэтому при последовательном поступлении данных, время обработки было пропорционально числу нейронов, но производительность (количество обработанных векторов данных в единицу времени) определялось временем срабатывания соответствующего нейрона и не зависело от их числа.

Данное представление позволило при практической реализации НС воспользоваться парадигмами объектно-ориентированного (ОО) программирования. Программирование НС с применением ОО подхода позволило реализовать следующие положительные моменты. Во-первых, оно

позволило создать гибкую, легко перестраиваемую иерархию моделей НС. Во-вторых, такая реализация была наиболее прозрачна для программиста, и позволяла конструировать НС простым пользователям. В-третьих, так как уровень абстрактности программирования, присущий ОО языкам, в будущем будет расти, то реализация НС с ОО подходом позволит расширить их возможности и является перспективной.

ОО подход применили при практической реализации предложенной нейронной модели, выделив три абстрактных ОО класса, описывающих соответственно нейроны входного слоя, нейронные ядра и нейроны выходного слоя. В результате, наращивание элементов НС на этапе проектирования и настройки на условия конкретной ситуации происходило путем создания экземпляров объектов соответствующих классов.

Результатом проектирования явилась нейронная сеть, настроенная на условия конкретно решаемой задачи с программным интерфейсом, соответствующим модели многокомпонентных объектов (СОМ). Это означало, что каждый структурно-образующий элемент НС ($A_{вх}$, $A_{я}$, $A_{вых}$) был реализован в виде соответствующего Active-X элемента. Данное представление НС позволило осуществить практическую реализацию процесса диагностики ЭЗЗ в виде трех основных компонентов, отвечающих за решение указанных подзадач. Кроме того, применение технологии межзадачного взаимодействия СОМ дало ряд важных преимуществ, в частности:

- гибкость и взаимозаменяемость элементов, как в процессе разработки, так и во время эксплуатации;
- независимость реализации от языка программирования;
- полное соответствие существующим моделям объектно-ориентированного программирования;

Необходимо отметить, что реализация предложенной НС на основе СОМ – технологии позволило легко встраивать данный интеллектуальный модуль в любое приложение Microsoft Office, включая электронные таблицы

EXCEL, базы данных ACCESS, редактор WORD и пр. В равной степени интеллектуальный модуль может быть встроен в любой проект пользователя, реализованный на языках VISUAL C++, BORLAND C++, VISUAL BASIC, JAVA. Интеллектуальные модули с НС могут быть встроены в Web страницу INTERNET или использоваться в этой сети для построения гибких систем. В корпоративных сетях COM-технология НС позволяет реализовать распределенную обработку ЭЗЗ. Разработанный программный продукт может быть также использован как средство лабораторного практикума в соответствующих учебных курсах.

2.5.2. Особенности программной реализации определения вектора компетентности

Как было показано ранее, значение вектора компетентности $VC(CK_1, CK_2, CK_3, \dots, CK_n, T)$ в текущий момент времени определялось на основе оценки личностных характеристик эксперта, к которым отнесли профессиональный опыт, теоретическую подготовленность, интуицию, логические способности, особенности памяти и т.п. Таким образом, вектор компетентности (ВК) в текущий момент времени представлял собой агрегированную, обобщенную величину, объединяющую оценки вышеперечисленных характеристик эксперта.

Составляющие ВК в данной работе предложено определять с помощью методов, наиболее подходящих для оценки той или иной личностной характеристики эксперта.

Так, например, профессиональный опыт эксперта оценивался по результатам апостериорных данных о протекании производственного процесса, в котором тот принимал непосредственное участие. Общеизвестно, что в идеальном случае, при соблюдении условий центральной предельной теоремы (взаимонезависимость или слабая зависимость факторов, влияющих на протекание процесса) распределение погрешностей любого производственного процесса распределяется по закону, близкому к

нормальному распределению (закону Гаусса). В то же время, участие производственного персонала в процессе принятия решений по управлению производственным процессом, существенно изменяет закон распределения погрешностей данного процесса, в силу привнесения субъективной (качественной) составляющей, свойственной человеческой деятельности. Следовательно, сравнение апостериорных данных о реальных погрешностях производственного процесса с нормальным законом распределения, позволяет выявить оценку субъективной составляющей экспертного вмешательства в данный процесс и, таким образом, оценить производственный опыт эксперта. В данной работе строилась зависимость между реальными производственными данными, распределенными по произвольному закону и нормальным распределением, свойственным протеканию идеального процесса. Полученный коэффициент корреляции интерпретировался как входное значение функции принадлежности рассматриваемой характеристики к нечетким множествам, определяемых кортежем лингвистической переменной LV.

Для определения теоретической подготовленности эксперта, логических способностей, особенностей памяти, и т.п. воспользовались методами психологической диагностики.

Известно, что психологическая диагностика изучает способы распознавания и измерения индивидуально-психологических особенностей человека (свойств его личности и особенностей интеллекта). Поэтому распознавание и измерение этих компонентов осуществляли с помощью методов психодиагностики.

В данной работе для оценки вышеупомянутых личностных характеристик эксперта применили следующую обобщенную схему (рис. 17).

Выбор методики тестирования для той или иной личностной характеристики эксперта зависел от предметной области рассматриваемой задачи. В частности, при диагностировании теоретической подготовленности

экспертов, принимающих участие в доменном производстве, использовались вербальные стандартизированные стимулы с ответами типа выбор.

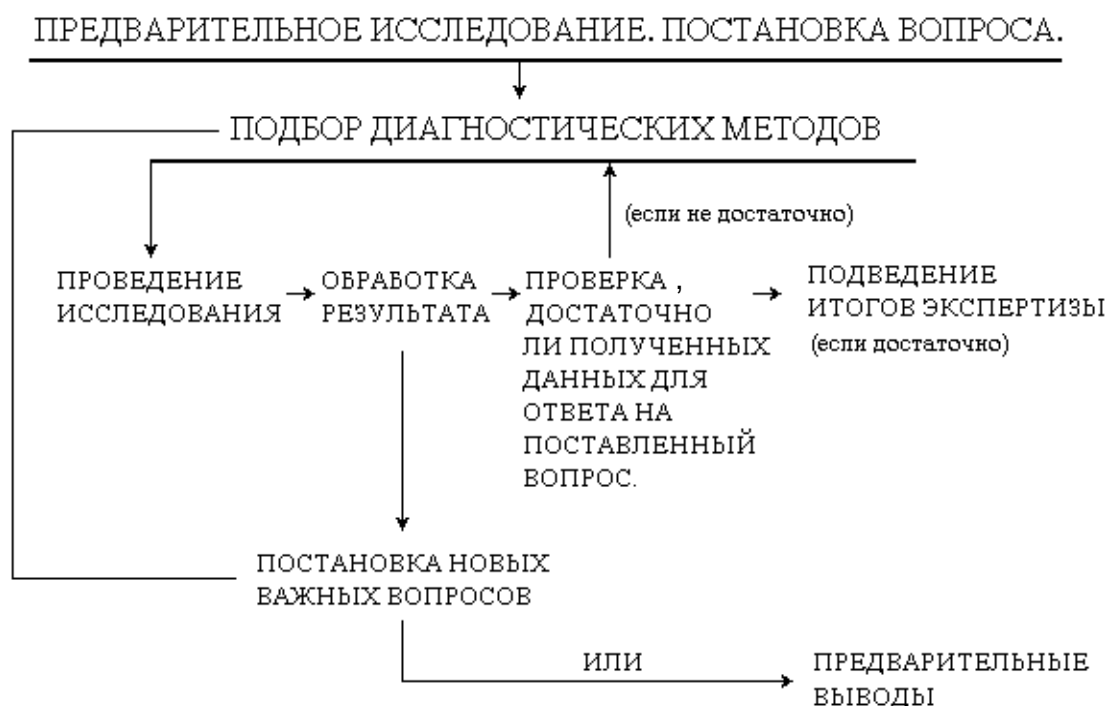


Рис. 17. Обобщенная диаграмма процесса тестирования

Данное формализованное описание психодиагностических методик и возможность выбора подходящей методики, заложенная в программной реализации процедуры тестирования, позволили произвести оценку той или иной личностной характеристики эксперта посредством наиболее подходящего для данной цели метода. Глубокое исследование данных методов осуществлено ранее в многочисленных публикациях по теории тестирования (тестологии) и психологии.

В результате получаемые оценки личностных характеристик эксперта приводились к единой шкале (принимали значения из интервала $[0,1]$), а в физическом смысле соответствовали коэффициентам корреляции и использовались в качестве весовых коэффициентов НС.

Необходимо отметить еще некоторые достоинства предложенной системы тестирования:

- реализован гибкий механизм тестирования: в процессе обследования осуществлялся мониторинг текущих данных и корректировка последовательности заданий;
- имелась возможность подключения внешних программ для работы в единой системе совместно с предлагаемыми методиками. В частности для оценки соответствующей личностной характеристики эксперта использовались такие примеры представительных психодиагностических методик, как классические тесты Люшера, Айзенка, Кэттэла, ММРІ, Осгуда, шкала самооценки Спилберга-Ханина, лучшие их отечественные адаптированные варианты, оригинальные психобиографические методы и т.п.;
- обеспечен удобный интерфейс для разработки и настройки собственных тестов: создания и корректировки вопросов, ответов и шкал, условий и текстов интерпретации.
- осуществлена реализация справочного режима, что позволяет избежать объемных инструкций и работать с системой слабо подготовленному пользователю;
- вся требуемая информация предоставлялась в удобном для восприятия виде (графики, диаграммы и т.д.). По желанию пользователь мог получить количественные характеристики тех или иных показателей.

Таким образом, разработанная система тестирования позволила оценить вышеупомянутые характеристики эксперта посредством применения наиболее подходящей психодиагностической методики.

Как показано ранее, одним из важных этапов оптимальной оценки личностных характеристик эксперта являлось использование адаптивных алгоритмов и процедур прогнозирования. Использование указанных алгоритмов позволяло учитывать такие свойства человеческого мышления, как интуиция и способность обучаться предсказанию.

Основной информацией для прогноза являлся отдельный временной ряд. При краткосрочных прогнозах наиболее важными были последние

реализации исследуемого процесса. Тенденция его развития, сложившаяся в среднем на всем периоде предыстории, имеет существенно меньшее значение. Для повышения качества прогнозов необходимо постоянно сопоставлять прогнозные оценки с фактическими данными. Кроме того необходимо предоставлять эксперту информацию, определяющую параметры и предысторию других величин, коррелированных с основным прогнозируемым фактором.

На этой основе для определения указанных характеристик эксперта был разработан алгоритм, реализующий принципы адаптивного прогнозирования, схема которого представлена на рис. 18.

Отметим некоторые особенности программной реализации представленной процедуры прогноза, предлагаемой эксперту.

На первом шаге происходила настройка начальных условий прогноза, которая включала в себя выбор прогнозируемого фактора, определение границ временного окна для динамического ряда и т.п. Кроме того, система предлагала эксперту указать параметры производственного процесса, которые по его мнению наиболее тесно коррелируют с выбранным фактором.

Эксперт анализировал информацию по предыстории протекания технологического процесса и выдавал значение для прогнозируемого фактора.

Система анализировала результаты прогноза и производила расчет ошибки прогнозирования, а также предварительных значений коэффициентов корреляции и относительной погрешности.

Затем эксперту предлагалось выполнить прогноз на следующий момент времени. Процесс продолжался до исчерпания фактических уровней ряда (в нашем случае, в качестве оптимального количества членов динамического ряда для процедуры краткосрочного прогноза принято значение, равное 12 ($n=12$)).

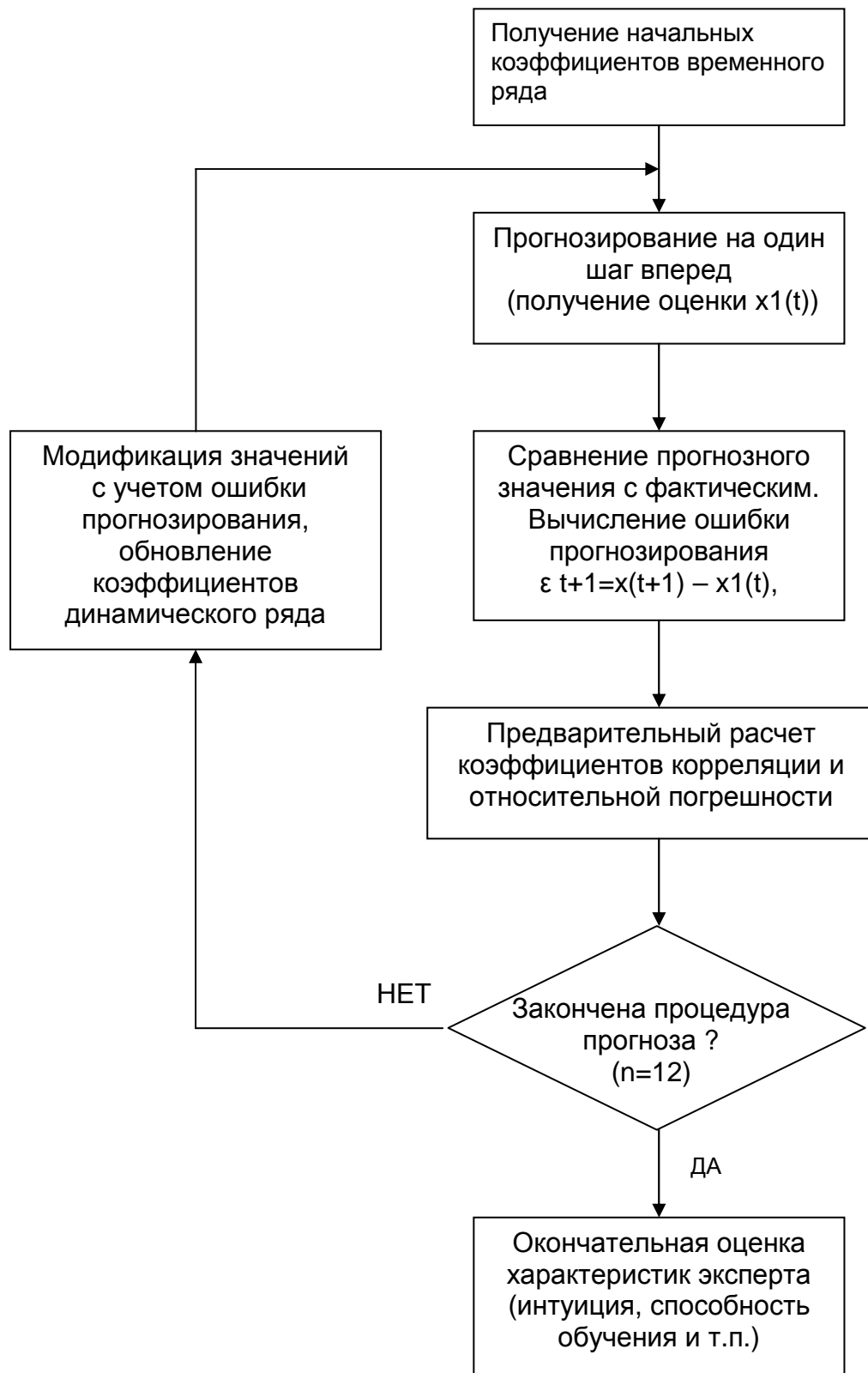


Рис. 18. Общая схема алгоритма, реализующего принципы адаптивного прогнозирования.

Эксперту предоставлялась возможность в любой момент времени сравнить прогнозируемые им значения с фактическими данными, получить информацию об изменении коррелируемых параметров и, исходя из этого,

скорректировать значение производственного фактора на следующем шаге процедуры прогноза. Вся требуемая информация выводилась на экран монитора ПЭВМ в удобном для восприятия виде (графики, диаграммы и т.д.). По желанию эксперт мог получить количественные характеристики тех или иных показателей в любой момент времени. Процесс окончательного выбора прогнозируемого значения решался каждым экспертом персонально.

Получение общей оценки анализируемых характеристик эксперта состоял в нахождении такого значения, которое обеспечивало бы отражение тенденции процесса прогнозирования при одновременной фильтрации случайных отклонений от нее.

Обобщив вышеизложенное, можно заключить, что определение составляющих вектора компетентности в настоящей работе было реализовано с помощью методов, наиболее подходящих для оценки той или иной личностной характеристики эксперта.

Разработанная система предоставила для исследователя широкие возможности выбора методов определения составляющих ВК. К ним относятся: анализ апостериорных данных о протекании производственного процесса; выбор соответствующей психодиагностической методики тестирования; использование адаптивных алгоритмов и процедур прогнозирования и т.п.

3. Практика определения компетентности нейросетевым методом

Широкий спектр информационных технологических задач относится к задачам распознавания образов, общей ключевой проблемой которых является выделение полезного сигнала на фоне шума. Информационный шум на производстве возникает вследствие колебаний параметров сырья, флуктуаций в самом технологическом объекте, из-за изменения внешних условий и недостаточной компетентности обслуживающего персонала. Так как нейронные сети более всего похожи на математические модели процессов типа “черного ящика” (но не являются их аналогами!), то их применение прежде всего связано с известными статистическими методами обработки выбросов, определения частоты и числа наблюдений, критериями их классификации. В последних все сводится к вычислению границ распознавания “свой–чужой”, “годен–не годен” и т.п. Если мощность полезного сигнала по сравнению с производственными шумами велика (более 30 дБ), то вычисление критериев классификации практически любыми методами не представляет затруднений и распознавание технологической ситуации (ТС) происходит однозначно и с высокой степенью вероятности (более 0,9). Другое дело, если мощность сигнала сравнима с мощностью шума. Например, в статистической радиотехнике рассматривается некоторое пороговое значение отношения мощностей сигнал/шум (S/Π), равное 1 и характеризующееся величиной корреляционной связи между входным и выходным сигналами, соответствующей 0,707. Доказывается, что ниже этого порога распознавание или обнаружение не гарантируется [10]. Построение для этой цели сложных и дорогих корреляционных фильтров в некоторых случаях повышает указанное соотношение, но одновременно порождает другие проблемы, связанные с необходимостью длительного наблюдения полезного сигнала, параметры которого при наблюдении не должны изменяться. Как правило, технологические процессы в промышленных

объектах имеют высокие производственные шумы и по своей природе нестационарны, поэтому проводить на них такие наблюдения не представляется возможным.

Перечисленные особенности полностью переносятся на функционирование нейронных сетей. Хотя нейронные сети в целом устойчивы к шумам, однако у этой устойчивости есть предел. Например, выбросы, т.е. значения, не принадлежащие к выборке исходных данных некоторой переменной, поданной на вход нейросети, могут исказить результаты и вызвать ошибку обучения. По этому поводу академик О.И. Ларичев [11] отметил, что ошибка ошибке рознь. Особенно опасны те ошибки, которые совершаются у самой границы, так как они меняют её вид. В экспертных системах классификации на распознавание граничных элементов тратится в 2-3 раза больше времени, чем на классификацию состояния объектов, находящихся внутри класса. Если не предпринимать специальных мер по обработке шумящей информации перед тем как её подавать на входы суммирующих элементов нейросети, то последняя теряет свои преимущества в решении задач распознавания перед обычными статистическими методами.

3.1. Методы моделирования нейропроцессов при распознавании и классификации

Известно существенное преимущество человека перед машиной при обнаружении и классификации сигналов в условиях сильных помех [12]. Так речь может быть разборчивой в таких зашумленных помещениях, как салон самолета или кабина такси. Разборчивость сохраняется даже при наличии всего двух уровней сигнала (<0 и >0), когда имеет место явление “клиппирования” речи.

При зрительной идентификации человеком объектов шум иногда играет даже положительную роль. Так глаз имеет повышенную чувствительность к границам участков с одинаковыми уровнями квантования

сигнала, например, при передаче таких изображений, как небо, где яркость и цвет меняются плавно. Уменьшить нежелательное влияние таких границ можно путем введения в квантуемое изображение небольшого по уровню шума – “снега”. Хотя полная ошибка квантования при этом увеличивается раза в два, но визуальное восприятие улучшается в результате расплывания границ. Данная методика нечеткой обработки сигнала применена, например, в интеллектуальных модулях телевизионных приемников фирмы “PHILIPS”.

В реальной жизни при распознавании сигналов человеком, пороговая граница соотношения мощностей сигнал/шум снижается до значений, меньших 1. В качестве примера приведем изображение сигналов в виде импульсов прямоугольной (рис. 19, а) и прямолинейной (рис. 19, б) формы при критическом соотношении мощностей сигнал/шум. При рассмотрении этих изображений зрительно без труда устанавливаются наличие импульса между отметками времени, равными 41 и 61 мин и линейная форма тренда, в то время как для математических моделей и систем распознавания без участия оператора эта задача является пока неразрешимой.

а)



б)

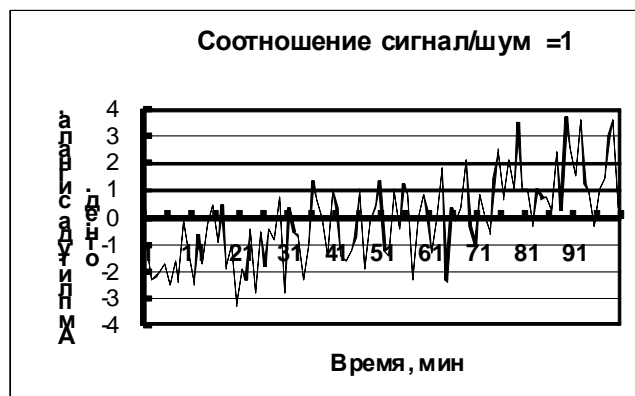


Рис. 19. Примеры типичных сигналов в технологических процессах:
а – П-образный импульс управления; б – линейный тренд

Современные представления об информационных процессах, происходящих в человеческом мозге учитывают их ассоциативный характер, поэтому при построении математических моделей для компьютерного моделирования и решения задач классификации и распознавания также предусматривают ассоциативные операции с информацией в виде информационных гранул – чанков (chunk) [11]. Чанки – элементы знаний с четкими смысловыми границами (1 бит, слово, образ) извлекаются (актуализируются) из долговременной памяти в кратковременную (оперативную) память, где соотносятся с оперативной информацией, поступающей с объекта также в виде элементарных единиц информации, которые человек способен сразу и целиком распознать, закодировать и запомнить. Объём оперативной памяти невелик, составляет 7 ± 2 чанков, поэтому способности специалиста к распознаванию технологических ситуаций всецело определяются знаниями (образами, понятиями и решающими правилами) об объекте, хранящимися в долговременной памяти. Выбор того, какие именно чанки следует извлечь из долговременной памяти (прошлого опыта) в виде эталонов для сопоставления носит интуитивный характер и по законам ассоциаций происходит на подсознательном уровне. Поэтому эти знания не могут быть в полной мере вербализованы и использованы в математических моделях или базах знаний экспертных систем.

Нейронные поля в этом плане имеют больше возможностей. Соединения ассоциативных элементов, роль которых выполняют нелинейные элементы – нейроны, формируют как идентифицируемые объекты в виде кластеров, так и границы распознавания, которые имеют нечеткий характер. В процессе обучения человека происходит запоминание – перенесение из кратковременной памяти в долговременную – как свойств задействованных нейронов с их синапсами, так и характеристик входных элементов –

рецепторов, с входными каналами связи нейронов. При математическом описании работы и обучения нейросети это соответствует моделированию нечетких ассоциативных границ, например, путем представления активационной функции нейрона в виде функции принадлежности (ФП) [13]. ФП – функция, определяющая степень вероятности принадлежности параметра к тому или иному понятию. Однако пока не существует ответов на вопросы о том, какой вид должна иметь ФП, т.е. быть разной или одинаковой формы для нейронов промежуточных слоев, как должно осуществляться обучение таких нейросетей.

Для решения задачи распознавания в 1957 г. Ф. Розенблатт [14] создал перцептрон, содержащий 3 слоя элементов. В этой конструкции 2-ой, промежуточный слой, нейронов содержал модели ассоциативных элементов. Однако их характеристики отдельно не определялись, а обучение перцептрона происходило путем изменения весов связей выходного нейрона. Ничего не было предусмотрено и для повышения помехоустойчивости нейросети, так как входная информация поступала прямо на рецепторы перцептрона. В итоге трехслойный перцептрон был способен решать только простые задачи. Для преодоления этой ограниченности обратили внимание на многослойную конструкцию нейросети, предназначенную для моделирования процессов заданной сложности. Однако научный поиск оптимального количества слоев нейронов и их характеристик продолжается по настоящее время, а достигнутые результаты невелики и основываются в основном на эвристических приемах программирования.

Академик Н.М. Амосов [15] предложил нейроструктуры рассматривать как активные семантические сети моделей (М-сети). Принцип работы такой нейросети основывался на том, что в каждый дискретный момент времени τ состояние М-сети может быть описано распределением возбуждений её узлов. Далее применяли специальную процедуру пересчёта для отображения состояния М-сети на её последующее или конечное состояние в момент $\tau + 1$. Впервые такая динамическая нейросеть была практически реализована для

целей управления нейророботом “Спиди”. Нововведением А.Н. Амосова являлось также то, что промежуточные нейроны конкретно предназначались для моделирования эмоций и чувств (страха, уверенности, риска и т.п.) на основе ассоциаций. Обучение нейроробота “Спиди” происходило путем задания матрицы весов связей между нейронами, обеспечивающей в целом заданный уровень “смелости” или “осторожности” при выполнении нейророботом отданного приказа на действие. В первоначальный этап обучения “Спиди” входило также построение передаточных характеристик сенсоров нейроробота, которые в дальнейшем не изменялись. К сожалению, в России это направление, связанное с представлением нейросети как детерминированной модели, не получило развитие и было забыто.

3.2. Применение составного нейрона в компьютерных программах – эмуляторах

Повысить до необходимого уровня шумовую помехозащищенность нейросетей, реализуемых на стандартном программном обеспечении и получить удовлетворительные результаты по распознаванию ТС на реальных технологических объектах возможно путем совместного применения ассоциативной фильтрации и суммирования сигналов с дополнительных информационных входов. В качестве примера рассмотрим механизм обработки информации с использованием множественной корреляции, который реализуется в схеме составного нейрона, предназначенного для распознавания изображения цветных объектов. Схема построена на основе информационной теории цветного человеческого зрения и приведена на рис. 20.

Зрительный нейрон содержит синапсы с величиной связей W_i , сумматор S , нелинейный активатор F . Он осуществляет преобразование вектора входного сигнала яркости X в электрический импульс Y , который изменяется при сканировании глазом изображения. Отличительной особенностью модели составного нейрона по сравнению с обычной

структурой является наличие на входе слоя ассоциаторов красного (R), зеленого (G), синего (B) цвета с передаточными характеристиками в виде ФП. Составной нейрон применяется на входе нейросети и его ассоциаторы выполняют роль нечетких фильтров информации, поступающей от дополнительных информационных каналов. Такой дополнительной информацией, наряду с сигналом яркости Y, в данном случае являются сигналы цветности R,G,B.

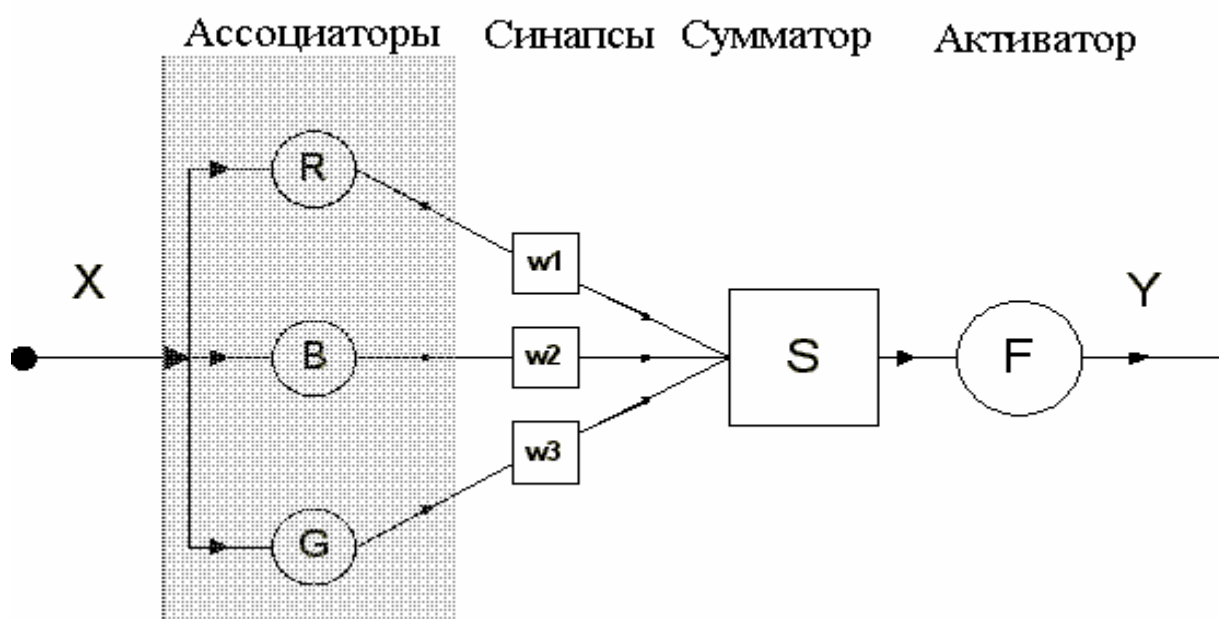


Рис. 20. Составной нейрон

Спектральные характеристики глаза хорошо изучены, поэтому определение на их основе ФП ассоциаторов не представляет трудностей. Вид ФП, рассчитанный и построенный с помощью компьютерной программы, реализованной в Excel показан на рис. 21.

Выбор формы ФП обеспечивает полосовую фильтрацию помех в каналах сигналов R, G, B и, тем самым, эффективное подавление мультиколлинеарности (межканальной корреляции), которая представляет нежелательное явление в рассматриваемом механизме множественной корреляции.

Эффективность применения ассоциаторов покажем на примере расчета множественной корреляции основного сигнала Y с сигналами цветности R,

G, B. Методика расчета известна и состоит в определении коэффициента множественной корреляции $R_{y/rgb}$ по заданным значениям локальных коэффициентов корреляции между сигналами r_{ij} :

$$R_{y/rgb} = (1 - \Delta/\Delta_{11})^{0,5}, \quad (3.1)$$

где $R_{y/rgb}$ – коэффициент множественной корреляции;

Δ – определитель (4X4) – мерной корреляционной матрицы,

$$\Delta = \begin{vmatrix} 1 & r_{yr} & r_{yg} & r_{yb} \\ r_{ry} & 1 & r_{rg} & r_{rb} \\ r_{gy} & r_{gr} & 1 & r_{gb} \\ r_{by} & r_{br} & r_{bg} & 1 \end{vmatrix}; \quad (3.2)$$

Δ_{11} – определитель, получаемый из Δ вычеркиванием первой строки и первого столбца.

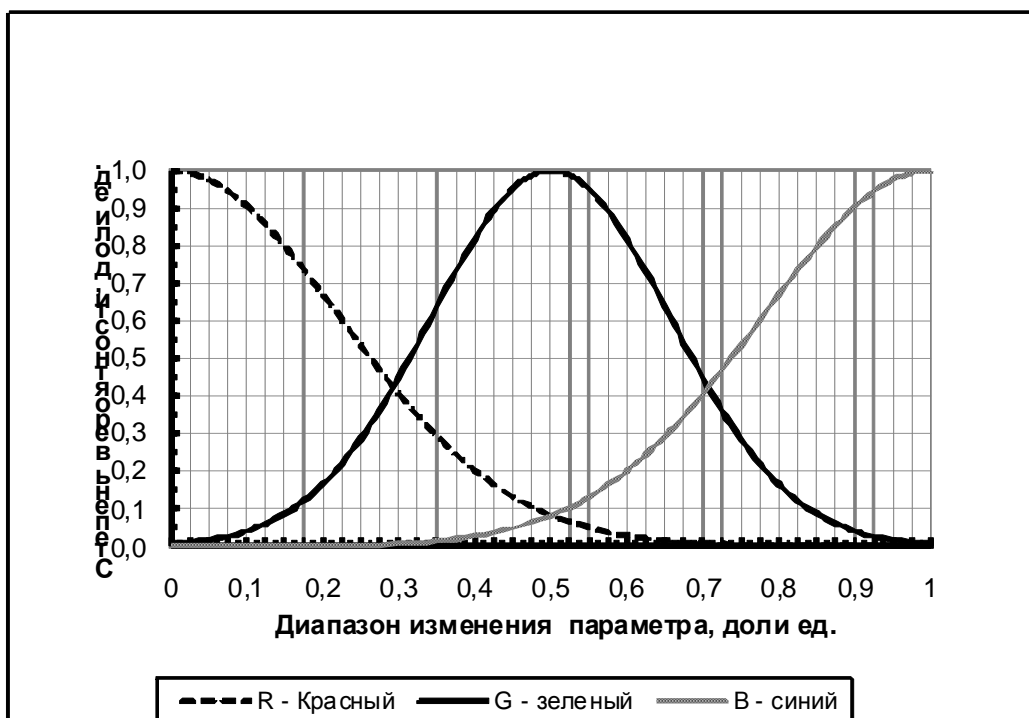


Рис. 21. Характеристики ассоциаторов R, G, B как функции принадлежности

В качестве исходных условий расчета в этом примере покажем, что мощность шума равна мощности входных сигналов ($C/\text{Ш} = 1$, $R_{y/i} = 0,707$), а характеристики ассоциаторов обеспечивают подавление посторонних сигналов на уровне, при котором взаимные коэффициенты корреляции r_{ij} не превышают 0,25. Таким образом задается, что при использовании для распознавания только одного какого-либо сигнала, объекты неразличимы.

Эффект от применения всех сигналов получаем, подставляя в определители исходные данные для расчета множественной корреляции. В этом случае значение коэффициента $R_{y/rgb} = 0,999$, что соответствует подавлению шумов на уровне более 35 дБ и, следовательно, надежному распознаванию объекта составным нейроном.

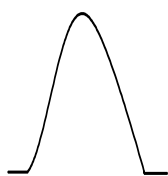
Рассмотренный пример показывает целесообразность применения составных нейронов не только для зрительного распознавания изображений. В сложных технологических объектах также возможно выделение новых информационных каналов и применение множественной корреляции для распознавания ТС.

Таким образом, при обработке технологической информации с помощью нейросетей на их входе следует применять составные нейроны с ассоциаторами.

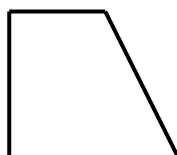
3.3. Основные этапы практического определения компетентности специалистов

3.3.1. Характеристики ассоциаторов как функции принадлежности

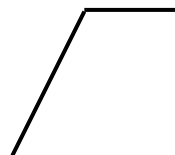
Вид ФП задается экспертом-технологом и может быть произвольным. Например, для входных параметров в технологических процессах целесообразно принимать следующие формы ФП [13]:



“низкий”



“оптимальный”



“высокий”

В качестве исходной используют ФП нейтрального характера, описываемую кривой вероятности погрешности Гаусса. Построение ФП удобно производить в Excel, применяя вначале функцию “Частота” для расчета гистограммы распределения выбранного технологического параметра (например, температуры в обжиговой печи), а затем, ориентируясь на внешний вид полученной гистограммы, производить синтез ФП по алгоритму, сочетающему вычислительные и графические возможности электронных таблиц (рис. 22).

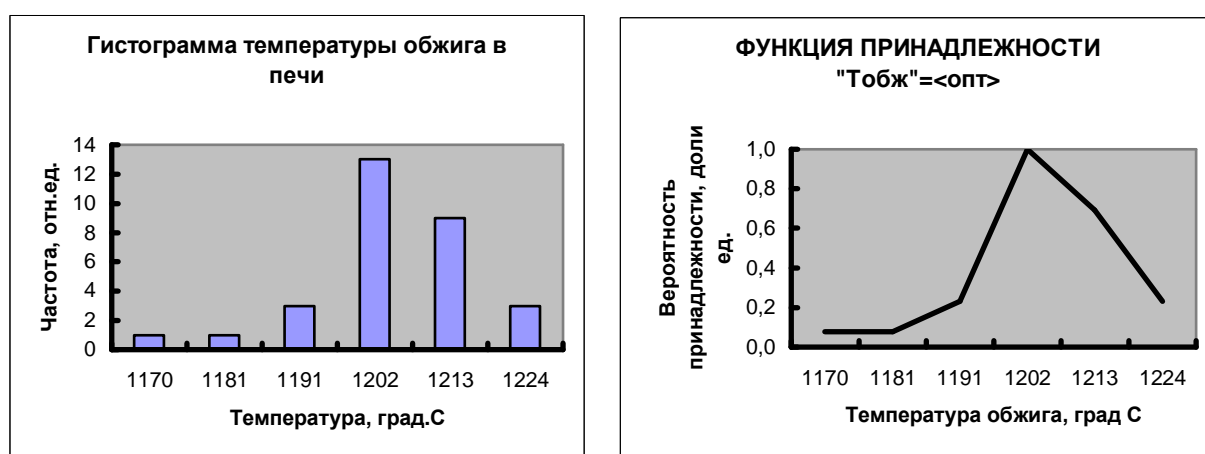


Рис. 22. Гистограмма ТП “Температура обжига” и соответствующая ей ФП

В соответствии с возможностями Excel методика определения ФП состоит в следующем.

Формируется исходная таблица расчета базовой ФП, описывающей лингвистические переменные <нзк>, <опт>, <вск> (<мал>, <опт>, <блш>). Фрагмент таблицы представлен ниже (табл. 7). В ней обозначено:

$X_{исх}$ – исходные значения технологического параметра (ТП) в нормализованной форме, заданные шагом 0,025;

$X_{эксп}$ – значения ТП, заданные экспертом; ФП = <нзк> – значения ФП, соответствующие лингвистической переменной <нзк>.

Значения ФП выводятся также в графической форме. Для коррекции экспертом кривой ФП на графике, что более удобно, используется механизм Excel динамической связи данных, автоматически изменяющий значения в

ячейках таблицы, при изменении положения координат точек на графике. Поэтому, если эксперта по какой-либо причине не устраивает вид ФП, предлагаемый в исходном варианте, он, согласно правилам работы с диаграммой Excel, может изменить форму графика ФП по своему усмотрению. При этом происходит синхронный пересчет табличных значений ФП.

Таблица 7

Исходная таблица расчета базовой ФП

A	B	C	D
№ п/п	$X_{исх}$	$X_{эксп}$	ФП=<нзк>
1	0	0	1,0
2	0,025	0,025	–
3	0,05	0,05	–
4	0,075	0,075	–
5	0,1	0,1	–
–	–	–	–
M	0,5	0,5	-
–	–	–	–
–	–	–	–
–	–	–	–
N	1,0	1,0	0,0

Исходные значения ФП рассчитывают по формулам, обеспечивающим оптимальные условия распознавания технологических ситуаций нейросетью в случае использования кривой Гаусса.

$$\text{ФП } \langle \text{нзк} \rangle = \text{EXP} (-10 X_{\text{эксп}}^2); \quad (3.3)$$

$$\text{ФП } \langle \text{опт} \rangle = \text{EXP} (-10 (X_{\text{эксп}} - 0,5)^2); \quad (3.4)$$

$$\text{ФП } \langle \text{вск} \rangle = \text{EXP} (-10 (X_{\text{эксп}} - 1,0)^2); \quad (3.5)$$

где ФП <нзк> – значения ФП, соответствующие лингвистической переменной <нзк>;

$X_{\text{эксп}}$ – значения ТП, заданные экспертом;

ФП <опт> – значения ФП, соответствующие лингвистической переменной <опт>;

ФП <вск> – значения ФП, соответствующие лингвистической переменной <вск>.

В представленной версии методики предусмотрена возможность экспертного задания ФП указанных видов для всех используемых ТП. Сформированные таким образом ФП далее применяются для определения входных сигналов нейросети по текущим значениям ТП в ассоциаторах.

Алгоритм расчета входных сигналов состоит в следующем:

- определяется нормализованное значение ТП:

$$X_{\text{отн}} = (X - X_{\text{min}}) / (X_{\text{max}} - X_{\text{min}}), \quad (3.6)$$

где $X_{\text{отн}}$ – нормализованное значение ТП, X – текущее значение ТП, а X_{min} , X_{max} – минимальное и максимальное значения ТП, заданное экспертом в выбранном диапазоне изменения ФП соответственно;

- найденное значение $X_{\text{отн}}$ ставится в соответствии с табличной величиной $X_{\text{эксп}}$, заданной экспертом;
- определяется значение ФП, соответствующее установленному $X_{\text{эксп}}$.

С целью реализации двух последних пунктов разработанного алгоритма составляются формулы Excel, предусматривающие необходимые логические операции. Данные формулы учитывают монотонно возрастающий (убывающий) характер ФП = <вск>, (ФП = <нзк>) и экстремальный характер ФП = <опт>.

Для ФП = <нзк>:

$$B1 = \text{Если} (A1 \leq C1; D1; 0);$$

$$BN = \text{Если} (A1 \leq CN; DN; 0);$$

$$D1 = \text{МАКС} (B1 : BN).$$

Для ФП = <вск>:

$$B1 = \text{Если} (A1 \geq C1; D1; 0);$$

$$BN = \text{Если} (A1 \geq CN; DN; 0);$$

$$D1 = \text{МАКС} (B1 : BN).$$

Для ФП = <опт>:

$$B1 = \text{Если} (A1 \geq C1; D1; 0);$$

$$BM = \text{Если} (A1 \geq CM; DM; 0);$$

$$BN = \text{Если} (A1 \leq CN; DN; 0);$$

$$D1 = \text{Если} (A1 \leq 0,5; \text{МАКС} (B1 : BM); \text{МАКС} (BM : BN)).$$

Здесь текущее значение ТП, равное $X_{отн}$, помещается в ячейку A1, далее в ячейках B1 – BN производится сравнение $X_{отн}$ с дискретными табличными значениями $X_{эксп}$ и выдаются значения ФП, содержащиеся в ячейках D1 – DN.

В ячейку D1 помещается найденное значение ФП*, соответствующее условию $X_{отн} = X_{эксп}$. Определенная таким образом величина ФП* используется далее как входная величина ТП для синапсов нейросети. Описанный алгоритм легко тиражируется в Excel согласно необходимому количеству входных ТП в решаемой с помощью нейросети вычислительной задаче.

3.3.2. Экспертные оценки для нейронной сети

Перспективным направлением в информационных технологиях являются методы экспертного оценивания, используемые в виде человеко-машинных процедур нового поколения [16]. Однако известные методы экспертных оценок имеют существенные недостатки, ограничивающие область его применения в нейронных сетях. Например, изменение числа рассматриваемых вариантов может также изменить предпочтения специалиста, что не учитывается при обработке экспертных данных компьютером, а существующий математический аппарат выбора альтернатив не дает выхода на общеизвестные характеристики качества (относительную погрешность, достигнутый класс точности и пр.) результатов экспертизы.

Разработанный в УрФУ метод экспертного оценивания с применением ПЭВМ сочетает в себе известные положения теории выбора и принятия решений [16] с расчетом объективных характеристик компетентности специалиста, непосредственно проводящего экспертизу [17]. Это отличает предлагаемую человеко-машинную процедуру от известных ранее способов обработки экспертных оценок технологических ситуаций и повышает надежность и достоверность результатов экспертизы. Результаты получаются в виде нормированных величин, являющихся входными сигналами для

нейросети. Процедура основана на математической модели экспертного оценивания, представленной системой уравнений (3.7).

Решение данной системы уравнений осуществляется согласно алгоритму, представленному на рис. 23, и реализовано, например, в компьютерной программе “Эксперт-проект”, разработанной на кафедре вычислительной техники УрФУ в системе Excel.

$$\left. \begin{aligned}
 A &= \{ A_1, A_2, \dots, A_i, \dots, A_k \}; \\
 K &= \{ K_1, K_2, \dots, K_j, \dots, K_m \}; \\
 \Phi K &\geq \langle D \rangle; \\
 KЭ &= \| a_{ij} \|_{m \times m}; \\
 AЭ &= \| b_{ij} \|_{k \times k}; \\
 D &= \| D_{ij} \|_{k \times m}; \\
 d &= \{ a_1, a_2, \dots, a_m \}; \\
 w &= D \times d; \\
 S &= \max \{ S_i \}; \\
 & i = 1, k.
 \end{aligned} \right\}, \quad (3.7)$$

где A – множество альтернатив;

K – множество критериев;

ΦK – функция компетентности эксперта;

D – лингвистическая переменная “Достаточная“;

$KЭ$ – матрица экспертных оценок весов признаков a_{ij} ;

$AЭ$ – матрица экспертных оценок степени пригодности b_{ij} альтернативы A_i по критерию K_j ;

D – матрица относительных весов D_{ij} альтернатив по каждому критерию;

d – собственный вектор матрицы $KЭ$;

w – вектор взвешенных сумм экспертных оценок для множества A ;

S – взвешенная сумма экспертных оценок наилучшей альтернативы.

Результатом работы алгоритма являются нормированные значения оценок глобальных приоритетов альтернатив и распределения возможностей относительно наилучшей альтернативы.

Что необходимо учитывать при подготовке входных данных в виде экспертных оценок для нейросети?

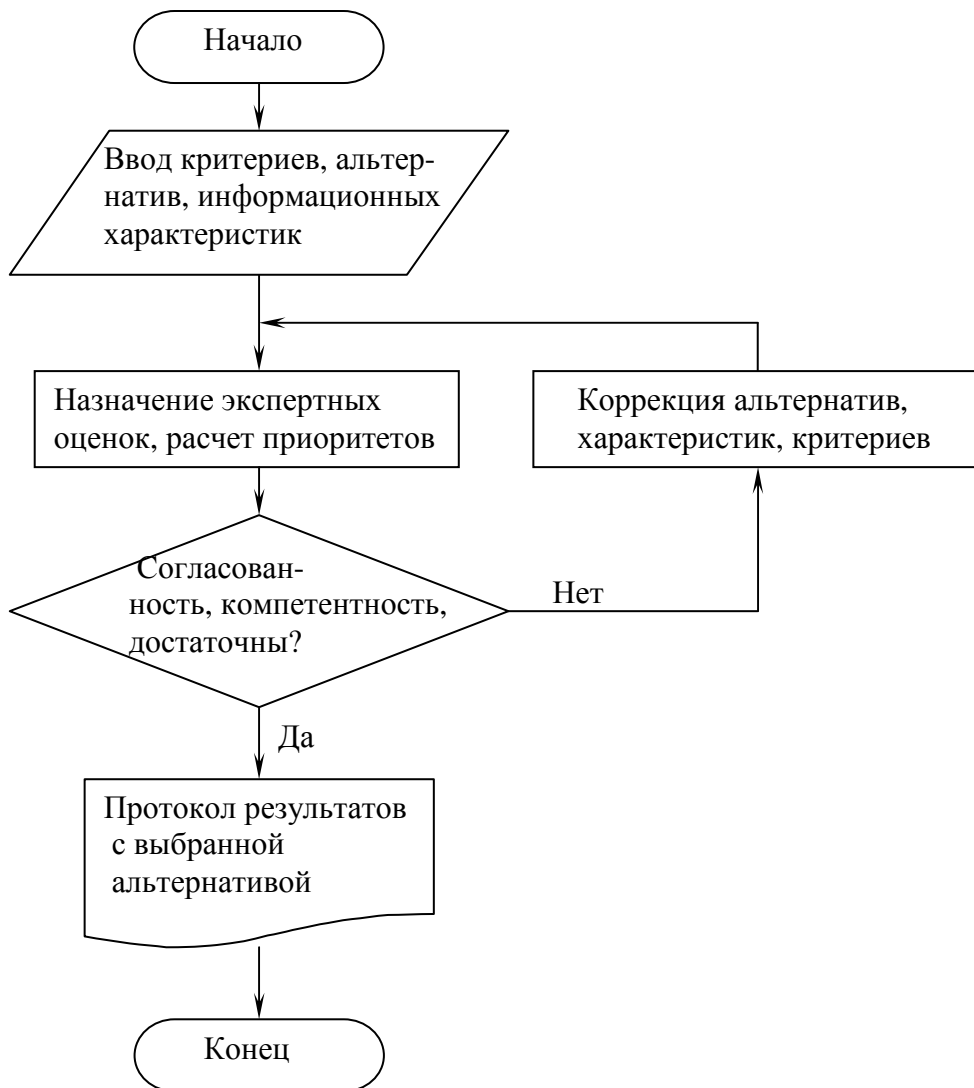


Рис. 23. Алгоритм обработки экспертных оценок для нейросети

Экспертное оценивание включает важный этап формализации качественных характеристик, часто имеющих место в творческой деятельности специалиста. Эти характеристики задаются на основе опыта, интуиции и квалификации эксперта. Формализация осуществляется путем перевода в баллы лингвистических переменных, используемых для сравнения вариантов:

- “лучше – хуже”,
- “менее – более”,
- “примерно одинаково” и т.д.

Поэтому компьютерную программу, эмулирующую работу нейросети следует рассматривать как эффективное дополнение к традиционным методам и приемам обработки качественной информации. Однако в связи с этим не только упрощаются, но, наоборот, повышаются требования к подготовке первичной информации на этапе, предшествующей экспертизе.

Некорректно собранная информация затрудняет операцию назначения баллов экспертом, в результате чего степень согласованности оценок может быть недостаточной.

Неудачный выбор критериев и альтернатив не позволяет найти достаточно сильные отличия в них, выражаемые числом различных экспертом градаций и получить необходимую точность экспертизы. Указанное имеет прямое отношение к степени компетентности специалиста, подготавливающего информационное обеспечение и проводящего экспертизу.

Подготовка информационного обеспечения в производственных условиях должна включать следующие типовые мероприятия:

- рассмотрение технологических схем действующих процессов и их оборудования для выбора альтернатив;
- подбор критериев и их информационных характеристик для последующего сравнения;
- оценка новизны: видов сырья;
машин и аппаратов;
методов обработки сырья и подготовки полуфабрикатов;
- рассмотрение способов механизации автоматизации отдельных технологических и транспортных операций, линий цехов.

Надежность результатов экспертизы должна подтверждаться метрологическими характеристиками, найденными на основе информационной теории вероятностей и ошибок и являющимися, вследствие этого, объективными показателями компетентности эксперта.

3.3.3. Эталоны для обучения нейросети

Эталонные ТС необходимы для обучения нейросети. Для специалиста, решившего применить нейросеть для решения какой-либо производственной задачи встает вопрос: какие ТС из их текущей череды выбрать в качестве эталонных? По аналогии с [2] перечислим основные положения, которые необходимы соблюдать при их выборе.

1. Технологические данные для обучения должны быть представительными (репрезентативными) как в совокупности, так и каждое в отдельности. Мнение программистов “garbage in, garbage out” (“мусор на входе – мусор на выходе”) нигде не справедливо в такой степени, как в нейросетевом моделировании.
2. Будущее не похоже на прошлое. Данные, собранные за прошлый период, могут не действовать в будущем. Это важно при определении размера “временного окна” и частоты обновления технологической информации.
3. Данные должны быть типовыми для рассматриваемой ТС. Нейросеть не может правильно решать задачи распознавания для резко отличающихся ТС, данные которых не входили в диапазон обучающего множества.
4. Набор данных должен быть сбалансирован. Необходимо стремиться к тому, чтобы информация для различных ТС в обучающей выборке была представлена равномерно, без выбросов.

В производственных условиях перечисленные требования практически реализуются в правильном выборе и обработке целевой функции, применяемой, например, при решении задачи оптимального управления. В этом случае ТС, соответствующая минимуму материальных, энергетических и информационных затрат выбирается в качестве эталона обучения. Кроме того, вид целевой функции для выбора эталонов должен отвечать следующим требованиям:

1. *Согласованность*. Целевая функция должна строиться на известных связях между входными и выходными параметрами, приведенных к одной координате объекта и моменту времени.
2. *Однозначность*. Одна целевая функция должна отражать изменение только одного критерия и иметь четкий физический смысл.
3. *Экстремальность* (вогнутость). У целевой функции должна быть ярко выраженная экстремальная область, распознаваемая экспертом.
4. *Ориентированность* на конкретный критерий, определяющий экономическую эффективность ТС.
5. *Соответствие*. Характер целевой функции и количественные характеристики ТС должны обеспечивать успешную оптимизацию технологического процесса.
6. *Управляемость*. В качестве аргументов должны фигурировать технологические параметры, поддающиеся управлению с помощью нейросети.

Для удовлетворения перечисленных требований целевую функцию $F_{ц}$ располагают на графике в координатах X-Y (например, производительность – расход топлива), задавая последовательный ряд текущих ТС с условными номерами N1,... N12, как это изображено на рис. 24. Далее фиксируют точку оптимума с координатами $X_{опт} Y_{опт}$ и выбирают $ТС_{опт}$ с N6 как наиболее подходящую, по мнению эксперта, в данном случае к оптимальным условиям.

В реальности часто приходится наблюдать большой разброс местоположений текущих ТС на графике относительно кривой целевой функции $F_{ц}$. Фактически определение положения $ТС_{опт}$ также представляет собой задачу распознавания объекта, каковым является $ТС_{опт}$, на фоне изображения траектории технологического процесса с производственными шумами. Трудности решения такой задачи были отмечены выше, поэтому в данном случае, при выборе $ТС_{опт}$ в качестве эталона для обучения еще не созданной нейросети часто прибегают к производственному опыту и

инженерной интуиции специалистов. Так опытный производственник может уверенно выбрать не только $TC_{\text{опт}}$, но и указать пределы изменения X, Y , соответствующие их оптимальному, низкому и высокому значениям.

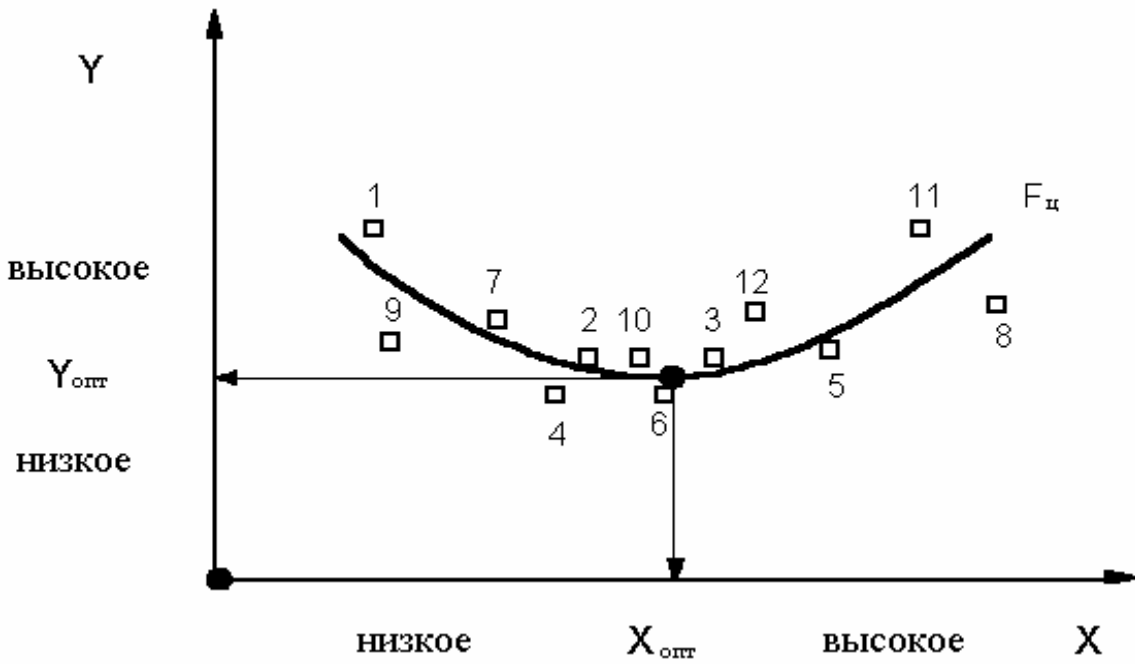


Рис. 24. Выбор оптимальной ТС в качестве эталона для обучения нейросети

Построение кривой $F_{ц}$ в условиях производственного шума необходимо дополнять корреляционной обработкой технологической информации. При выборе эталонов следует руководствоваться величиной коэффициента корреляции r для $F_{ц}$, значения которого должны быть не ниже граничных значений, приведенных в табл. 8.

Таблица 8

Значения граничных коэффициентов корреляции в зависимости от количества ТС на графике $F_{ц}$

Количество ТС	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12
r	0,998	0,995	0,990	0,980	0,950	0,707	0,665	0,632	0,602	0,576

Здесь предусмотрено, что наименьшее количество точек, по которым может быть построен график $F_{ц}$ равняется 3. В то же время рассмотрение большего количества, чем 12 (числа, кратного количеству недель, месяцев в

году) ТС нецелесообразно из-за ограничений на кратковременную память технолога-эксперта.

Если требуется несколько эталонов, (например, для диагностики дефектов продукции) их выбирают в зависимости от сочетания технологических факторов, от которых зависят эти дефекты, пользуясь значениями их ФП:

$$\text{ФП}=\lambda (\text{НЗК, ПНЖ, ОПТ, ПВШ, ВСК}), \quad (3.8)$$

где ФП – значения ФП;

λ – квантификатор лингвистической переменной;

НЗК, ПНЖ, ОПТ, ПВШ, ВСК – лингвистические переменные “низкий”, “пониженный”, “оптимальный”, “повышенный” и “высокий” соответственно.

Результаты определения эталонов сводят в обобщающую таблицу 9.

Таблица 9

Значения технологических факторов для эталонных ТС

Дефекты	Д0	Д1	Д2	...	ДN
N нейронов	Н0	Н1	Н2	...	НN
Фактор 1	ОПТ	НЗК	ВСК	...	ПНЖ
Фактор 2	ОПТ	ПВШ	ПНЖ	...	ПВШ
...
Фактор N	ОПТ	ПНЖ	НЗК		НЗК

В таблице предусматривается бездефектная (Д0) ТС, когда все технологические факторы равны своим оптимальным значениям.

Количество факторов зависит от объема базы знаний в системе автоматизированного контроля технологического процесса, а количество различаемых лингвистических переменных и дефектов продукции определяется опытом и степенью компетентности специалистов. Таким образом, уже на стадии определения эталонов в обучение нейросети закладывается коллективный опыт ведения производства обслуживающим персоналом.

Общий алгоритм действий специалиста для определения необходимых эталонов обучения нейросети аналогичен алгоритму обработки экспертных оценок и приведен на рис. 25.

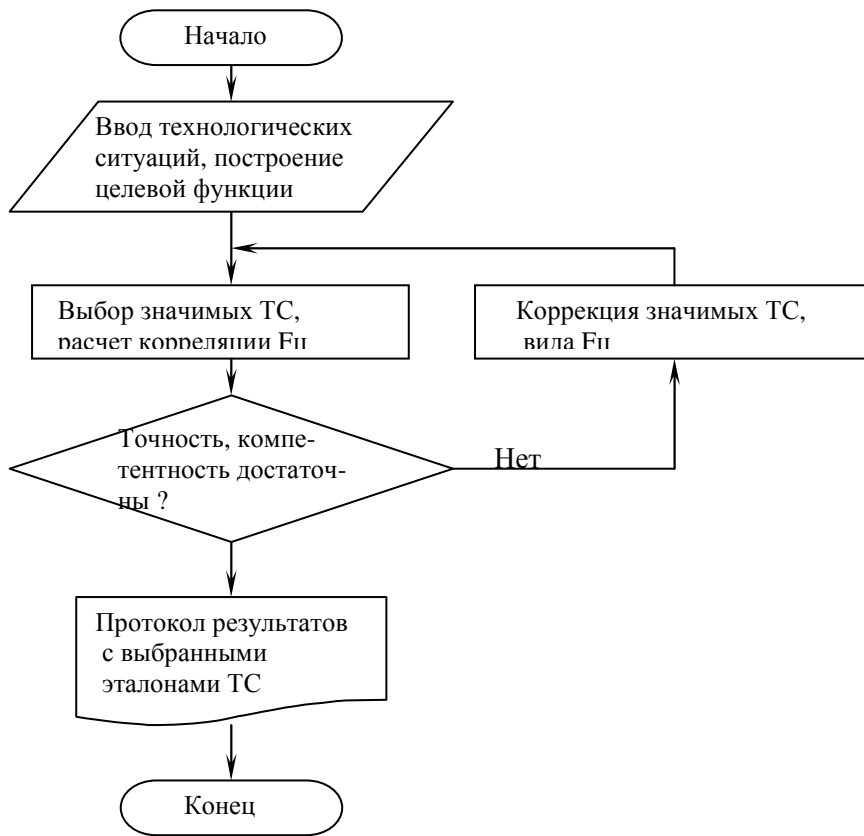


Рис. 25. Алгоритм выбора эталонов для обучения нейросети

3.3.4. Факторный анализ и повышение компетентности

Как отмечалось ранее, внутренняя структура нейросети представляется для пользователя в виде “черного ящика”. Однако бывает целесообразно “заглянуть внутрь этого ящика”, например, чтобы выяснить наличие и вид новых взаимосвязей между входными параметрами и элементами обученной нейросети. Для этого необходимо воспользоваться методами факторного и регрессионного анализа.

При проведении анализа, в случае отсутствия в нейросетевом пакете опции внутренней активации, для простой однослойной сети нейросети или входных нейронов с ассоциаторами (рис. 20) применяют тестовое множество входных сигналов. Например, чтобы определить вес w_i в каналах RGB, тестовое множество задают в виде таблицы-матрицы комбинаций входных нормированных сигналов.

В этом примере полученная гистограмма весов составного нейрона позволяет дать сравнительную оценку чувствительности к основным цветам

человеческого глаза, адаптированного, как известно, к оптическим характеристикам земной атмосферы.

Таблица 10

Матрица входных сигналов для расчета весов внутренних связей нейросети

Канал \ N комбинации	R	G	B
1	1	0	0
2	0	1	0
3	0	0	1

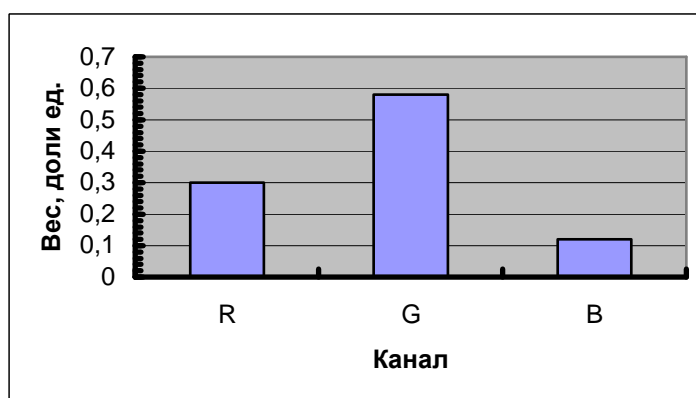


Рис. 26. Гистограмма весов составного нейрона

Обученную нейросеть можно представить как средство вычисления функции отклика в факторном или регрессионном анализе. В этом случае входные переменные нейросети будут представлять факторы, а их сочетание – определять входной вектор X в факторном пространстве по выражению транспонированной матрицы:

$$X = (x_1, \dots, x_n)^T, \quad (3.9)$$

где X – входной вектор.

Для оценки влияния на функцию отклика факторов её представляют в виде уравнения регрессии аддитивных составляющих f_i ($i=1 \dots n$):

$$Y(X) = f_1(x_1) + f_2(x_2) + \dots + f_i(x_i) \dots + f_n(x_n), \quad (3.10)$$

где $Y(X)$ – функция отклика;

x_i – факторы (входные переменные).

Обычно в качестве первого приближения принимают линейный вид функций f_i . В этом случае функция отклика $Y(X)$ определяется следующим образом:

$$Y(X) = \sum_{i=0}^n \beta_i x_i, \quad (3.11)$$

где $Y(X)$ – функция отклика;

β_i – коэффициенты регрессии;

x_i – факторы (входные переменные).

Коэффициенты регрессии β_i характеризуют чувствительность функции отклика к соответствующим факторам и находятся, например, методом наименьших квадратов при корреляционной обработке данных.

Для целевой функции коэффициент множественной корреляции отражает размер относительной дисперсии точек модели σ_Δ^2 по сравнению с дисперсией значений отклика σ_y^2 , так как $\sigma_\Delta^2 / \sigma_y^2 = 1 - R_{yx}^2$. Для оценки значимости каждого фактора следует использовать показатель в виде

$$(R_y^2 - R_{yx}^2), \%, \quad (3.12)$$

где R_y, R_{yx} – коэффициенты множественной корреляции, определяемые для случая наличия всех факторов и при отбрасывании рассматриваемого фактора, соответственно.

При выполнении факторного анализа с помощью нейросети выбирают базовую ТС, которая, как правило, входит в обучающее множество. Базовая ТС характеризуется входным вектором:

$$X^{\bar{0}} = (x_1^{\bar{0}}, \dots, x_n^{\bar{0}})^T, \quad (3.13)$$

где $X^{\bar{0}}$ – входной вектор;

$x_1^{\bar{0}}, \dots, x_n^{\bar{0}}$ – численные значения факторов входного вектора ТС, выбранной в качестве базовой.

Если определяют влияние факторов на прогнозируемые во времени значения функции отклика по формуле (3.10), то в качестве базовой ТС

задают ТС, расположенную последней по ходу времени в заданном временном окне.

Далее выбирают необходимый или определяющий фактор (например, x_i), значения которого линейно изменяют в пределах 10% от x_i^0 . Для установления характера функции f_i производят расчеты с помощью нейросети, варьируя значениями x_i и оставляя при этом постоянными на базовом уровне величины других факторов.

Принятый 10-процентный диапазон может не обеспечить линейный характер функции отклика, необходимый для расчета коэффициента β_i , поэтому результаты расчетов оформляют в виде графика зависимости $Y(x_i)$, по которому окончательно находят конкретные пределы линейного участка диапазона и соответствующее ему численное значение коэффициента регрессии.

Рассмотрим пример использования нейросети для факторного анализа доменного процесса, в котором определялось влияние содержания кислорода (O_2) в комбинированном дутье на производительность (ПР) доменной печи (ДП) в конкретной ТС. На графике рис. 27 линейный характер функции отклика наблюдался в пределах изменения входного фактора O_2 от -8,54% до +2,41% относительно его базового значения. Этим пределам соответствовало изменение производительности ПР объекта от + 4,087% до -2,634%.

Численное значение коэффициента регрессии составило:

$$\beta_{\text{ПР}/O_2} = (4,087 + 2,634) / (2,41 + 8,54) = 0,614 \% \text{ ПР} / \% O.$$

Часто особенностью функций отклика является её экстремальный характер (рис. 27) с наличием восходящих и нисходящих участков, отражающих специфику каждой ТС на объекте. Например, если доменная печь работает на различных участках этих зависимостей, то при обычных методах управления доменной плавкой часто не реализуется переход на участок характеристики с оптимальными технико-экономическими показателями. Применение нейроробота позволяет учесть данные особенности и, тем самым, повысить компетентность при управлении.

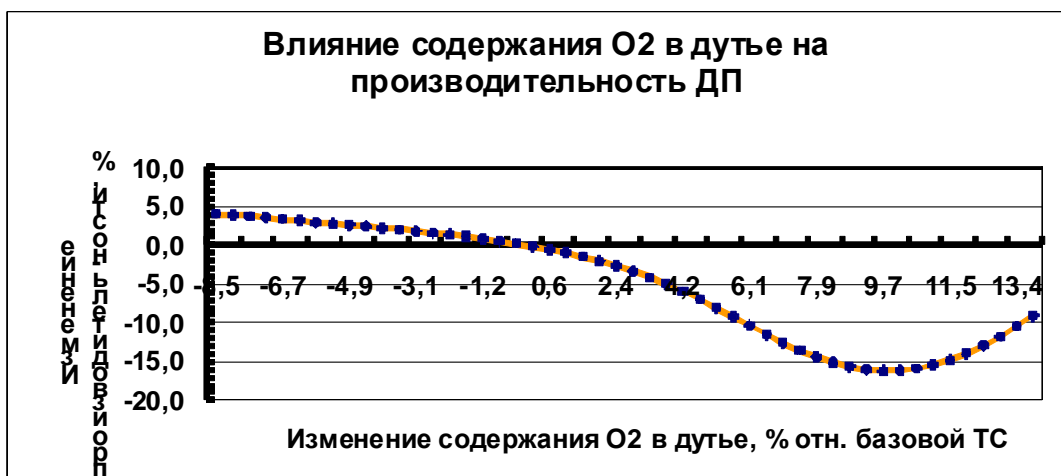


Рис. 27. Экстремальное изменение производительности доменной печи в зависимости от содержания кислорода в комбинированном дутье

Полученные новые знания с помощью нейросетевого факторного анализа могут быть использованы технологами или мастерами доменной печи для разработки перспективных технологий и повышения своей компетентности.

3.4. Представление результатов определения степени компетентности с помощью нейросетей и нейророботов

Нейросеть в процессе распознавания ТС имитирует действия специалиста или их коллектива. Последние в своих действиях могут допускать ошибки субъективного характера. Так как именно эксперты обучают нейросеть, то не исключено попадание такой ошибочной информации в эталоны обучения. Поэтому, наряду с обычной, возникает дополнительная потребность проверки надежности результатов, полученных с помощью нейросетей. Объективная проверка на точность субъективных решений связана с задачей обобщения и формализации характеристик экспертов на основе известных метрологических понятий.

Физическая постановка задачи по определению степени компетентности эксперта заключается, как отмечалось ранее, в представлении его в виде своеобразной измерительной системы (рис. 28).

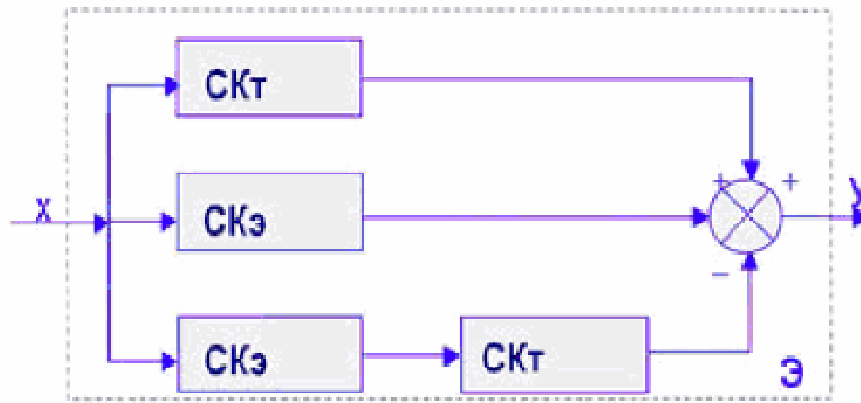


Рис. 28. Информационная схема экспертных измерений

Система состоит из функциональных звеньев с передаточными коэффициентами $СК_T$ и $СК_Z$, отражающими основные факторы, влияющие на степень компетентности эксперта и, в конечном итоге, определяющими погрешность его экспертных знаний и заключений (ЭЗЗ).

Исходная информация, представленная в виде вектора X , и поступает на вход системы и содержит две составляющие. Первая составляющая содержит ряд предварительных сведений. Эти сведения являются неизменными и включают основные характеристики технологического процесса, порядок воздействия на объект в нормальных и аварийных режимах согласно технологической инструкции. Качество знаний, полученных и усвоенных экспертом на основе внешней исходной информации, оценивают коэффициентом $СК_T$, характеризующим его степень компетентности в этом вопросе. Исходная информация, содержащаяся в технологических инструкциях, представлена в виде понятий, установленных коллективным опытом специалистов, равным образом компетентных в вопросах технологии и управления рассматриваемого объекта. В связи с этим распределение вероятностей ошибок ЭЗЗ на основе понятий в пространстве технологических признаков объект является равномерным. Равномерный закон распределения погрешностей учитывают при обработке информации в функциональных звеньях системы с коэффициентом $СК_T$. Такой подход

предохраняет от ошибочных ЭЗЗ, свойственных индивидуальному знанию, и подчеркивает преимущество коллективного опыта.

Вторая составляющая вектора X представляет совокупность изменения технологических параметров, управлений и возмущений, которая создает у эксперта текущий образ ТС на объекте. Степень соответствия мысленного образа эксперта реальному положению объекта в пространстве оценивают с помощью коэффициента $СК_3$, характеризующего корреляционные способности специалиста, как идентификатора ТС. Так как образ определяется на основе субъективного индивидуального опыта, то распределение вероятностей погрешностей ЭЗЗ в пространстве неравномерно. Для этого случая типичной является колоколообразная функция распределения ошибок, которая для случая “идеального” эксперта (не допускающего погрешностей) вырождается в кривую нормального распределения Гаусса. В этом случае в качестве наиболее вероятного образа ТС выступает состояние объекта с максимальным значением правдоподобия.

Таким образом, коэффициент $СК_3$ характеризует производственный опыт эксперта и имеет функцию ошибок с нормальным законом распределения.

Процесс сопоставления исходной и текущей информации и процедура принятия решения центральной нервной системой человека хорошо изучены и формализованы в виде правил работы экспертных систем. На основе этих правил находится общая степень компетентности эксперта, проявляемая им при формировании ЭЗЗ в виде выходного вектора Y , с учетом изображенных на рис. 28 функциональных связей между составляющими $СК_T$ и $СК_3$:

$$СК = (СК_T + СК_3) - СК_3 \cdot СК_T, \quad (3.14)$$

где $СК$ – степень компетентности эксперта;

$СК_3$, $СК_T$ – степени компетентности эксперта, найденные на основе корреляционного анализа практических данных и теоретического теста соответственно.

Численный расчет СК производится на основе среднего квадратичного отклонения (СКО) для принятых законов распределения составляющих погрешностей $\delta_{СКТ}$, $\delta_{СКЭ}$ и вида корреляционной связи между ними. При этом принимают, что функция изменения уровня теоретических знаний эксперта не критична ко времени протекания производственного процесса, который по сравнению с этой функцией является существенно более динамичным. В реальности степень компетентности эксперта, обусловленная его теоретической подготовкой, не может изменяться во времени скачкообразно или резким образом, так как процесс накопления знаний требует длительного времени. Поэтому коэффициент корреляции между $СК_T$ и $СК_Э$ практически равен нулю. Численные значения $СК_i$ нормируют для диапазона 0..1, а их зависимости представляют в виде записи нечетких функций ФК следующим образом:

$$\text{ФК} = \langle \text{ЛП}_i, \Delta\text{СК}_i, \text{ПБ}, \text{ЭО} \rangle, \quad (3.15)$$

где ФК – функция компетентности эксперта;

ЛП_i – множество лингвистических переменных;

$\Delta\text{СК}_i$ – диапазон изменения степени компетентности;

ПБ – алгоритм перебора лингвистических переменных;

ЭО – алгоритм экспертного опроса.

Для определения общепринятых объективных метрологических характеристик таких как коэффициент корреляции (r), относительная погрешность (γ) применительно к нейросети, используют систему уравнений, которые связывают эти характеристики с коэффициентами компетентности $СК_i$:

$$\sigma_{СК} = \sqrt{2 \cdot (\sigma_{СКТ}^2 + \sigma_{СКЭ}^2)} \quad ; \quad (3.16)$$

$$r_3 = \sqrt{1/(1 + \sigma_{СК})} \quad ; \quad (3.17)$$

$$\gamma_3 = \sqrt{(1 - r_3^2)/4} \quad ; \quad (3.18)$$

$$N = \frac{1}{2} \cdot \gamma_3 \quad . \quad (3.19)$$

Здесь $\sigma_{СК}$, $\sigma_{СКТ}$, $\sigma_{СКэ}$ – СКО экспертных оценок и ЭЗЗ при нахождении коэффициентов СК, СК_Т, СК_э соответственно;

$r_э$ – коэффициент корреляции, характеризующий корреляционные способности специалиста;

$\gamma_э$ – относительная погрешность ЭЗЗ;

N – число градаций ТС, различаемых экспертом на графике целевой функции.

Используя практический опыт и профессиональные знания, технолог-эксперт устанавливает по результатам обработки на компьютере входной технологической информации возможное число градаций (информационных гранул), которое он в состоянии различить в каждой конкретной технологической ситуации согласно своей степени компетентности. Для системы (рис. 28), на основе законов информационной теории измерений [10], взаимосвязь между числом различимых градаций и количеством информации выражается в виде уравнения:

$$N = 2^I, \quad (3.20)$$

где N – число градаций ТС, различаемых экспертом на графике целевой функции;

I – количество достоверной информации, бит.

Алгоритм определения степени компетентности нейросети принимается следующим. Задаются основные уровни качества результатов расчета и компьютерного моделирования, необходимые для решения конкретной технологической задачи. Далее находят значения погрешностей, которым должны удовлетворять эти расчеты. Для практического использования разработанного метода определения степени компетентности и контроля достоверности применяют таблицу 11.

Таблица погрешностей распознавания ТС с помощью нейросети и определения её степени компетентности

Относительная погрешность, %	Количество полезной информации, бит	Число градаций, различаемых технологическим экспертом, ед	Уровни вероятности результатов, доли ед	Проявленная степень компетентности	Достигнутый уровень качества результатов
> 35	0,0	1	0–0,707	недостаточная	требуется обучение или адаптация
35	1,0	2	0,707–0,891	достаточная	идентификация ТС
25	1,6	3	0,891–0,953	удовлетворительная	управление, стабилизация, прогноз
16	2,0	4	0,953–0,974	хорошая	оптимизация
12	2,6	6	0,974–0,988	очень хорошая	оптимизация с учётом риска
< 8	3,0	8	0,988–0,990	отличная	оптимизация с учётом риска

Например, если сравнение расчетных и экспериментальных данных, использованных при построении целевой функции $F_{ц}$ и распознавании оптимальной ТС (см. рис. 24), показало отклонение ТС №6 от точки оптимума, равное 9,5%, то согласно табл. 1.4 уровень качества распознавания способен обеспечить решение задачи оптимизации технологического процесса с риском. Этому показателю соответствует степень компетентности нейросети при её применении для принятия решения об оптимизации как “очень хорошая”, так как она способна различить не менее 6 градаций в технологической ситуации на объекте.

Определение степени компетентности нейросети, обученной экспертами, должно сопровождать все компьютерные расчеты, связанные с применением нейросетевой технологии.

4. Примеры определения компетентности

4.1. Определение компетентности специалиста – технолога

Концептуальная модель для определения компетентности специалиста в программном комплексе для технологических расчетов и проектирования заводов и предприятий представлена на рис. 29. Модель состоит из следующих основных модулей:

- 1 — модель технолога-эксперта;
- 2— оценки качества применяемых технологических решений;
- 3— модели предприятия;
- 4—модели программного комплекса для технологических расчетов и проектирования;
- 5— интерфейсы технолога для принятия решения;
- 6— базы знаний, например, системы “Галактика”.

Модель основана на следующих информационных методах:

- компьютерное моделирование;
- линейное программирование;
- теория принятия решений;
- распознавание образов;
- нейронные сети.

Новые технологические решения реализуются следующим образом.

При поступлении информации о целесообразности перехода на новую технологическую ситуацию эксперт-технолог (1) задается необходимым уровнем качества принятия решения (2). Например, для оптимизации технологии необходимо достигнуть точности технологических расчетов и решений, характеризуемой относительной погрешностью не более 8%. Далее определяются основные показатели (например, объем производства) с помощью модели (3). Эта информация является исходной для технологических расчетов и проектирования, осуществляемых в модуле (3) с

использованием базы знаний системы “Галактика” (6). Программные модули “Галактики” [18] в данном случае наиболее близки по своей структуре и идеологическому построению к требованиям, предъявляемым к их совместному применению с нейросетями.

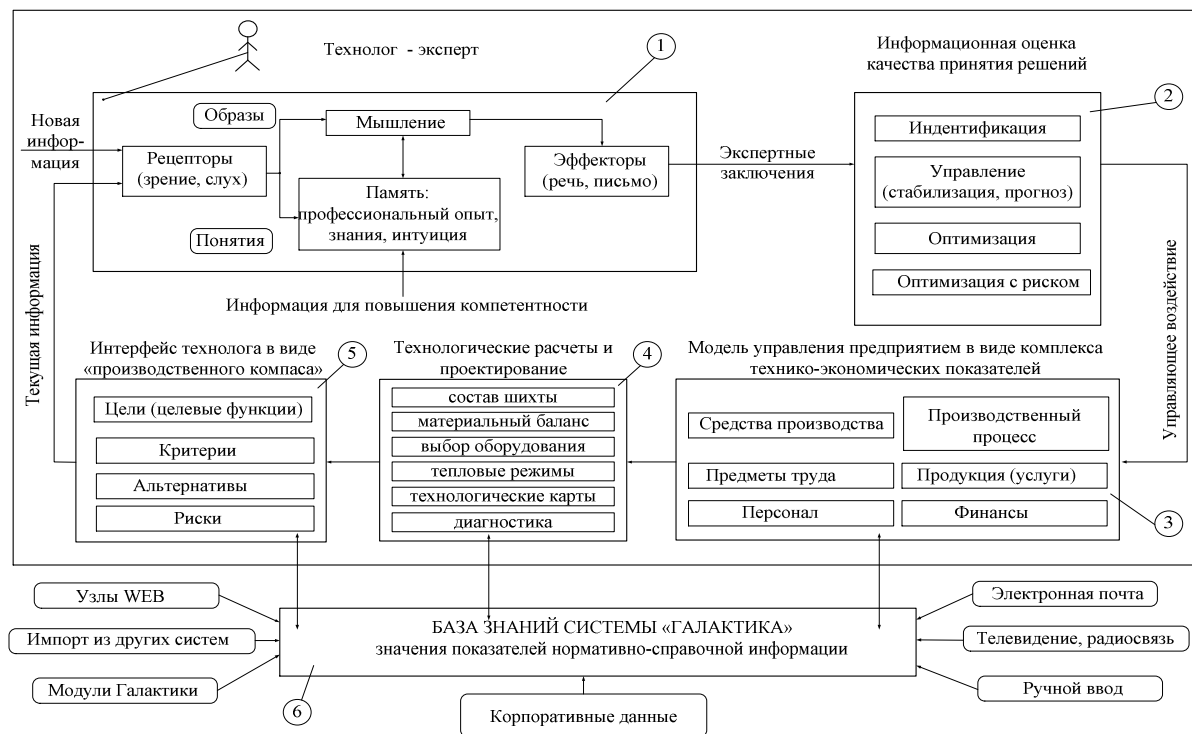


Рис. 29. Программный комплекс технолога

1 — модель технолога-эксперта; 2— оценки качества применяемых технологических решений; 3— модели предприятия; 4— модели программного комплекса для технологических расчетов и проектирования; 5— интерфейсы технолога для принятия решения; 6— базы знаний, например, системы “Галактика”.

Результаты компьютерных расчетов и моделирования далее используются для решения задач выбора экспертом-технологом (1) оптимальной технологии или режима в модуле (5). Результаты выбора оцениваются экспертом, и принимается окончательное решение о возможности оптимизации технологии или принимаются альтернативные решения.

Концептуальная модель предусматривает применение нейросетей для фильтрации входной информации и определения степени компетентности технолога – эксперта и его решений, диагностики и управления технологическим процессом, оценки рыночных рисков при изменении

качества продукции и т.п. Рассмотрим далее конкретный пример определения степени компетентности с помощью нейросети для диагностики качества керамических изделий.

4.1.1. Постановка задачи диагностики дефектов производства облицовочной плитки с помощью компьютерной нейросети

Процесс производства керамики связан с большой вероятностью появления различного рода дефектов во время обжига, вследствие сложности этого технологического процесса. Чтобы контролировать появление дефектов, возникающих в результате отклонения технологических параметров от нормы, предлагается применить нейросеть, которая помогает “распознать” дефекты, путем оперативного слежения за процессом обжига. Тем самым, становится возможным избежать появления брака продукции, увеличить производительность и уменьшить себестоимость изделий. Результатом работы компьютерной программы является расчет вероятности дефектов и параметров качества диагностики: относительной погрешности, степени компетентности нейромодели, моделирующей действия опытного технолога, и уровня качества диагностики.

4.1.2. Математическая формулировка задачи диагностики

Общая задача математического моделирования в данном случае – это определение вида возможных дефектов облицовочной плитки. Вид дефектов – это подмножество таких вариантов, в которых может быть принято одно и то же диагностическое решение. Их разделяют на бездефектный вариант и варианты с наличием дефектов.

Для построения модели диагностики процесса используют теорию множеств, которая представляет модель в виде кортежа [19, 20]:

$$\Delta = \langle T, X, Y, Z, F, L \rangle, \quad (4.1)$$

где Δ – модель состояние процесса;

T – множество моментов наблюдения во времени;

X, Y – входные и выходные технологические параметры соответствующего множества;

F – оператор переходов, который описывает изменение состояния процесса под действием внутренних и внешних возмущений;

Z – множество состояний процесса;

L – оператор выходов, описывающий механизм формирования выходного диагностического сигнала.

Кортеж (4.1) описывает состояние процесса однозначно, причем порядок следования элементов – это предмет договоренности опытных технологов.

В процессе диагностики выполняют задачу классификации на нейросетях:

$$\eta: Y \rightarrow E, \quad (4.2)$$

где η – отображающая функция;

Y – вектор выходных технологических параметров;

E – классы множества выходных технологических параметров.

Задача классификации подразделяется на ряд этапов:

- 1) разбиение множества Y на ряд непересекающихся классов, и определение каждого параметра к одному из этих классов. Пример: характеристики температуры обжига и гранулометрический состав массы плитки;
- 2) построение модели процесса (множества E), которое учитывает конкретные условия работы на производстве и требования к результатам диагностики;
- 3) выработка решения о принадлежности текущего состояния технологического процесса к одному из классов (видов) возможных дефектов:

$$y \in Y, \quad (4.3)$$

где y – характеристика (влажность, температура, химический состав и т.д.);

Y – вектор выходных технологических параметров;

$$e \in E, \quad (4.4)$$

где e – дефект;

E – классы множества выходных технологических параметров.

Для решения поставленной задачи классификации отвечают на следующие вопросы:

- 1) каковы признаки классов дефектов плитки?
- 2) сколько надо признаков в каждой конкретной технологической ситуации?
- 3) в каком порядке определяются совпадения признаков выходного сигнала вероятности дефектов и классов?

На основании этапов 1 и 2 строят алгоритм диагностики и модель процесса контроля. Алгоритм должен предусматривать:

- 1) нахождение общих свойств сигналов вероятности дефектов Y , определение в какой степени эквивалентности Q соотносятся эти сигналы:

$$Q = Y \times Y, \quad (4.5)$$

где Q – степени эквивалентности сигналов;

Y – вектор выходных технологических параметров;

- 2) факторизацию

$$\nu : Y \rightarrow Y/Q, \quad (4.6)$$

где ν – операция факторизации;

Y – вектор выходных технологических параметров;

Q – количество классов Y ;

- 3) операцию классификации

$$\kappa : E \rightarrow Y/Q, \quad (4.7)$$

где κ – отображение классов состояний на классы контролируемых или выходных сигналов;

E – классы множества выходных технологических параметров;

Y – вектор выходных технологических параметров;

Q – количество классов Y ;

- 4) вычисление функции, отображающей классы состояний E на реальные области возможных технологических ситуаций на обжиговой линии:

$$\psi : E \rightarrow S, \quad (4.8)$$

где ψ – функция отображения;

E – классы множества выходных технологических параметров;

S – реальные области возможных технологических ситуаций.

Далее представляют общую диаграмму диагностики в форме на рис. 30.

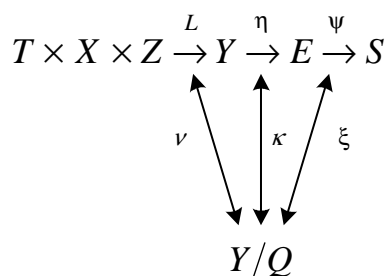


Рис. 30. Диаграмма диагностики технологического процесса производства облицовочной плитки

4.1.3. Алгоритм решения задачи диагностики

Далее рассматривают обнаружение и диагностику дефектов как задачу распознавания образов. Образ в данном случае – это расположение информации о дефектах по определенной форме [21]. Распознавание образов – это процесс установления вида или класса дефектов плитки на основе определенных признаков образа, поэтому метод распознавания представили как трехступенчатый процесс (рис. 31).

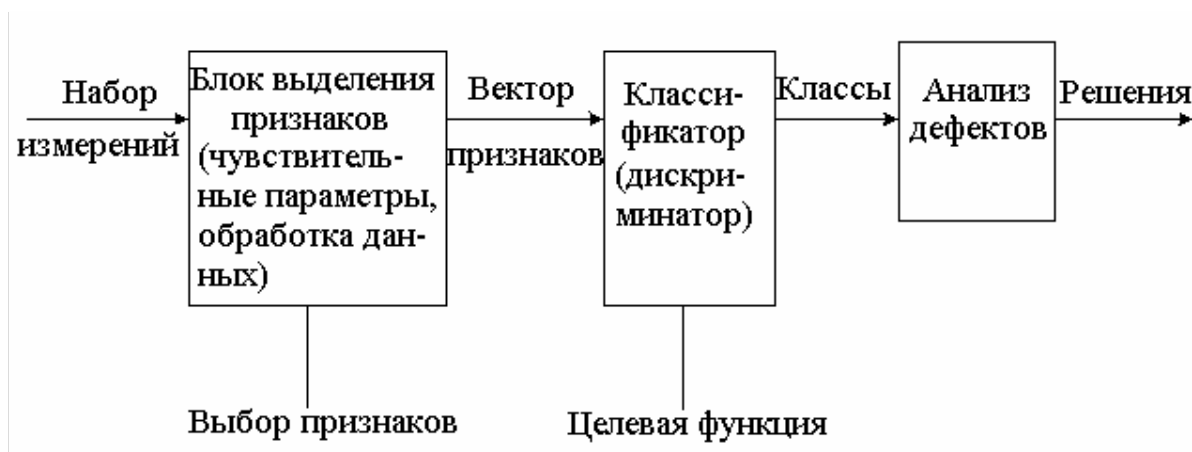


Рис. 31. Процедура распознавания образов методом выделения признаков и классификации

В начале выполняют соответствующие технологические измерения, результаты которых составляют пространство измерений. Измерения представляют в виде вектора $\underline{X} = [X_1 X_2 \dots X_M]^T$, в котором элементы X_1, X_2, \dots, X_M обозначают скалярные величины измеренных технологических величин.

На втором этапе по результатам измерений вычисляют и выделяют характерные признаки, объединяемые в вектор признаков, входящий в пространство признаков. Эти признаки определяют непосредственно из измерений путем удаления лишних компонентов из вектора \underline{X} . Вектор в пространстве признаков \underline{Y} , соответствующий вектору измерений \underline{X} , рассчитывают как $\underline{Y} = [Y_1 Y_2 \dots Y_N]^T$ с $N < M$. Признаки матрицы измерений находят путем проведения преобразований над ней и выбора системы преобразованных компонентов матрицы, которые «наилучшим образом» характеризуют диагностическую систему.

Окончательно выбранные признаки представляют в векторной форме.

Далее применяют решающее правило по отношению к вектору пространства признаков для классификации векторов признаков на один или более классов, после чего проводят анализ дефектов плитки.

Использование кластеризации, а в данном случае для нее была эмулирована на компьютере нейронная сеть, позволяет идентифицировать области в изучаемом пространстве дефектов, и связать их с образцами различных классов. Кластеры определяются с использованием доверительных границ, соответствующих вероятности ошибок распознавания дефектов, как показано на рис. 32.

На рис. 32 кластеры выделены доверительными границами.

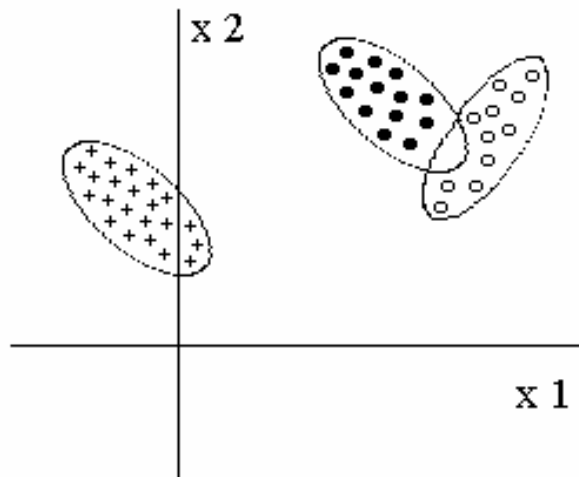


Рис. 32. Результаты измерений двух технологических переменных: о – нормальная работа (нейрон Д0); • – работа с дефектом 1 (нейрон Д1); +– работа с дефектом 2 (нейрон Д2); — – контуры доверительных областей(для доверительной вероятности 0,90); x1 – контролируемый параметр – температура обжига плитки; x2 – контролируемый параметр – степень неравномерности температурного поля для трех различных результатов работы

4.1.4. Синтез нейросети для решения задачи диагностики

Синтез нейронной сети для распознавания производят в следующем порядке:

1. Составляют таблицу дефектов плитки и технологических причин их возникновения [21].
2. Составляют таблицу для обучения нейросети.
3. Синтезируют нейросеть, например, с помощью пакета ExNP.

Результат представляют в виде проекта сети, который приведен на рис. 33.

Созданная нейросеть состоит из 6 нейронов – идентификаторов 5 разновидностей дефектов и одного нейрона – идентификатора нормального состояния процесса. Число входных факторов было принято равным девяти и определялось контролируруемыми параметрами, отклонения которых от нормы вызывали дефекты. Кроме того, каждый параметр задается тремя лингвистическими переменными типа “высокий-низкий-оптимальный”.

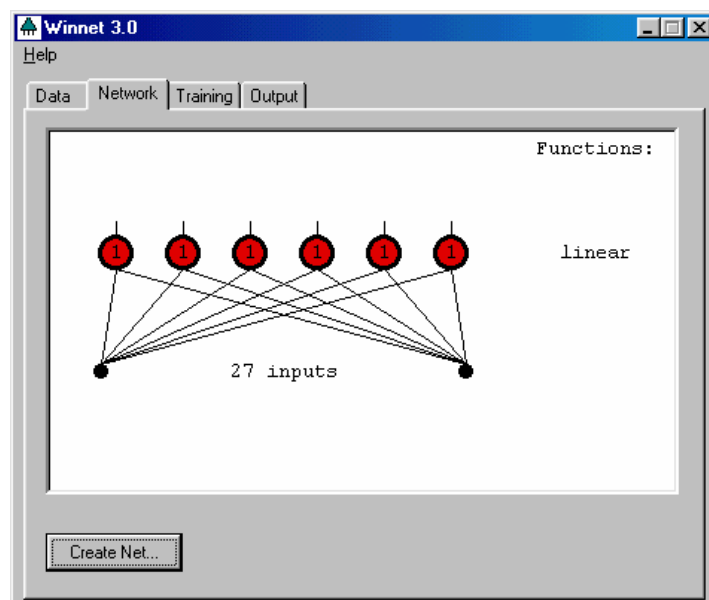


Рис. 33. Проект нейросети в пакете ExNP

Лингвистические переменные задаются функциями принадлежности (ФП). Эти функции осуществляют перевод текущих технологических параметров в их вероятностную форму.

4.4.5. Процесс диагностики и расчет компетентности нейросетевым методом

Процесс диагностики в виде схемы представлен на рис. 34.

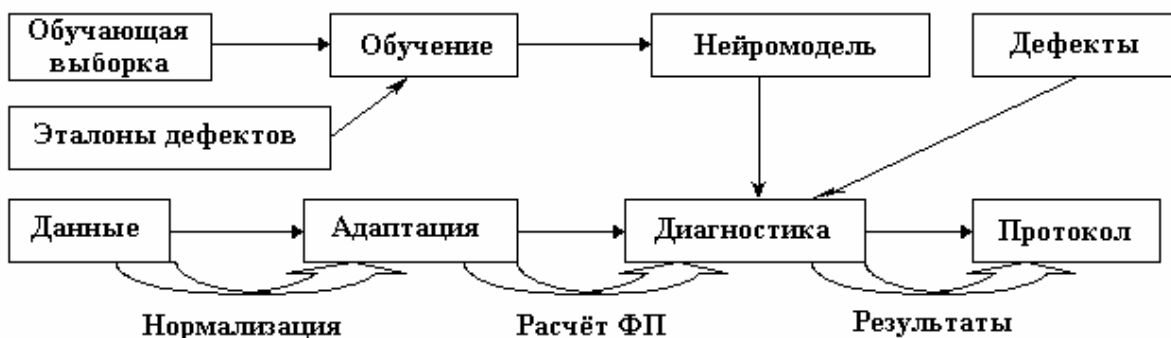


Рис. 34. Информационная схема процесса диагностики

Расчет степени вероятности дефектов производят в указанной модели по формуле:

$$ВРД_N = \frac{\Delta N}{\sum_{N=1}^N \Delta N}, \quad (4.9)$$

где $ВРД_N$ – вероятность появления N-го дефекта, доли ед.

ΔN – абсолютное значение выходного сигнала нейрона, предсказывающего вероятность N-го дефекта.

N – количество выходных нейронов (количество дефектов + 1).

$$\sum_{N=1}^N BP_{\Delta N} = 1. \quad (4.10)$$

Исходная информация о процессе для диагностики представлена в табл.12.

Таблица 12

Исходная технологическая информация

1. Коэфф. неравн. в зоне С1						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	малое		оптимальное		большое	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
1,77	1,55	2,00	1,55	2,00	1,55	2,00
2. Коэфф. неравн. в зоне С2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	малое		оптимальное		большое	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
1,77	1,55	2,00	1,55	2,00	1,55	2,00
3. Коэфф. неравн. в зоне Н1						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	малое		оптимальное		большое	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
4,32	4,14	4,50	4,14	4,50	4,14	4,50
4. Коэфф. неравн. в зоне Н2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	низкий		оптимальный		высокий	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
8,29	7,57	9,00	7,57	9,00	7,57	9,00
5. Скорость нагрева в зоне Н2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	низкая		оптимальная		высокая	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
46,07	30	80	30	80	30	80

6. Темпер. обжига в зоне В2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	низкая		оптимальная		высокая	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
1080	1075	1085	1075	1085	1075	1085
7. Скорость обжига в зоне В2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	низкая		оптимальная		высокая	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
49,47	30	65	30	65	30	65
8. Коэфф. неравн. в зоне В2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	низкое		оптимальное		высокое	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
4,32	3,09	7,00	3,09	7,00	3,09	7,00
9. Скорость охлаждения в зоне О2						
Значение для диагностики	Граничные значения ФП					
	низкое		оптимальное		высокое	
	мин	макс	мин	макс	мин	макс
112,03	80	150	80	150	80	150

Результаты диагностики получают путем расчета вероятностей дефектов по данным выходных сигналов нейронов (см. зависимость 4.7).

Компьютерная реализация программы диагностики позволила все результаты оформить в виде сводного протокола, пример которого для данного случая представлен ниже:

Протокол диагностики

Диагностика процесса тепловой обработки облицовочной плитки с использованием нейронной сети

Дата анализа: 07.06.10
 N варианта: 1
 Исполнитель: Кириллова М.В.
 Группа: СМ-575

Диагностируемые параметры:

1. Коэфф.неравн.в зоне С1	1,77%
2. Коэфф.неравн.в зоне С2	1,77%
3. Коэфф.неравн.в зоне Н1	4,32%
4. Коэфф.неравн.в зоне Н2	8,29%
5. Скорость нагрева в зоне Н2	46,07 град./мин
6. Темпер. обжига в зоне В2	1080 град.С
7. Скорость обжига в зоне В2	49,47 град./мин
8. Коэфф.неравн.в зоне В2	4,32%
9. Скорость охлаждения в зоне О2	112,03 град./мин

Результаты диагностики (вероятности дефектов):

1.Наколы на глазури	0,059
2.Сборка глазури	0,071
3.Треск обжига	0,045
4.Треск охлаждения	0,027
5.Трещины сушки	0,000
Без дефектов	0,798

Параметры качества диагностики:

Относит. погрешность диагностики:	35%
Степень компетентности нейромодел:	Достаточная
Уровень качества диагностики:	Идентификация технологической ситуации

Рекомендации нейромодел:

Процесс в норме

Заключение эксперта-технолога:

Рекомендации нейромодел
подтверждаю.

Подпись исполнителя:

Эффективность работы нейросети можно продемонстрировать путем построения примера рабочей поверхности двух нейронов Д2, Д0 – идентификаторов дефекта 2 (“сборка глазури”) и бездефектного варианта соответственно. Пример такой поверхности в координатах вероятностей дефектов, отклонений температуры обжига и степени неравномерности температур в плитке от нормы приведён на рис. 35.

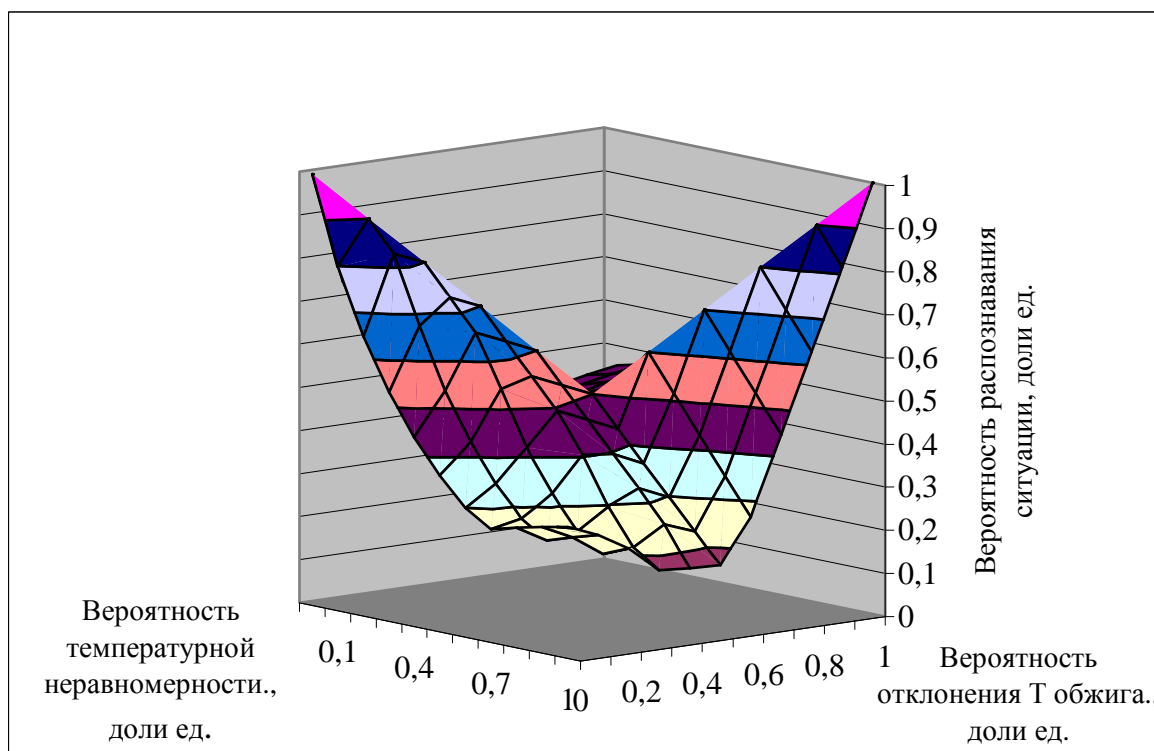


Рис. 35. Совместные поверхности диагностики нейронов Д2 и Д0

Здесь наглядно показано, что при отсутствии отклонений технологических параметров от нормы, вероятность бездефектной работы максимальна. При возникновении отклонений повышается и постепенно достигает также своего максимума вероятность возникновения дефекта (здесь “сборка глазури”), что приводит к максимальному значению выходного параметра нейрона Д2.

В реальности диагностические поверхности имеют более сложный вид, чем представленный пример. Однако их изображение в гиперпространстве 9 координат в настоящее время даже в компьютерных технологиях пока не представляется возможным.

В учебных целях разработанная компьютерная система была применена для оценки знаний и умений студентов технологических специальностей факультета строительного материаловедения УрФУ в процессе обучения на модели обжиговой линии по производству облицовочной плитки. Алгоритм определения степени компетентности с помощью разработанной компьютерной системы принимался следующим.

Задавались основные уровни качества результатов расчета и компьютерного моделирования, необходимые для решения конкретной технологической задачи. Далее находят значения погрешностей, которым должны удовлетворять эти расчеты. Для практического использования разработанного метода определения степени компетентности и контроля достоверности применяли таблицу 11.

Практически было установлено, что разработанная компьютерная система оценки степени компетентности специалистов предъявляет более высокие требования к уровню их обучения и полностью свободна от каких-либо субъективных или несанкционированных воздействий со стороны.

4.2. Определение компетентности технического персонала на основе диагностики распределения материалов и газов в доменной печи

В настоящее время, ввиду тенденции снижения интенсивности доменной плавки и роста экономичности процесса, роль распределения материалов и газов в доменной печи существенно возросла [22]. Однако оперативный контроль этого распределения практически остается недостаточным из-за отсутствия необходимой измерительной аппаратуры. Указанный недостаток можно компенсировать путем применения нейронных моделей [23]. Нейронная модель, имитируя работу мозга специалиста путем генерации мысленных образов, активизирует память, профессиональный опыт мастера печи и позволяет, тем самым, более полно охватить всю совокупность факторов и явлений доменного процесса при его диагностике. В итоге возрастает степень компетентности решений по управлению доменной плавкой в условиях недостатка оперативной информации.

4.2.1. Физическая постановка и математическая формулировка задачи диагностики доменного процесса

Физическая постановка задачи диагностики заключается в следующем. Доменный процесс рассматривается как непрерывный во времени ряд

технологических ситуаций (ТС). Каждая ТС описывается набором понятий (например, периферийный, центральный, оптимальный поток и т.п.), которые использует мастер, технолог печи для качественной оценки и управления распределением материалов и газов по радиусу шахты и горна. Требуется произвести классификацию ТС по эталонам возможных радиальных распределений потоков и определить на основе имеющейся технологической информации, к какому эталону относится текущий вариант ТС.

Таким образом, в отличие от известных математических формулировок задачи о движении материалов и газов в шахтных печах, в данной работе предусмотрено, что моделируется не сам доменный процесс, а действия «идеального» мастера или технолога печи, как лица принимающего решения (ЛПР) по результатам диагностики.

В этом случае математическая формулировка задачи о диагностике распределения материалов и газов в доменной печи включает в себя описание модели ТС в виде упорядоченного множества, содержащего как наиболее влияющие на распределение, так и зависящие от него параметры:

$$ТС = \langle КЭД, СИГ, ПРК, Т \rangle, \quad (4.11)$$

где компоненты множества обозначены следующим образом:

- КЭД – кинетическая энергия комбинированного дутья;
- СИГ – степень использования газа;
- ПРК – приведенный расход кокса;
- Т – время.

Таким образом, ТС представлена вектором в пространстве состояний доменной печи. В фиксированный момент времени $T = I$, $ТС_i$ описывается этим вектором с проекциями на оси координат, $ПРК_i$, $КЭД_i$, $СИГ_i$, представляя собой текущий образ ТС.

Классификация ТС составляется на основе типовой технологической инструкции по доменному производству путем выделения из общего множества векторов состояний определенных эталонов, характеризующих возможные варианты качественного распределения материалов и газов.

Число эталонов, равное девяти, определяется путем расчета разноименных сочетаний трех видов распределений (центральное (Ц), оптимальное (О), периферийное (П)) для двух фаз: газа и материала. Образы этих эталонов, рекомендуемые для восприятия ЛПР, приведены в [23]. Следовательно, решение задачи диагностики заключается в определении искомого вектора TC_i и оценке принадлежности этого вектора к одному из принятых эталонов.

Методика определения вектора TC_i предусматривает разделение его проекций на множества, которые математически описывают понятия, привычно используемые ЛПР для текущей характеристики технологических факторов. Набор этих понятий соответствует количеству переменных состояний, безизбыточному и достаточному для однозначной идентификации всех эталонов при решении задачи в ее трехмерной постановке:

$$\begin{aligned} KЭД &= \lambda_1 (ВСК, ОПТ, НЗК); \\ СИГ &= \lambda_2 (ВСК, ПВШ, ПНЖ, НЗК); \\ ПРК &= \lambda_2 (ВСК, ПВШ, ПНЖ, НЗК), \end{aligned} \quad (4.12)$$

где КЭД – кинетическая энергия комбинированного дутья;

= – равно по определению;

λ_1, λ_2 – операция квантификации для трех и четырех множеств соответственно;

ВСК, ПВШ, ПНЖ, НЗК, ОПТ – лингвистические переменные «высокий», «повышенный», «пониженный», «низкий», «оптимальный» соответственно;

СИГ – степень использования газа;

ПРК – приведенный расход кокса.

4.2.2. Определение параметров нейронной модели

Вид функций (4.12) определяется экспертным методом. В данном случае использовали результаты компьютерного опроса мастеров и технологов – экспертов, которые указали для выбранной доменной печи наиболее вероятное, по их мнению, распределение численных значений КЭД,

СИГ и ПРК внутри каждого из диапазонов, т.е. ВСК, ОПТ, НЗК и т.д. Таким образом, учитывались нечеткий характер информации, коллективный опыт работы персонала и конкретные особенности технологии доменной плавки. В результате построили нормированные амплитудные характеристики моделирующих нейронов-дискретизаторов, которые определяли их степень возбуждения (СВ), т.е. выходной сигнал в зависимости от силы входного сигнала, например, компонентов КЭД, ПРК (рис. 36, 37).

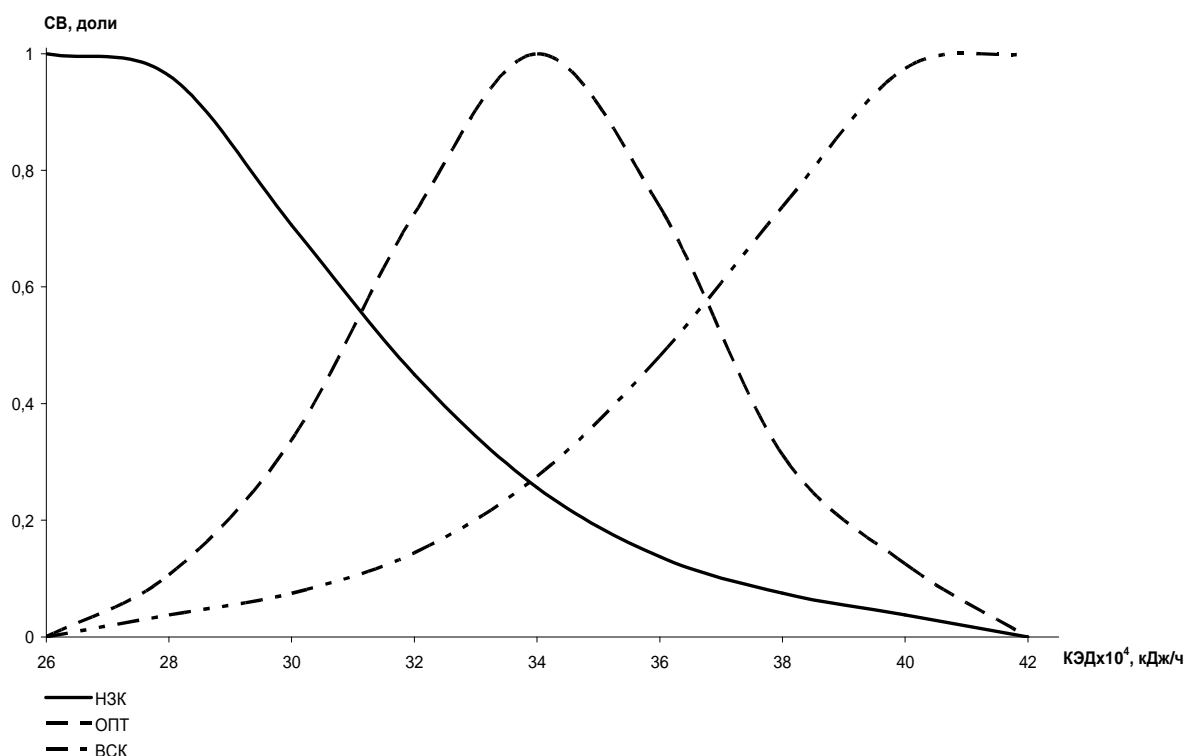


Рис. 36. Амплитудная характеристика для компонентов КЭД

Для диагностики ТС была разработана нейронная модель, топология которой представлена в [23]. Модель состояла из трех слоев нейронов. Первый слой вычислял нормированные сигналы, пропорциональные компонентам КЭД, СИГ и ПРК на основе текущей информации, поступающей с доменной печи. Второй слой нейронов выполнял функции дискретизации при моделировании лингвистических переменных. Третий, выходной слой нейронов, идентифицировал принадлежность ТС к одному из эталонов.

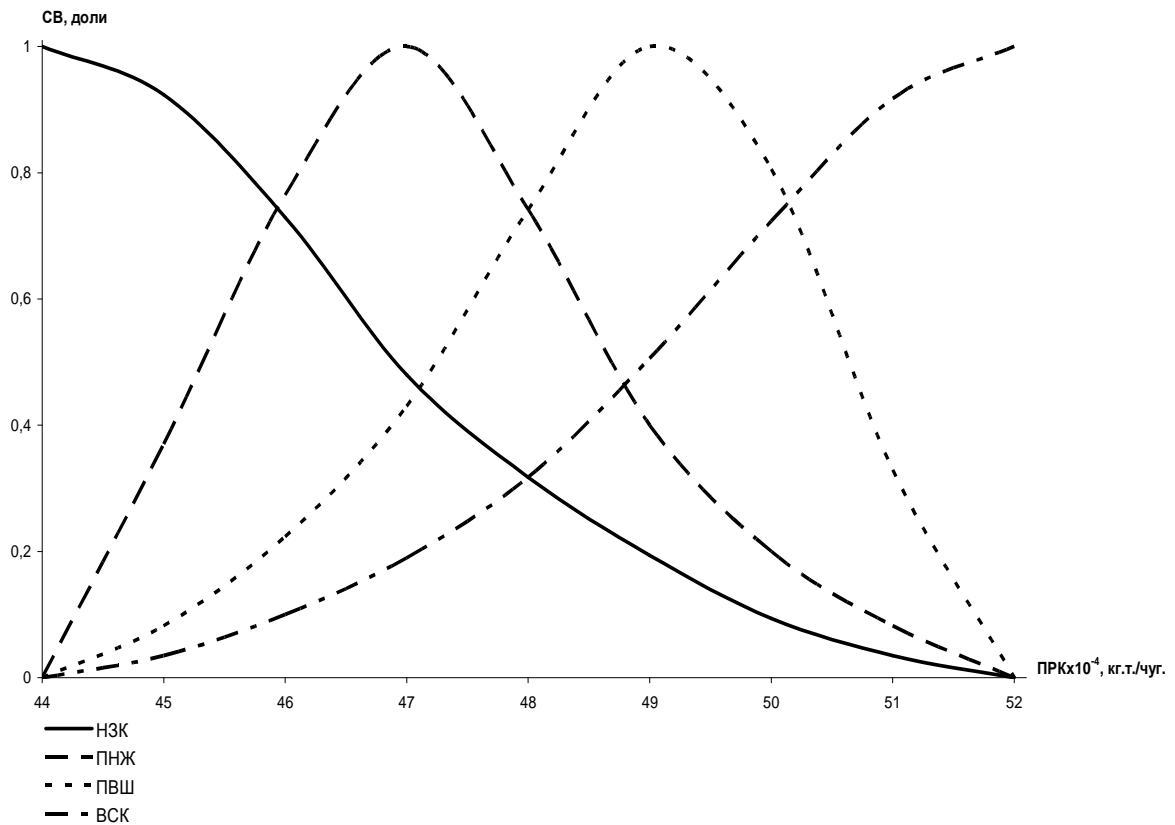


Рис. 37. Амплитудная характеристика для компонентов ПРК

Преобразование информации моделью рассмотрено ниже на примере нейронов-идентификаторов. Каждый нейрон представлял собой сумматор, на вход которого подавались через связи сигналы, пропорциональные СВ нейронов-дискретизаторов. СВ нейрона усиливалась, если на его вход поступал положительный сигнал (+) и, наоборот, уменьшалась, если входной сигнал был отрицательным (-). В соответствии с общим числом лингвистических переменных, равным в модели 11, на вход каждого нейрона-идентификатора подходило 3 положительных и 8 отрицательных связей. Набор положительных связей определялся видом эталона и был установлен при классификации ТС [23].

Текущая СВ нейронов рассчитывалась по известным правилам суммирования воздействий при имитации процесса диагностики в экспертных системах [24]:

— — для положительных связей:

$$СВ(+)=СВ_1(+)+СВ_2(+)+СВ_1(+)\cdot СВ_2(+); \quad (4.13)$$

– – для отрицательных связей:

$$CB(-) = CB_1(-) + CB_2(-) + CB_1(-) \cdot CB_2(-); \quad (4.14)$$

– – для противоположных по воздействию связей:

$$CB = \frac{CB(+) + CB(-)}{1 - \min\{|CB(+)|, |CB(-)|\}}. \quad (4.15)$$

Идентификация текущей ТС производилась нейронной моделью по максимальному значению СВ, которую приобретал только один из девяти выходных нейронов-идентификаторов.

Проверку адекватности нейронной модели произвели путем сопоставления результатов идентификации распределения материалов и газов с экспериментальными данными, полученными методом горизонтального зондирования на двух горизонтах во время исследования доменных печей. Для этого использовали информацию о радиальном распределении рудной нагрузки и скоростей газов на доменной печи объемом 1370м³. Радиальные измерения проводились во время отработки технологии плавки при содержании в рудной части шихты: 100% неофлюсованных окатышей; 30% окатышей и 70% агломерата; 100% офлюсованного агломерата. Кроме этого, использовались замеры на доменной печи объемом 2013м³, при ее работе с различным количеством и диаметром воздушных фурм. По результатам более 300 диагностических решений установили, что степень правильной идентификации ТС нейронной моделью превышала 75...80% от общего числа ТС, предъявленных для диагностики. Это показало возможность диагностики распределения материалов и газов в доменной печи с помощью нейронной модели с точностью, достаточной для практического использования.

Адаптация модели заключалась в коррекции амплитудных характеристик нейронов в зависимости от условий доменной плавки и профессионального опыта персонала. Для этого использовали усредненные за недельный период технологические параметры, а затем по ним уточняли диапазоны изменения компонентов КЭД, СИГ, ПРК и вид амплитудных

характеристик нейронов-дискретизаторов, при которых экспертами однозначно выбирался нужный эталон распределения.

4.2.3. Определение степени компетентности технического персонала

Разработанный метод был применен для определения степени компетентности технического персонала при диагностике распределения материалов и газов в доменной печи объемом 1513м^3 ОАО “НТМК”. Рассмотрены 12 недельных периодов ее работы в январе – марте 1995 г. Для иллюстрации выбраны характерные периоды 15.01.95–21.01.95, 15.02.95–21.02.95, 07.03.95–13.03.95, в которых имели место центральное, оптимальное и периферийное распределение материалов в шахте и горне доменной печи.

Основные технологические показатели и результаты диагностики доменной плавки в этих периодах приведены в табл. 13. Например, в опытный период 07.03.95–13.03.95, при работе печи с приведенным расходом кокса, равным 471кг./т.чуг. , были получены СВ нейронов, численно равные 0,99 для положительной связи и соответственно 0,48, 0,43 и 0,19 – для отрицательных связей (см. рис. 2.3.4). Согласно формулам (4.13) – (4.15), общая СВ нейрона-идентификатора от компонента ПРК для переменной ПНЖ составила 0,954. Такой же порядок численных значений СВ имел место и для других компонентов. Этот пример свидетельствовал о степени компетентности технического персонала на уровне “удовлетворительная” и способности надежно проводить техническую диагностику радиального газораспределения с помощью нейронной модели, которая уверенно идентифицировала фактические распределения материалов и газов в рассмотренные опытные периоды и отнесла эти распределения к 3, 6 и 7 эталонам (см. табл. 13).

Кроме рассмотренного примера, нейронная диагностика степени компетентности персонала была использована для оптимизации расходов

природного газа и кислорода в комбинированном дутье группы доменных печей и прогнозирования снижения расхода кокса в условиях ОАО “ММК”. С ее помощью еженедельно проводилась идентификация преобладающего характера газового потока (Ц, О, П) на печах в целом и фиксировалось текущее значение КЭД, приведенное по аналогии с расходом кокса, к одинаковым условиям работы печей (рис. 38).

При отклонениях газораспределения от оптимального, производились расчеты и выдавались рекомендации на коррекцию расходов природного газа и кислорода, изменения числа и диаметра работающих воздушных фурм. Например, на доменных печах, объемом 2013 м³, увеличили число воздушных фурм с 20 до 25 шт. и последовательно уменьшили их диаметр – сначала со 180 до 160, а затем и до 150 мм. Одновременно произвели коррекцию режима загрузки, увеличив долю подачи типа КРРК.

С целью прогноза построили изменение усредненного значения КЭД во времени (см. рис. 38). Усредненное значение находили методом цифровой обработки, что позволило определить целесообразность стратегического снижения общего уровня интенсивности комбинированного дутья на доменных печах АО “ММК” на 25%.

Практическим результатом такого снижения явилась реализация резервов экономии удельного расхода кокса порядка 20 кг/т чугуна.

Возможность повышения точности определения степени компетентности персонала с помощью нейронной диагностики обусловлено увеличением размерности рассмотренной модели (4.11) и числа эталонов. Однако практическая реализация этой возможности в настоящее время ограничена количеством амплитудных характеристик нейронов, которое может уверенно описать технологический персонал доменной печи без повышения своей квалификации.

Таблица 13

Основные технологические параметры доменной печи № 3 АО НТМК при диагностике вида распределения материала и газа в доменной печи

№ п/п	Наименование показателей	Период		
		15.01– 21.01.95	15.02– 21.02.95	07.03– 13.03.95
1	Производительность, т. чугу./сут.	2518,00	2695,00	2409,00
2	Расход кокса, кг/т чугу.	472,00	467,00	492,00
3	Расход агломерата, кг/т чугу.	786,00	851,00	773,00
4	Расход окатышей, кг/т чугу.	919,00	849,00	992,00
5	Расход дутья, м ³ /мин	2871,00	2722,00	2680,00
6	Давление горячего дутья, атм.	2,36	2,34	2,19
7	Температура дутья, град. С	1142,00	1146,00	1124,00
8	Расход природного газа, м ³ /т чугу.	110,00	101,00	97,00
9	Содержание кислорода в дутье, %	22,70	22,75	22,10
10	Содержание кремния в чугуне, %	0,19	0,16	0,36
11	Содержание СО в колошн. газе, %	21,30	22,10	20,40
12	Содержание СО ₂ в колошн. газе, %	19,00	17,20	17,50
13	Содержание железа в шихте, %	57,52	57,44	57,53
14	КЭД, Кдж/час	268000,00 (НЗК)	329300,00 (ОПТ)	390000,00 (ВСК)
15	ПРК, кг/т чугу.	475,00 (ПНЖ)	451,00 (НЗК)	471,00 (ПНЖ)
16	СИГ, доли	0,4715 (ПВШ)	0,4377 (ПНЖ)	0,4617 (ПВШ)
	Выход на эталоны [18]	3	6	7

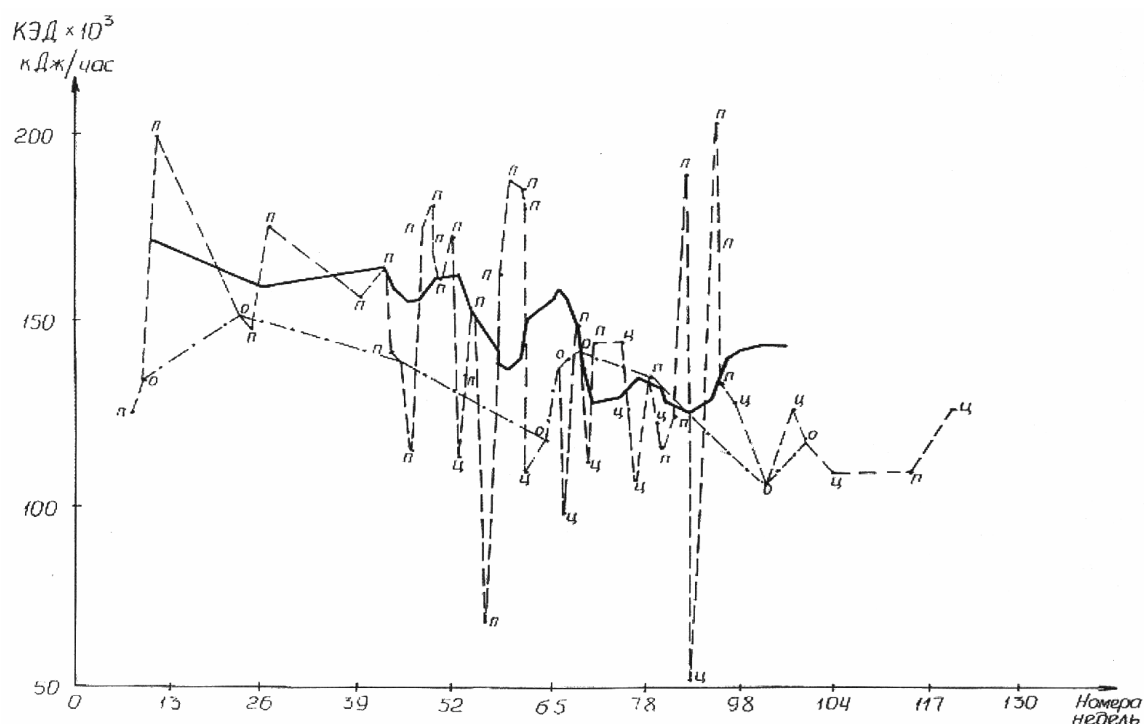


Рис. 38. Изменение во времени значения оптимальной кинетической энергии (КЭД) для доменных печей АО “ММК”:

Ц, О, П – центральное, оптимальное, периферийное газораспределение в горне соответственно; - - - - - оптимальное значение КЭД; текущее значение КЭД; ————— усреднённое значение КЭД методом цифровой фильтрации

Таким образом, методика определения степени компетентности на основе диагностирования распределения материалов и газов в доменной печи с помощью нейронной модели позволяет на основе текущей типовой технологической информации надежно определять вид этого распределения и дать рекомендации по его совершенствованию. Это повышает эффективность управления параметрами комбинированного дутья и режимами загрузки, что в итоге приводит к экономии кокса.

4.3. Определение компетентности при управлении инвестиционными проектами в вузах

4.3.1 Программный комплекс “Партнер руководителя”

Специфика реализации инновационных проектов в вузах связана с небольшими объемами финансирования и краткими сроками, а больше всего – с рисками, относящимися непосредственно к научно-техническому

развитию. При управлении инвестиционными проектами руководству вуза приходится решать следующие основные задачи:

- выбор наилучшего проекта с оценкой риска;
- оптимизация затрат на выполнение проекта;
- прогноз результатов выполнения проекта.

Эффективная информационная, интеллектуальная и компьютерная поддержка для решения указанных задач предусмотрена в разработанном программном комплексе (ПК) “Партнер руководителя” в УрФУ.

Новизна и эксклюзивность ПК: применены искусственный интеллект и нейроробот, которые специально обучаются перед их использованием.

Польза, выгода и преимущество ПК. Руководитель может в 3..10 раз быстрее принимать решения в процессе выбора. Он увеличивает в 2..3 раза число критериев и альтернатив, которые обычно использует при мысленном “взвешивании” влияющих факторов “за” и “против”. Руководитель сможет произвести оптимальный выбор проекта даже в том случае, если исходная информация будет неполной или только качественной. В этом случае с помощью компьютера возможно рассчитать возможный риск и потери при неудачном исходе. В ПК закладывается интегрированный экспертный опыт в области управления инвестиционными проектами, что позволяет получить информационное преимущество перед руководителями конкурирующих вузов. Руководитель повышает свою уверенность в правильности выбора в сложных случаях, так как получает объективную оценку точности, с которой этот выбор сделан в каждом конкретном случае. Наконец, Руководитель может сам обучить нейроробота “под себя” и, тем самым, повысить степень своего доверия к его рекомендациям.

Преимущества для вуза. Например, в области *маркетинга* Руководитель получает возможность более надежного выбора инвестора, венчурного капитала и исполнителя проектов, выставки для результатов проектов и ассортимента научной продукции, произведет более точное, по сравнению с конкурентами, позиционирование своего учебного учреждения.

Руководитель может определить оптимальную рыночную цену арендной платы для малых предприятий в вузе, что позволит увеличить поступления в бюджет. С помощью ПК можно определить конкурентоспособность научной и интеллектуальной продукции, услуг по сравнению с самым опасным вузом-конкурентом и рассчитать максимально возможную прибыль.

В области *финансов* использование ПК позволяет выполнить выбор финансовых инструментов, обеспечивающих необходимый кредит или инвестиции для выполнения проекта, при минимальных затратах на его обслуживание.

При выборе новой *технологии* применение ПК позволяет найти наиболее экономичную производственную схему реализации инвестиций и необходимое оборудование.

При подборе *кадров* на вакантное место Руководитель может в режиме тестирования компетентности выбрать удовлетворяющего Вас соискателя для управления инновационным проектом.

Разработанный в УрФУ метод экспертного оценивания с применением нейроробота, сочетает в себе известные положения теории выбора и принятия решений с расчетом объективных характеристик компетентности специалиста, непосредственно проводящего экспертизу проекта. Это отличает созданную человеко-машинную процедуру от известных ранее способов обработки экспертных оценок технологических конструкций и аппаратов в проектах и повышает надежность и достоверность результатов экспертизы.

4.3.2. Алгоритм определения компетентности

Процедура была основана на математической модели экспертного оценивания, представленной следующей системой уравнений Саати Пример алгоритма выбора наилучшего инвестиционного проекта представлен на рис.

39.

Алгоритм работы программы “Партер руководителя”

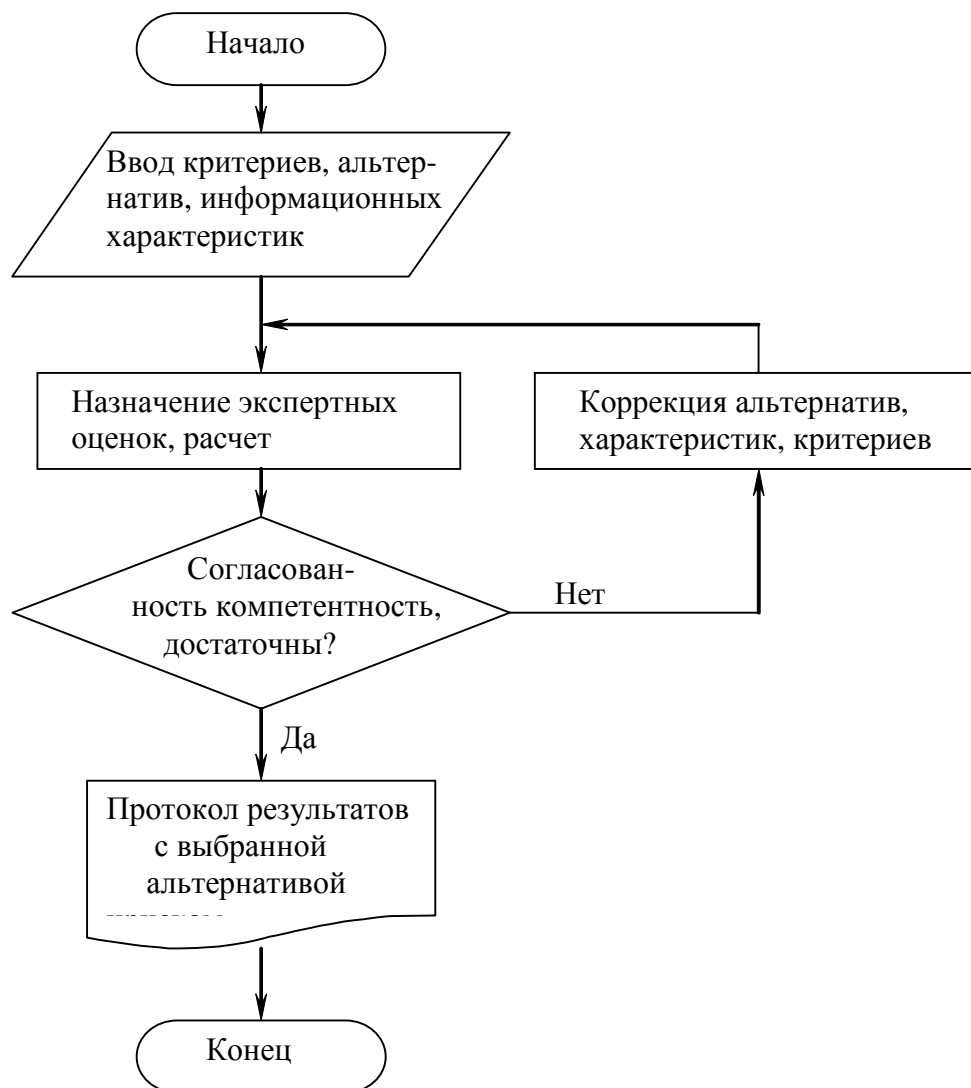


Рис. 39. Алгоритм определения компетентности при выборе инвестиционного проекта

Процесс выбора инвестиционных проектов показан на примере проекта создания нового сверхпроводника (ВТСП) и осуществлялся следующим образом.

Работа программы начиналась с задания критериев и альтернатив выбора инвестиционного проекта, что приведено в таблицах 14 и 15.

При обучении нейронного робота Руководитель указывал ему свои предпочтения и данные о важности и ценности проектов в баллах. Такая процедура показана на рис. 40.

Критерии выбора инвестиционного проекта

Критерии	
1.	Теория ВТСП
2.	Компьютерная модель
3.	Образцы ВТСП-пленка
4.	Образцы ВТСП-таблетка
5.	Экспер.устан-ка
6.	Финансирование
7.	Специалисты
8.	Инвест. климат

Альтернативы выбора инвестиционного проекта

Альтернативы	
1.	Пр-т acad.Гинзбурга
2.	Пр-т доктора Божовича
3.	Пр-т д.т.н. Хорошавина-1вар.
4.	Пр-т д.т.н. Хорошавина-2вар.
5.	Пр-т д.т.н.Хорошавина-3вар.
6.	Пр-т "Идеальный ВТСП"



Рис. 40. Обучение нейроробота сравнению критериев и альтернатив

4.3.3. Результаты определения компетентности с учетом риска

Основные результаты работы программного комплекса при решении задачи выбора инвестиционных проектов заключались в человеко-машинной оценке распределений качества проектов и распределений рисков, возникающих при их выполнении. Оценка компетентности и погрешности осуществлялась также с помощью специальной процедуры, обеспечивающей

определение объективной оценки возможных субъективных погрешностей при выборе. В итоге оценивалась возможность выбора проекта с максимальным качеством и минимальным риском. В последнем случае под риском понимаются нереализованные возможности. Примеры окончательных результатов приведены на рис. 41 и 42.

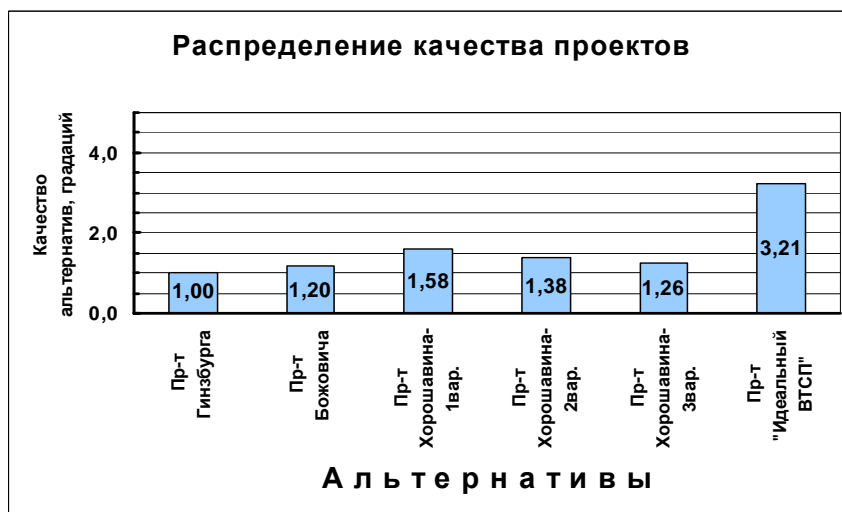


Рис. 41. Результаты распределения качества проектов

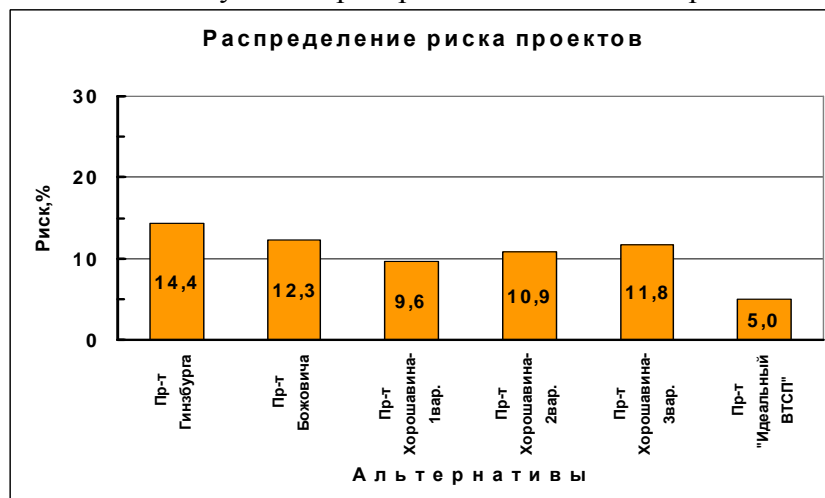


Рис. 42. Результаты распределения риска проектов

Рассмотренный в примере инновационный проект принят к реализации Финансово-промышленным Венчурным фондом ВПК (Екатеринбург) совместно с УрФУ. Поэтому, созданный в УрФУ программный комплекс “Партнер руководителя” может быть рекомендован руководителям вузов, венчурным фондам и инвесторам для объективного выбора инвестиционных проектов и управления ими в современных экономических условиях.

Таблица 16

Основные результаты экспертного оценивания

Альтернативы	Критерии								Глобальные приоритеты, отн.ед.	Показатели корреляции результатов	Градации приоритета, различаемые экспертом
	Теория ВТСП	Компьютерная модель	Образцы ВТСП- пленка	Образцы ВТСП- таблетка	Экспер.устан-ка	Финансирование	Специалисты	Инвест.климат			
	Численное значение вектора приоритета										
	0,050438	0,254949	0,100520	0,095176	0,176588	0,212128	0,048738	0,061462			
Пр-т Гинзбурга	0,100294	0,031237	0,061704	0,208327	0,051328	0,149254	0,218443	0,106789	0,103850	0,103850	1,000000
Пр-т Божовича	0,099706	0,032502	0,185208	0,041036	0,375820	0,089552	0,027087	0,249998	0,124185		1,195810
Пр-т Хорошавина-1вар.	0,199999	0,212748	0,064986	0,126577	0,048943	0,253731	0,170330	0,107496	0,164144	3,212633	1,580584
Пр-т Хорошавина-2вар.	0,199999	0,220113	0,063340	0,124830	0,045691	0,149254	0,170500	0,107142	0,142972		1,376710
Пр-т Хорошавина-3вар.	0,199999	0,220216	0,066455	0,124665	0,046878	0,089552	0,170400	0,107142	0,130830		1,259792
Пр-т "Идеальный ВТСП"	0,199999	0,282600	0,557747	0,374491	0,430348	0,268657	0,243237	0,321427	0,333632		3,212633
										0,950321	

Рекомендация: Следует остановить свой выбор на альтернативе с максимальным значением глобального приоритета =

0,164144

Достигнутая степень компетентности:

Удовлетворительная

Относительная погрешность результата:

Не более 25%

Уровень качества результата:

Управление (прогнозирование) выбором

Заключение

Изложенный материал по теоретическому и практическому определению компетентности с помощью нейрокомпьютинга соответствует общемировой тенденции развития информационных систем. Появление нейророботов–агентов, работающих в реально существующей кибернетической среде Internet (см., например, <http://www.agentware.com>) способствует более полному представлению интересов пользователя во всех отраслях его деятельности. Практически все компьютерные фирмы включены в освоение этого рынка услуг на основе облачных технологий. Достаточно упомянуть Microsoft, тратящую по \$100 млн. в год только на исследования в программном обеспечении. Российский рынок, отставая от зарубежных производителей в аппаратном обеспечении, в плане научных услуг имеет в настоящее время высокий потенциал. Для полной реализации этого потенциала авторы предлагают использовать в практическом нейрокомпьютинге системный подход, предусматривающий связанные между собой обязательные этапы физической постановки и математической формулировки задачи, алгоритмическое и программное обеспечение решения поставленной задачи, анализ и интерпретацию результатов по определению компетентности экспертов и специалистов.

В перспективе развитие основных направлений исследований в области нейрокомпьютинга компетентности представляется следующим. Это решение ключевой проблемы улучшения в информационных системах отношения сигнал/шум для производственных процессов с целью повышения эффективности нейросетей. Такое решение должно содержать характеристики ЛПР, влияющие на снижение допустимого порога надежного распознавания сигнала на фоне производственного шума. Это дальнейшая интеграция нейросетей в корпоративные системы с программными технологическими модулями на основе гибридных технологий для улучшения экономичности. Разработка производственных диагностических

систем с нейросетями и включение их в контур управления технологией с целью повышения качества производимой продукции и срока службы технологических объектов. Применение нейророботов в локальных системах автоматического регулирования и АСУ ТП с целью достижения высокой надежности, точности управления и снижения влияния “человеческого фактора”. Несомненную помощь в предсказании финансовых ситуаций на рынках окажут роботы–агенты, использующие нейромодели компетентности инвестора. Такое направление будет наиболее эффективным при оптимальном сочетании технического и фундаментального анализа рыночных процессов. Компетентный нейромаркетинг позволит реально объединить рыночные и технологические процессы производства продукции в единую систему с самыми высокими требованиями к конкурентоспособности предприятий.

Кроме рассмотренных в монографии проблем, разработанный метод позволяет решать и другие, не менее актуальные, задачи:

- рассчитывать оценки коллективов и комитетов экспертов;
- создавать методики повышения компетентности в новых, ранее не используемых, направлениях и условиях работы специалиста;
- применяться для определения моментов продвижения по службе и повышения надбавок к заработной плате.

Особое значение и перспективы применения нейрокомпьютинг компетентности имеет в образовательных учреждениях общего и профессионального образования всех типов.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Гуляев Ю.В. Нейрокомпьютеры в системах обработки сигналов. Кн.9. Коллективная монография / Под ред. Ю.В. Гуляева и А.И. Галушкина. М.: Радиотехника, 2003. 224 с.: ил.
2. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks; пер. с англ. М.: Горячая линия. Телеком, 2000. 182 с.: ил.
3. Заде Л.А. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений – М.: Мир, 1976. - 165с.
4. Технолог – доменщик. Волков Ю.П., Шпарбер Л.Я., Гусаров А.К. – М.: Metallurgia, 1986, - 263с., ил.
5. Щербатский В.Б., Старцева Ю.Е., Кормышев В.М. Экспертное управление процессами в фурменных зонах доменной печи. / Тезисы докладов II всероссийской студенческой научно-технической конференции «Информационные технологии и электроника», УГТУ, г. Екатеринбург, 1997г. -187с.
6. Кормышев В.М., Лисиенко В.Г., Щербатский В.Б. Диагностика технологических объектов и систем управления с помощью модели эксперта. / Тезисы докладов III всероссийской студенческой научно-технической конференции «Информационные технологии и электроника», УГТУ, г. Екатеринбург, 1998. -212с.
7. Кормышев В.М., Лисиенко В.Г., Щербатский В.Б. Математическая модель эксперта-доменщика / Всероссийская научно-техническая конференция “Энергетики и металлурги настоящему и будущему России”. Магнитогорск: МГТУ им. Г.И. Носова, 1998 - с. 69
8. Кормышев В.М. , Щербатский В.Б. Реализация математической модели эксперта с помощью нейросетевой технологии / Тезисы докладов III всероссийской студенческой научно-технической конференции «Информационные технологии и электроника», УГТУ, г. Екатеринбург, 1998. -212с.
9. Кормышев В.М. Методика определения функции компетентности эксперта на основе математической модели. / Автоматика и информационные технологии. Научные школы УГТУ №5. Екатеринбург: УГТУ, 1999. - с. 237-242.
- 10.Новицкий П.В. Оценка погрешностей результатов измерений / П.В. Новицкий, И.А. Зограф; 2-е изд., перераб. и доп. Л.: Энергоатомиздат, Ленингр. отд-ние, 1991. 304 с.: ил.
- 11.Ларичев О.И. Теория и методы принятия решений: учебник / О.И. Ларичев М.: Логос, 2000. 296 с.: ил.
- 12.Сиберт У.М. Цепи, сигналы, системы / У.М. Сиберт. В 2-х ч; пер с англ. М.: Мир, 1988. 360 с.: сл.

13. Култышева В.А., Щербатский В.Б., Лисиенко В.Г., Познякова М.Н. Использование экспертного управления подачей природного газа и кислорода в доменных печах / В.А. Култышева [и др.] // Изв. Вузов. Черная металлургия. 1995. № 3. С. 7-9.
14. Розенблатт Ф. Принципы нейродинамики / Ф. Розенблатт. М.: Мир, 1966. 270 с.
15. Амосов Н.М. Автоматы и разумное поведение / Н.М. Амосов. Киев: Наук. думка, 1973. 374 с.: ил.
16. Саати Т. Аналитическое планирование. Организация систем / Т. Саати, К. Кернс. М.: Радио и связь, 1991. 310 с.
17. Щербатский В.Б. Информационная оценка компетентности сотрудников в инновационной сфере / В.Б. Щербатский, В.М. Кормышев, М.В. Кириллова // Сб. "Роль инноваций в экономике уральского региона". Материалы Второй региональной конференции. Часть 1. Екатеринбург: Фонд ЦИБ, 2000. 137с.
18. Галактика. Комплексная система автоматизации управления предприятием. Проспект корпорации "Галактика". Москва, 2003. 94.
19. Щербатский В.Б. Методы технической диагностики: метод. указания по курсу "Методы технической диагностики" / В.Б. Щербатский, М.В. Кириллова. Екатеринбург: УГТУ–УПИ, 2000. Ч1. 59 с.
20. Химмельблау Д. Обнаружение и диагностика неполадок в химических и нефтехимических процессах; пер. с англ. / Д. Химмельблау. Л.: Химия, 1983. 352 с., ил.
21. Кириллова М.В. Нейронная диагностика процесса обжига электрокерамики / М.В. Кириллова, В.М. Кормышев, В.Б. Щербатский. // Радиоэлектроника, электротехника энергетика: сб. докладов шестой международной научно-технической конференции МЭИ. Москва, 2000, Т1. с. 315.
22. Сысоев Н.П. [и др.] Опыт работы доменных печей ЧерМК с пониженной интенсивностью / Н.П. Сысоев [и др.] // Сталь. 1993. № 5. С. 10-12.
23. Кириенкова М.А. [и др.] Диагностика распределения материалов и газов в доменной печи / М.А. Кириенкова [и др.] // Известия вузов. Черная металлургия. 2001. № 1. С.11-15.
24. Марселлус Д. Программирование экспертных систем на Турбо-Прологе; пер. с англ. предисл. С.В. Трубицына / Д. Марселлус. М.: Финансы и статистика, 1994. 256 с.

Научное издание

Кормышев Валентин Михайлович
Щербатский Виктор Борисович

ОПРЕДЕЛЕНИЕ КОМПЕТЕНТНОСТИ
В ИНФОРМАЦИОННЫХ СИСТЕМАХ

Редактор Н.П. Кубыщенко

Компьютерная верстка *М.А. Сафронова*

Подписано в печать 9.08.2011. Формат 60 × 84 1/16
Бумага офсетная. Печать плоская. Усл. печ. л. 8,60
Уч.–изд. л. 6,6. Тираж 100 экз. Заказ 922

Редакционно–издательский отдел УрФУ
620002, Екатеринбург, ул. Мира, 19
rio@mail.ustu.ru

Отпечатано в типографии ИПЦ УрФУ
620000, Екатеринбург, ул. Тургенева, 4.