

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФГБОУ ВО «БАШКИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ИНСТИТУТ ЭКОНОМИКИ, ФИНАНСОВ И БИЗНЕСА

Утверждено:
на заседании кафедры
протокол от « 20» апреля 2020г. № 6

Зав. кафедрой  /Р.Х.Бахитова

Согласовано:
Председатель УМК института

 /Л.Р. Абзалилова

РАБОЧАЯ ПРОГРАММА ДИСЦИПЛИНЫ

Нейросетевое моделирование

Вариативная часть

программа магистратуры

Направление подготовки (специальность)
01.04.05 Статистика

Направленность (профиль) подготовки
«Технологии анализа данных»

Квалификация
магистр

Разработчики (составители):

Доцент, к. т. н.



Прудников В.Б.

Доцент, к. т. н.



Полупанов Д.В.

Уфа 2020 г.

Составитель / составители: Прудников В.Б., Полупанов Д.В.

Рабочая программа дисциплины утверждена на заседании кафедры Цифровой экономики и коммуникаций протокол от «20» апреля 2020 г. № 6.

Дополнения и изменения, внесенные в рабочую программу дисциплины, утверждены на заседании кафедры _____,
протокол № ____ от « ____ » _____ 20 _ г.

Заведующий кафедрой _____ / _____ Ф.И.О/

Дополнения и изменения, внесенные в рабочую программу дисциплины, утверждены на заседании кафедры _____,
протокол № ____ от « ____ » _____ 20 _ г.

Заведующий кафедрой _____ / _____ Ф.И.О/

Список документов и материалов

1. Перечень планируемых результатов обучения по дисциплине, соотнесенных с планируемыми результатами освоения образовательной программы.....	4
2. Место дисциплины в структуре образовательной программы.....	4
3. Содержание рабочей программы (объем дисциплины, типы и виды учебных занятий, учебно-методическое обеспечение самостоятельной работы обучающихся).....	5
4. Фонд оценочных средств по дисциплине	7
4.1 Перечень компетенций с указанием этапов их формирования в процессе освоения образовательной программы. Описание показателей и критериев оценивания компетенций на различных этапах их формирования, описание шкал оценивания.....	9
4.2. Типовые контрольные задания или иные материалы, необходимые для оценки знаний, умений, навыков и опыта деятельности, характеризующих этапы формирования компетенций в процессе освоения образовательной программы. Методические материалы, определяющие процедуры оценивания знаний, умений, навыков и опыта деятельности, характеризующих этапы формирования компетенций.....	10
Экзаменационный билет № 1.....	Ошибка! Закладка не определена.
5. Учебно-методическое и информационное обеспечение дисциплины.....	37
5.1. Перечень основной и дополнительной учебной литературы, необходимой для освоения дисциплины.....	37
5.2. Перечень ресурсов информационно-телекоммуникационной сети «Интернет» и программного обеспечения, необходимых для освоения дисциплины	37
6. Материально-техническая база, необходимая для осуществления образовательного процесса по дисциплине	Ошибка! Закладка не определена.

1. Перечень планируемых результатов обучения по дисциплине, соотнесенных с планируемыми результатами освоения образовательной программы

В результате освоения образовательной программы обучающийся должен овладеть следующими результатами обучения по дисциплине:

Результаты обучения		Формируемая компетенция (с указанием кода)	Примечание
Знания	Знать: основные нейросетевые архитектуры и алгоритмы их обучений, основные функции принадлежности и методы их построения	ПК-6 способность анализировать количественные данные с применением методов математической и дескриптивной статистики и формулировать содержательные выводы	
Умения	Уметь: осуществлять предварительную подготовку данных для использования нечетких и нейросетевых методов	ПК-6 способность анализировать количественные данные с применением методов математической и дескриптивной статистики и формулировать содержательные выводы	
Владения (навыки / опыт деятельности)	Владеть: навыками использования современных инструментальных средств, реализующих нечеткие и нейросетевые технологии для решения прикладных экономических задач	ПК-6 способность анализировать количественные данные с применением методов математической и дескриптивной статистики и формулировать содержательные выводы	

2. Место дисциплины в структуре образовательной программы

Дисциплина «Нейросетевое моделирование» является дисциплиной вариативной части.

Дисциплина изучается на 2 году обучения (в 4 семестре) при очной форме обучения.

Целью изучения дисциплины является формирование у студентов комплексного представления о перспективных методах интеллектуального анализа данных. Основное место уделяется принципам использования нечеткой логики и нейронных сетей при решении практических задач.

Для освоения дисциплины необходимы компетенции, сформированные в рамках образования на уровне бакалавриата («Математический анализ», «Экономико-математические методы», «Теория вероятностей и математическая статистика»), а также изучение дисциплины «Дополнительные главы математической статистики».

Дисциплина «Нейросетевое моделирование» является необходимой для успешного прохождения преддипломной практики и государственной итоговой аттестации.

3. Содержание рабочей программы (объем дисциплины, типы и виды учебных занятий, учебно-методическое обеспечение самостоятельной работы обучающихся)

МИНОБРНАУКИ РОССИИ
ФГБОУ ВО «БАШКИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
ИНСТИТУТ ЭКОНОМИКИ, ФИНАНСОВ И БИЗНЕСА

СОДЕРЖАНИЕ РАБОЧЕЙ ПРОГРАММЫ

дисциплины Нейросетевое моделирование
на 4 семестр

очной формы обучения

Вид работы	Объем дисциплины
Общая трудоемкость дисциплины (ЗЕТ / часов)	4/144
Учебных часов на контактную работу с преподавателем:	
лекций	10
практических/ семинарских	
лабораторных	26
других (групповая, индивидуальная консультация и иные виды учебной деятельности, предусматривающие работу обучающихся с преподавателем) (ФКР)	0,2
Учебных часов на самостоятельную работу обучающихся (СР)	107,8
Учебных часов на подготовку к экзамену/зачету/дифференцированному зачету (Контроль)	

Форма(ы) контроля:
Зачет 4 семестр

№ п/п	Тема и содержание	Форма изучения материалов: лекции, практические занятия, семинарские занятия, лабораторные работы, самостоятельная работа и трудоемкость (в часах)					Основная и дополнительная литература, рекомендуемая студентам (номера из списка)	Задания по самостоятельной работе студентов	Форма текущего контроля успеваемости (коллоквиумы, контрольные работы, компьютерные тесты и т.п.)
		Всего	ЛК	ПР/СЕМ	ЛР	СРС			
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
	Модуль 1. Нечеткая логика								
1.	Концепция мягких вычислений. Введение в нечеткую логику и нейронные сети	17	1		2	14	2	Вопросы и задания для самоконтроля	Тест, индивидуальные практические задания
2.	Нечеткие множества. Функции принадлежности	19	1		4	14	2, 3	Вопросы и задания для самоконтроля	Тест, индивидуальные практические задания
3.	Нечеткие и лингвистические переменные. Нечеткие числа	17	1		2	14	4	Вопросы и задания для самоконтроля	Тест, индивидуальные практические задания
4.	Нечеткий логический вывод. Нечеткие алгоритмы	20	2		4	14	4	Вопросы и задания для самоконтроля	Тест, индивидуальные практические задания
	Модуль 2. Нейронные сети								
5.	Искусственный нейрон. Перцептрон Розенблата. Проблема «Исключающего ИЛИ»	18	2		4	12	3	Вопросы и задания для самоконтроля	Индивидуальные практические задания, лабораторная работа
6.	Многослойный перцептрон. Алгоритм обратного распространения ошибки	17	1		2	14	4	Вопросы и задания для самоконтроля	Индивидуальные практические задания
7.	Обучение нейросетей «без учителя». Звезды Гроссберга. Модель	17	1		4	12	8-10, 1	Вопросы и задания для самоконтроля	Индивидуальные практические задания, лабораторная работа

	Липмана-Хемминга. Самоорганизующиеся карты Кохонена.								
8.	Радиально-базисные нейронные сети	18.8	1		4	13.8	5, 8	Вопросы и задания для самоконтроля	Индивидуальные практические задания
	Зачет	0.2							
	Всего часов:	144	10		26	107,8			

4. Фонд оценочных средств по дисциплине

4.1 Перечень компетенций с указанием этапов их формирования в процессе освоения образовательной программы. Описание показателей и критериев оценивания компетенций на различных этапах их формирования, описание шкал оценивания

ПК-6 способность анализировать количественные данные с применением методов математической и дескриптивной статистики и формулировать содержательные выводы

Этап (уровень) освоения компетенции	Планируемые результаты обучения (показатели достижения заданного уровня освоения компетенций)	Критерии оценивания результатов обучения	
		Не зачтено	Зачтено
Первый этап (уровень)	Знать: основные нейросетевые архитектуры и алгоритмы их обучений, основные функции принадлежности и методы их построения	Отсутствие или фрагментарные представления об основных нейросетевых архитектурах и алгоритмах их обучений, основных видах функций принадлежности и методах их построения	Сформированные представления об основных нейросетевых архитектурах и алгоритмах их обучений, основных видах функций принадлежности и методах их построения
Второй этап (уровень)	Уметь: осуществлять предварительную подготовку данных для использования нечетких и нейросетевых методов	Отсутствие или фрагментарные умения осуществлять предварительную подготовку данных для использования нечетких и нейросетевых методов	В целом успешное умение осуществлять предварительную подготовку данных для использования нечетких и нейросетевых методов
Третий этап (уровень)	Владеть: навыками использования современных инструментальных средств, реализующих нечеткие и нейросетевые технологии для решения прикладных экономических задач	Отсутствие или фрагментарные владение навыками использования современных инструментальных средств, реализующих нечеткие и нейросетевые технологии для решения прикладных экономических задач	В целом успешное владение навыками использования современных инструментальных средств, реализующих нечеткие и нейросетевые технологии для решения прикладных экономических задач

4.2. Типовые контрольные задания или иные материалы, необходимые для оценки знаний, умений, навыков и опыта деятельности, характеризующих этапы формирования компетенций в процессе освоения образовательной программы. Методические материалы, определяющие процедуры оценивания знаний, умений, навыков и опыта деятельности, характеризующих этапы формирования компетенций

Этапы освоения	Результаты обучения	Компетенция	Оценочное средство
Знания	Знать: основные нейросетевые архитектуры и алгоритмы их обучений, основные функции принадлежности и методы их построения	ПК-6	Тест, практические задания
Умения	Уметь: осуществлять предварительную подготовку данных для использования нечетких и нейросетевых методов	ПК-6	Лабораторные работы, индивидуальные практические задания
Владения (навыки / опыт деятельности)	Владеть: навыками использования современных инструментальных средств, реализующих нечеткие и нейросетевые технологии для решения прикладных экономических задач	ПК-6	Лабораторные работы, индивидуальные практические задания

Формы и содержание текущего контроля:

- контроль посещаемости лекционных и практических занятий;
- оценка подготовки к семинарским и практическим занятиям;
- выборочная проверка ответов на вопросы самоконтроля;
- оценка уровня развития компетенций в ходе анализа проблемных ситуаций и решения практических ситуаций.

–
Изучение дисциплины предполагает самостоятельное выполнение **двух лабораторных работ.**

На оценку степени сформированности компетенций при выполнении заданий лабораторной работы влияет полнота и правильность выполнения работы.

Перед проведением итогового контроля преподаватель вычисляет процент полноты и правильности выполнения лабораторных работ, соответствующих проверке формирования каждой компетенции в ходе учебного семестра.

Итоговый контроль по дисциплине «Нейросетевое моделирование» проводится в виде зачета. Оценка «Зачтено» выставляется в случае, если средний балл за

выполнение лабораторных работ (с учетом дополнительных баллов за выполнение индивидуальных практических заданий и тестов) составит не менее 3.

Компетенции	Результаты	Оценка (по пятибалльной шкале)	Оценка
ПК-6 способность анализировать количественные данные с применением методов математической и дескриптивной статистики и формулировать содержательные выводы	Оценка полноты и правильности выполнения лабораторных работ, выполнения тестов и индивидуальных практических заданий	1-2	«не зачтено»
		3	«зачтено»
		4	
		5	

Критерии оценивания выполнения лабораторных работ в Deductor Academic:

Критерии оценивания	Количество баллов
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый знает цель лабораторной работы; задания решены без ошибок с первого раза, правильно выбраны решения заданий; правильно выполнены расчёты, обучающийся понимает, что они значат; полно даны ответы на контрольные вопросы; отчёт оформлен аккуратно, сделаны выводы.	5
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый знает цель лабораторной работы; задания решены с ошибками, потребовалась дополнительная помощь преподавателя, правильно выбраны методики решения заданий; расчёты выполнены с консультацией преподавателя; полно даны ответы на контрольные вопросы; отчёт оформлен аккуратно, сделаны выводы	3-4
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый знает цель лабораторной работы; задания выполнены с ошибками, потребовалась дополнительная помощь преподавателя, правильно выбраны методики решения заданий; с ошибками выполнены расчёты, даже с консультацией преподавателя или обучающийся не может объяснить, как выполнялись расчеты; даны ответы на контрольные вопросы	2
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый не знает цель лабораторной работы; задачи решены с ошибками, потребовалась дополнительная помощь преподавателя, неверно выбраны методы решения задач; не выполнены расчёты; не даны ответы на устные контрольные вопросы; отчёт оформлен небрежно, выводы не сделаны	менее 2

Перечень вопросов для зачета:

1. Нечеткая логика, нейронные сети – предпосылки появления методов, искусственный интеллект.

2. Основная проблема в современном анализе информации: информационная избыточность в принятии решений, пути решения проблемы.
3. Нечеткие множества. Основные характеристики нечетких множеств.
4. Операции над нечеткими множествами. Логические операции.
5. Алгебраические операции над нечеткими множествами.
6. Нечеткие числа. Операции над нечеткими числами.
7. Лингвистическая переменная. Нечеткие числа L-R типа. Операции над нечеткими отношениями.
8. Нечеткий регулятор.
9. Эффективность систем принятия решений, использующих методы нечеткой логики.
10. Роль и место нейронных сетей в структуре социологического знания.
11. Структура и свойства искусственного нейрона. Послойная организация сети.
12. Базовый оценочный модуль. Типы оценочных модулей.
13. Перцептрон Розенблатта. Теорема о достаточности целочисленных коэффициентов.
14. Перцептрон Розенблатта. Теорема о достаточности двух слоев.
15. Понятие накапливаемой ошибки. Обучение нейронных сетей. Алгоритм обратного распознавания. Обучение с учителем и без учителя.
16. Бинарные сети. Метод обучения бинарных сетей. Правило Хебба, его достоинства и недостатки.
17. Обучающее правило Видроу-Хоффа.
18. Нейронные сети встречного распространения. Нейронные сети Хопфилда и Хэмминга. Вероятностная нейронная сеть. Обобщенно-регрессионная нейронная сеть. Линейные нейронные сети.
19. Автокорреляторы в обработке изображений. Сети Хопфилда с автокорреляторами.
20. Классическая сеть Хопфилда. Ее свойства и методы расширения возможностей.
21. Сети естественной классификации. Метод динамических ядер. Пространственная сеть Кохонена.
22. Метод двойственности в обучении нейронных сетей. Основные идеи и ограничения на архитектуру.
23. Метод двойственности в обучении нейронных сетей. Требования к элементам сети. Функционирование синапса, сумматора, нелинейного преобразователя.
24. Метод двойственности в обучении нейронных сетей. Подбор шага, использование методов ускорения обучения нейронных сетей
25. Оценка и интерпретатор ответа
26. Эффективность нейронных сетей. Гибридные сети.
27. Экспертные опросы – математическое обоснование определенной и неопределенной части оцениваемого суждения. Степень компетентности экспертов.
28. Принятие решений в условиях избыточной информации. Нечеткий базис задания и обобщения информации.
29. Метод анализа иерархий. Принцип дискриминации и сравнительных суждений. Синтез приоритетов. Иерархии как воспроизведение сложности.
30. Модели коммуникативных процессов. Основные методы изучения коммуникативных процессов.
31. Моделирование форумного общения при помощи нейронных сетей.
32. Принятие решений в условиях определенности. Метод анализа иерархий.
33. Логически прозрачные нейронные сети и метод получения явных знаний из данных.

Лабораторная работа является основной формой промежуточного контроля знаний студентов, она позволяет структурировать знания обучаемых. Это одна из форм проверки и оценки усвоенных знаний, получения информации о характере познавательной деятельности, уровня самостоятельности и активности студентов в учебном процессе, эффективности методов, форм и способов учебной деятельности. Эта форма самостоятельной работы

студента выявляет умение применять теоретические знания на практике, помогает проверить усвоение курса перед экзаменом.

Цель выполняемой работы: получить специальные знания по выбранной теме.

Основные задачи выполняемой работы:

- 1) закрепление полученных ранее теоретических знаний;
- 2) выработка навыков самостоятельной работы;
- 3) выяснение подготовленности студента к будущей практической работе.

Лабораторные работы заключаются в выполнении кейс-заданий по темам:

- построение многослойных перцептронов
- построение самоорганизующихся карт Кохонена.

Инструментальная среда выполнения лабораторных работ – аналитическая платформа Deductor (версия Academic). Описание платформы и порядок выполнения лабораторных работ приведен ниже.

Общие сведения об аналитической платформе «Deductor»

Deductor – это аналитическая платформа, основа для создания законченных прикладных решений в области анализа данных. Реализованные в Deductor технологии позволяют на базе единой архитектуры пройти все этапы построения аналитической системы: от консолидации данных до построения моделей и визуализации полученных результатов.

До появления аналитических платформ анализ данных осуществлялся в основном в статистических пакетах. Их использование требовало высокой квалификации пользователя. Большинство алгоритмов, реализованных в статистических пакетах, не позволяло эффективно обрабатывать большие объемы информации. Для автоматизации рутинных операций приходилось использовать встроенные языки программирования.

В конце прошлого столетия произошел стремительный рост объемов информации, накапливаемый на машинных носителях и возросли потребности бизнеса по применению анализа данных.

Ответом этому стало появление новых парадигм в анализе: хранилища данных, машинное обучение, Data Mining, Knowledge Discovery in Databases. Это позволило популяризировать анализ данных, вывести его на промышленную основу и решить огромное число бизнес-задач с большим экономическим эффектом.

Венцом развития анализа данных стали специализированные программные системы – аналитические платформы, которые полностью автоматизировали все этапы анализа от консолидации данных до эксплуатации моделей и интерпретации результатов.

Одним из представителей, как настольной, так и корпоративной системы анализа данных последнего поколения является аналитическая платформа Deductor (разработана компанией BaseGroup™ Labs, www.basegroup.ru).

Она состоит из пяти частей:

- ✓ Warehouse – хранилище данных, консолидирующее информацию из разных источников;
- ✓ Studio – приложение, позволяющее пройти все этапы построения прикладного решения, рабочее место аналитика;
- ✓ Viewer – рабочее место конечного пользователя, одно из средств тиражирования знаний (т.е. когда построенные аналитиком модели используют пользователи, не владеющие технологиями анализа данных);
- ✓ Server – служба, обеспечивающая удаленную аналитическую обработку данных;
- ✓ Client – клиент доступа к Deductor Server. Обеспечивает доступ к серверу из

сторонних приложений и управление его работой.

Существует три типа варианта поставки платформы Deductor:

- ✓ Enterprise;
- ✓ Professional;
- ✓ Academic.

В зависимости от типа поставки набор доступных компонентов может различаться.

Версия Enterprise предназначена для корпоративного использования. В ней присутствуют:

- ✓ Серверные компоненты Deductor Server и Deductor Client.
- ✓ Интерфейс доступа к Deductor через механизм OLE Automation.
- ✓ Традиционное хранилище данных Deductor Warehouse на трех СУБД: Firebird, MS SQL, Oracle.
- ✓ Виртуальное хранилище данных Deductor Virtual Warehouse.

Версия **Academic** предназначена для образовательных и обучающих целей. Ее функционал аналогичен версии Professional за исключением:

- ✓ отсутствует пакетный запуск сценариев, т.е. работа в программе может вестись только в интерактивном режиме;
- ✓ отсутствует импорт из промышленных источников данных: 1С, СУБД, файлы MS Excel, Deductor Data File;
- ✓ некоторые другие возможности.

В процессе развертывания и использования аналитической платформы с ней взаимодействуют различные категории пользователей. Можно выделить четыре основные категории:

- ✓ аналитик;
- ✓ пользователь;
- ✓ администратор;
- ✓ программист.

Рассмотрим более подробно основные функции аналитика:

- ✓ создание в Deductor Studio сценариев – последовательности шагов, которую необходимо провести для получения нужного результата.
- ✓ построение, оценка и интерпретация моделей.
- ✓ настройка панели отчетов для пользователей Deductor Viewer.
- ✓ настройка сценария на поточную обработку новых данных.

Основной функцией пользователя является просмотр готовых отчетов в Deductor Viewer.

Функции администратора:

- ✓ установка компонентов Deductor на рабочих местах и сервера ключей Guardant при необходимости.
- ✓ развертывание традиционного хранилища данных на сервере.
- ✓ контроль процедур регулярного пополнения хранилища данных.

- ✓ конфигурирование сервера Deductor Server.
 - ✓ настройка пакетной и/или серверной обработки сценариев Deductor.
 - ✓ оптимизация доступа к источникам данных, в том числе к хранилищу данных.
- Функции программиста:
- ✓ интеграция Deductor с источниками и приемниками данных.
 - ✓ вызов Deductor из внешних программ различными способами, в том числе взаимодействие с Deductor Server.

Такая работа как проектирование и наполнение хранилище данных часто выполняется коллективно аналитиком, администратором и программистом. Аналитик проектирует семантический слой хранилища данных, то есть определяет, какие данные необходимо иметь в хранилище. Администратор создает хранилище данных и наполняет его данными. Программист при необходимости создает программные модули, выполняющие выгрузку информации из учетных систем в промежуточные источники (так называемые транспортные таблицы).

Итак, Deductor является аналитической платформой - основой для создания законченных прикладных решений в области анализа данных. Реализованные в Deductor технологии позволяют на базе единой архитектуры пройти все этапы построения аналитической системы от создания хранилища данных до автоматического подбора моделей и визуализации полученных результатов.

Система Deductor предназначена для решения широкого спектра задач, связанных с обработкой структурированных и представленных в виде таблиц данных. При этом область приложения системы может быть практически любой - механизмы, реализованные в системе, с успехом применяются на финансовых рынках, в страховании, торговле, телекоммуникациях, промышленности, медицине, в логистических и маркетинговых задачах и множестве других.

Большинство задач анализа можно разделить на классы, внутри которых они решаются схожим образом. Этих классов немного, но для каждого необходимо использовать свои механизмы. Законченное решение может быть составлено из блоков, собранных из унифицированных компонентов для решения прикладной задачи. Именно возможность комбинировать различные механизмы анализа при создании прикладных решений позволяет говорить, что Deductor является аналитической платформой.

Лабораторная работа №1. Начало работы с системой Deductor

После запуска главное окно Deductor Studio выглядит следующим образом (рис. 1).

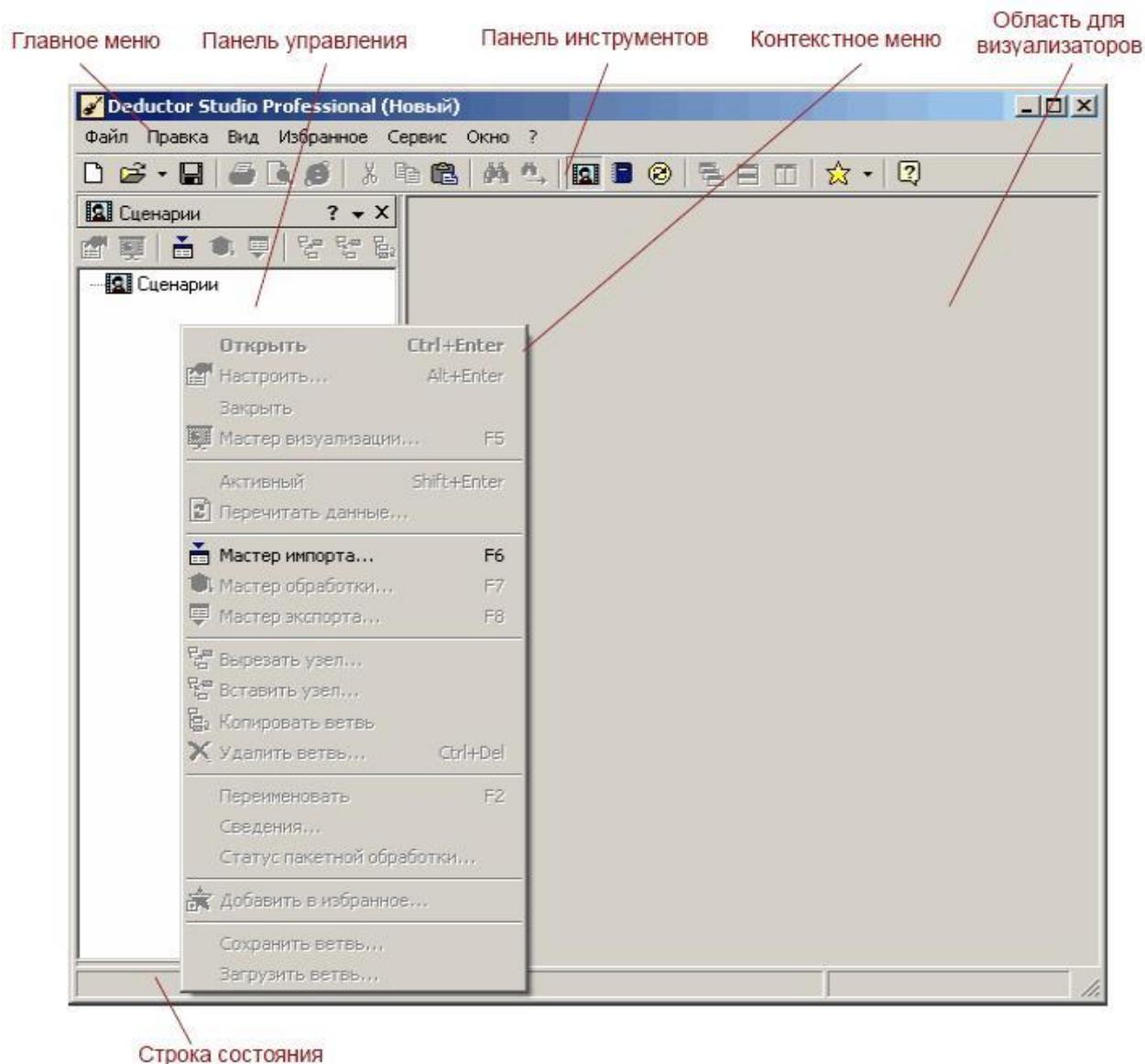


Рисунок 1. Главное окно системы Deductor Studio

По умолчанию панель управления представлена одной вкладкой Сценарии. Кроме того, доступны еще две вкладки: Отчеты и Подключения. Сделать их видимыми можно следующими способами:

- ✓ главное меню **Вид** ► **Отчеты** и **Вид** ► **Подключения**
- ✓ кнопки  и  на панели инструментов.

Можно производить манипуляции с вкладками, меняя их расположение и порядок.

При нажатии правой кнопки мыши на любой вкладке появляется контекстное меню (рис. 2):

- ✓ **Скрыть** – делает вкладку невидимой;
- ✓ **Переименовать** – переименовывает название вкладки;
- ✓ **Закладки** – переключается на выбранную закладку;
- ✓ **Верх/Низ** – задает расположение названий вкладок: вверху либо внизу;
- ✓ **Помощь** – открывает раздел справки.

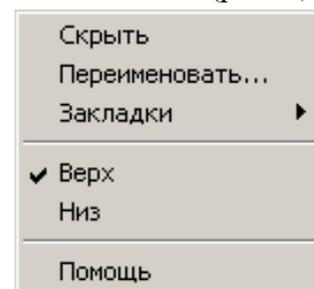


Рисунок 2. Контекстное меню

Ключевым понятием системы Deductor Studio является *проект*. Это файл с расширением ***.ded**, по структуре соответствующий

стандартному xml-файлу. В нем содержатся последовательности обработки данных (сценарии) настроенные визуализаторы, переменные проекта и служебная информация. Каждый проект имеет авторские сведения: Название, Версия, Автор, Компания, Описание. Они заполняются в диалоговом окне **Свойства проекта** (меню **Файл ► Свойства проекта...**).

Создать новый проект можно следующими способами:

- ✓ главное меню **Файл ► Создать**;
- ✓ кнопка **Создать новый проект** на панели инструментов;
- ✓ клавиша **Ctrl+N**.

Открытие существующего проекта возможно следующим образом:

- ✓ главное меню **Файл ► Открыть**;
- ✓ кнопка **Открыть проект** на панели инструментов;
- ✓ клавиша **Ctrl+O**;
- ✓ в главном меню **Файл ► История** найти имя проекта (этот способ работает в том случае, если вы недавно открывали этот проект, и он сохранился в менеджере истории проектов).

В одной запущенной копии Deductor Studio можно открыть только один проект.

Для сохранения проекта под текущим именем нужно выбрать главное меню **Файл ►**

Сохранить, нажать кнопку  или комбинацию **Ctrl+S**. Для сохранения текущего проекта под другим именем: главное меню **Файл ► Сохранить как...**

В Deductor Studio вся работа ведется с использованием пяти мастеров:

- ✓ Мастер импорта;
- ✓ Мастер экспорта;
- ✓ Мастер обработки;
- ✓ Мастер визуализации;
- ✓ Мастер подключений.

С помощью мастеров импорта, экспорта и обработки формируется сценарий. Сценарий состоит из узлов. Мастер подключений предназначен для создания настроек подключений к различным источникам и приемникам данных. Мастер визуализации настраивает визуализаторы для конкретного узла.

Визуализатором называется любое представление набора данных в каком-либо виде: табличном, графическом, описательном. Примерами визуализаторов могут служить таблица, дерево, гистограмма, диаграмма, OLAP-куб и т.д.

В настоящих методических указаниях мы рассмотрим применение аналитической платформы Deductor Studio для решения различных практических задач.

Решение задачи прогнозирования курсов валют и акций. Построение многослойного перцептрона средствами Deductor Studio.

Одним из приложений аналитической платформы Deductor является построение нейронных сетей (НС). Система позволяет строить две нейросетевые парадигмы – многослойный перцептрон и самоорганизующиеся карты Кохонена. В этой лабораторной работе мы изучим построение многослойных перцептронов. Такие НС применяются для решения разнообразных задач, наиболее популярны они при решении задач прогнозирования и аппроксимации сложных функциональных зависимостей. Многослойный перцептрон (рисунок 3) состоит из произвольного количества слоев нейронов. Нейроны каждого слоя соединяются с нейронами предыдущего и последующего слоев по принципу "каждый с

каждым". Первый слой (слева) называется *сенсорным* или *входным*, внутренние слои называются *скрытыми* или *ассоциативными*, последний (самый правый, на рисунке состоит из одного нейрона) – *выходным* или *результативным*. Количество нейронов в слоях может быть произвольным.

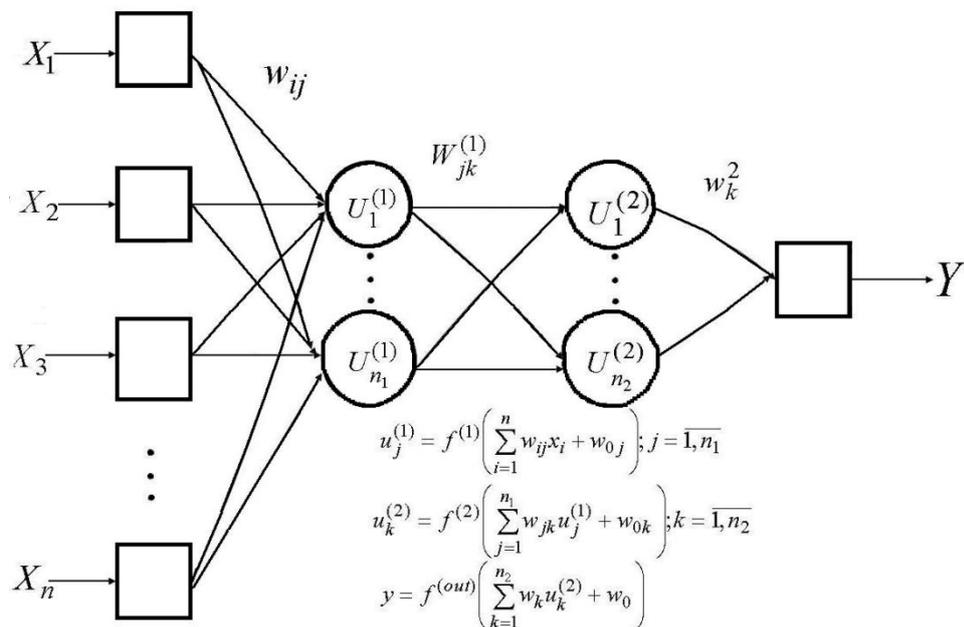


Рисунок 3. Схема многослойного персептрона

Входной вектор подается на входной слой, а выходной вектор определяется путем поочередного вычисления уровней активности (суммарного возбуждения) элементов каждого слоя (от крайнего левого до последнего правого) с использованием уже известных значений активности элементов предшествующих слоев. К отличительным особенностям MLP можно отнести следующие:

- ✓ нейроны каждого слоя не связаны между собой;
- ✓ входной сигнал каждого нейрона поступает на входы всех нейронов следующего слоя;
- ✓ нейроны входного слоя не осуществляют преобразования входных сигналов, их функция заключается в распределении этих сигналов между нейронами 1-го скрытого слоя.

С точки зрения применения многослойной НС для решения задач распознавания образов входной вектор $X=(x_1, x_2, \dots, x_n)$ соответствует набору признаков, а выходной вектор $Y=(y_1, y_2, \dots, y_p)$ – классу образов. Скрытые слои применяются для представления области знаний.

Работа N -слойного персептрона может быть описана следующими уравнениями:

для входного слоя:

$$u_j^1 = x_j, j = \overline{1, n}; \tag{1}$$

для k -го скрытого слоя ($k = \overline{2, N-1}$):

$$u_j^k = f(s_j^k), s_j^k = \sum_{i=1}^{n_{k-1}} w_{ij}^{k-1} u_i^{k-1} + w_k^0, j = \overline{1, n_k}; \tag{2}$$

для выходного слоя:

$$y_j = u_j^N, j = \overline{1, p}. \tag{3}$$

Здесь x_j, y_j - компоненты входного и выходного векторов соответственно, u_j^k - выход k -го скрытого слоя; n_k - число нейронов в k -ом скрытом слое, взвешенная сумма s_j^k - так называемая дискриминационная функция НС, коэффициенты которой w_{ij}^k, w_k^0 называют синаптическими весами, $f(\cdot)$ - активационная функция НС, от которой потребуем непрерывности.

При подготовке данных для обучения НС необходимо обращать внимание на следующие существенные моменты:

- ✓ Количество наблюдений в наборе данных. Следует учитывать тот фактор, что чем больше размерность данных, тем больше времени потребуется для обучения сети.
- ✓ Работа с выбросами. Следует определить наличие выбросов и оценить необходимость их присутствия в выборке.
- ✓ Обучающая выборка должна быть представительной (репрезентативной).
- ✓ Обучающая выборка не должна содержать противоречий, так как нейронная сеть однозначно сопоставляет выходные значения входным.
- ✓ Нейронная сеть работает только с числовыми входными данными, поэтому важным этапом при подготовке данных является преобразование и кодирование данных.

date	gazprom	Normik	doll	evro	RTS
20090623	143,37	8	31,275	44,74	932,74
20090624	154,77	8,75	31,296	44,559	959,18
20090625	148,25	8,56	31,322	44,597	947,52
20090626	150,7	8,96	31,166	44,745	955,45
20090629	157,9	9,48	31,174	44,689	951,46
20090630	155,79	9,2	31,169	44,49	987,02
20090701	165,98	9,55	30,932	44,703	977,94
20090702	157,7	9,28	31,225	44,727	960,46
20090703	154,69	8,96	31,265	44,61	950,24
20090706	144,51	8,43	31,451	44,708	921,44
20090707	144,94	8,32	31,549	44,862	924,11
20090708	139,03	8,22	31,881	45,118	889,77
20090709	137,6	8,25	31,795	45,401	884,94
20090710	134,18	7,54	32,695	46,579	835,73

Рисунок 4. Исходные данные по рыночным котировкам

Покажем шаги построения нейронной сети на примере данных по стоимости акций и курсов валют

Данные импортируем из файла Excel (рисунок 4). Для этого выбираем инструмент Мастер импорта. Файл должен быть построен так, что первый столбец и первая строка – информационные. Необходимо отметить каждую переменную как входную, выходную, информационную или неиспользуемую (рисунок 5). Непригодное поле не может быть использовано при построении и работе алгоритма, но будет помещено в

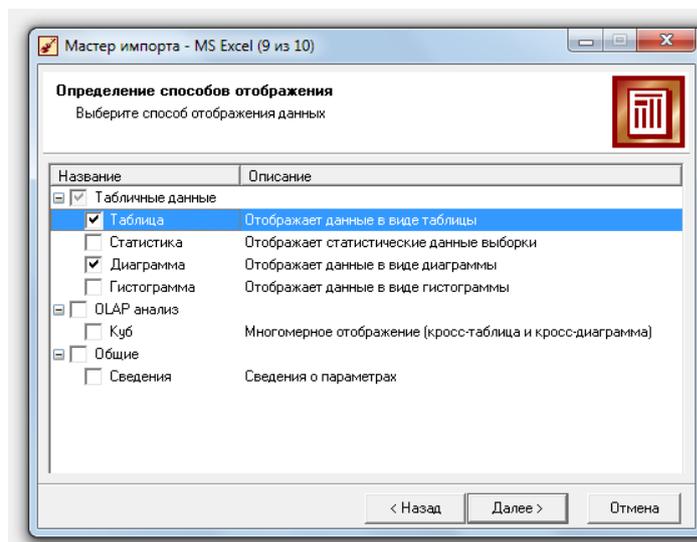


Рисунок 5. Определение способов отображения

результатирующий набор в исходном состоянии.

Статус непригодного поля устанавливается только автоматически и в дальнейшем может быть изменен только на неиспользуемое или информационное. Поле будет запрещено к использованию, если:

- ✓ поле является дискретным и содержит всего одно уникальное значение;
- ✓ непрерывное поле с нулевой дисперсией;
- ✓ поле содержит пропущенные значения.

Замечание: к выбору входных и выходных полей следует относиться особенно внимательно, принимая во внимание следующие соображения:

Входные и выходные поля определяются характером решаемой задачи: входные поля содержат исходные данные, подлежащие обработке, а выходные – результаты обработки.

Использование полей, данные в которых не имеют отношения к решаемой задаче, крайне нежелательно, поскольку они только загромождают исходную и результирующую выборки и замедляют работу сети.

Рассмотрим способы Настройки отображения импортируемых данных. Выберем параметры **Таблица** и **Диаграмма**, для отображения данных в виде графика. В следующем окне необходимо отметить переменные, которые должны быть отражены в диаграмме. В нашем случае это все кроме date, причем date – подписи по оси X. В итоге получим диаграмму, демонстрирующую динамику котировок во времени (рисунок 6).

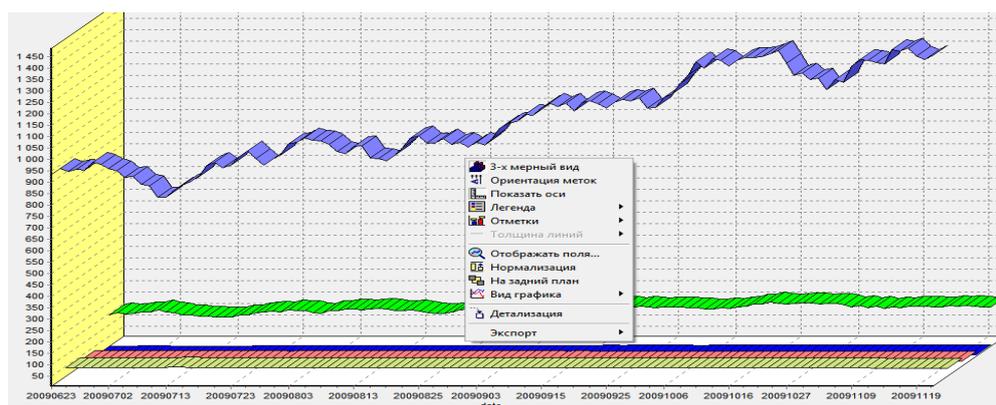


Рисунок 6. Диаграмма исходных данных

Правый клик по диаграмме позволяет ее настроить. Так, команда **трехмерный вид** позволяет более наглядно изобразить данные. Но для полноценной наглядности необходимо привести данные в единую единицу измерения, то есть нормировать, что так же делается правым кликом и выполнением команды **Нормализация**. Получим следующий вид (рисунок 7). Если отметить опцию **легенда**, в указанном месте будет находиться пояснение к линиям графика.

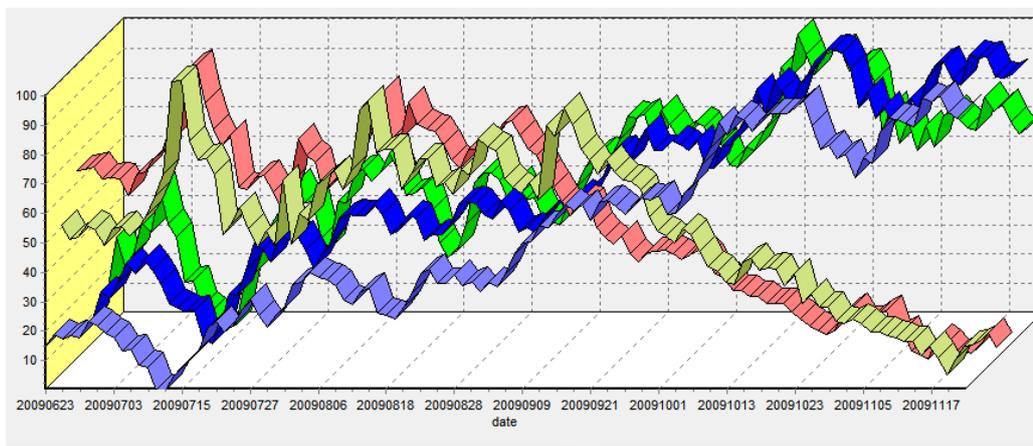


Рисунок 7. Диаграмма нормированных исходных данных

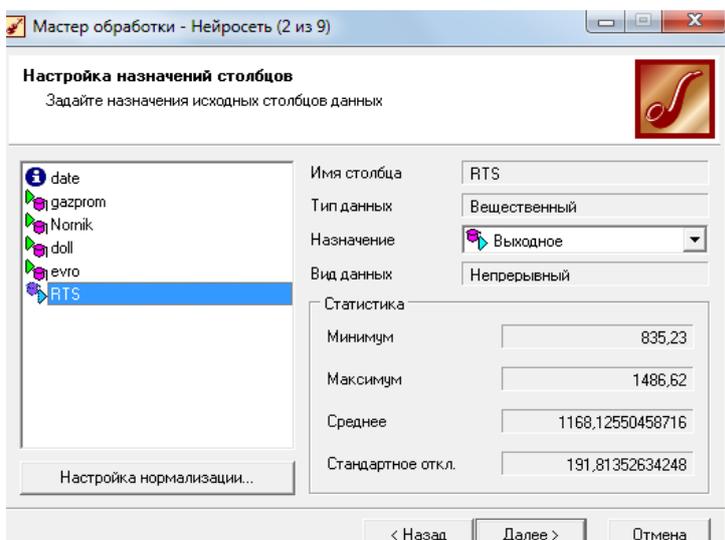


Рисунок 8. Окно настройки значений столбцов

Нашей задачей является прогноз индекса RTS. Для этого выбираем опцию Мастер обработки, в открывшемся окне выбираем **нейросеть**. Deductor строит многослойный персептрон. Необходимо убедиться, что назначение переменных корректно задано, RTS должен быть выходным фактором, остальные – входными, дата – информационным (рисунок 8).

Можно выполнить настройку нормализации. По умолчанию задано: входные факторы приводятся к диапазону $[-1;1]$, выходной – $[0;1]$.

Окно настройки нормализации полей вызывается с помощью кнопки "Настройка нормализации". В окне слева приведен полный список входных и выходных полей. При этом каждое поле помечено значком, обозначающим вид нормализации поля:

✓ Линейная - линейная нормализация исходных значений;

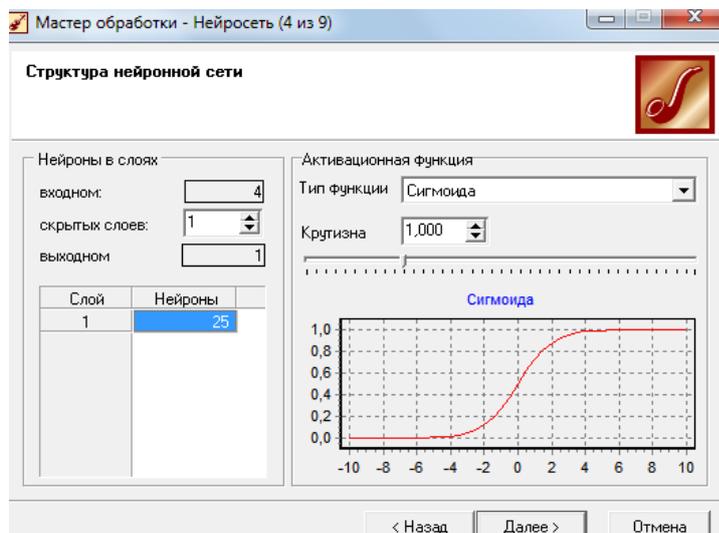


Рисунок 9. Структура нейронной сети

- ✓ Уникальные значения - преобразование уникальных значений в их индексы;
- ✓ Битовая маска - преобразование дискретных значений в битовую маску.

Изменение диапазона используется, когда заранее известно, что обучающая выборка покрывает не весь диапазон реальных значений, которые будет принимать это поле при использовании модели.

В следующем окне (рисунок 9) необходимо задать структуру нейронной сети. Можно задать следующие виды активационной функции:

- ✓ сигмоид

$$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-as}}; \quad (4)$$

- ✓ гиперболический тангенс

$$f(s) = th \frac{s}{a}, th = \frac{e^x + e^{-x}}{e^x - e^{-x}}; \quad (5)$$

- ✓ арктангенс

$$g(f) = -\ln\left(\frac{1}{f} - 1\right), f(g) = \frac{1}{1 + e^{-g}}. \quad (6)$$

Так же задается число скрытых слоев и число нейронов. Зададим число нейронов, равное 25 (для общего числа наблюдений 110).

В следующем окне (рисунок 10) для разбиения исходного множества на обучающее и тестовое необходимо настроить несколько параметров.

Из списка "Способ разделения исходного множества" выбирается порядок отбора записей во все три множества. Если выбран вариант "по порядку", то порядок следования записей при их разделении не меняется. Множества последовательно формируются в соответствии с определенным для них числом записей. Если выбран вариант "случайно", то отбор записей происходит случайным образом.

Затем необходимо указать, какие множества будут использоваться. Для того чтобы множество было сформировано, нужно установить флажок слева от его названия. Если флажок сброшен, то множество использовано не будет. Обучающее множество используется всегда, поэтому сбросить флажок для него нельзя.

Для каждого из используемых множеств необходимо задать его размер. Размер может быть задан непосредственно количеством записей или в процентах от объема исходной выборки

Для этого достаточно дважды щелкнуть мышью в соответствующей клетке и ввести нужное значение с клавиатуры. При этом размер, введенный в процентах, автоматически пересчитывается в количество строк и наоборот.

В следующем окне выбираем алгоритм обратного распространения ошибки. Параметры

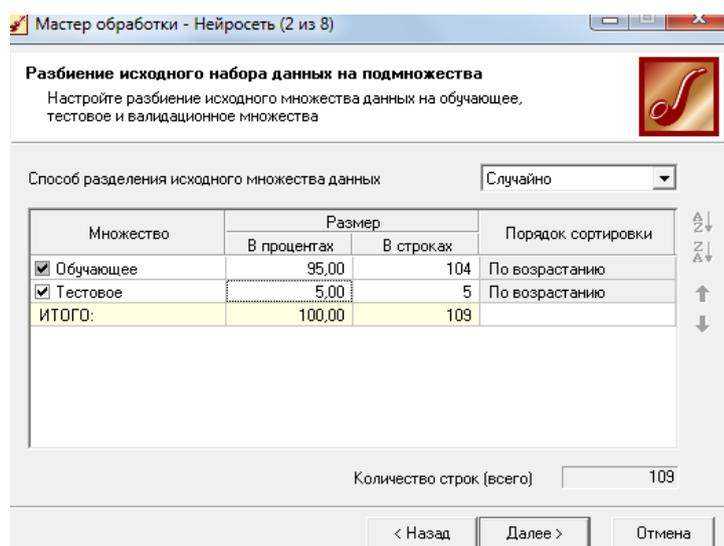


Рисунок 10. Окно разбиения исходного набора данных

оставим без изменений.

Для алгоритма обратного распространения ошибки (Back-Propagation) могут задаться два параметра:

✓ *Скорость обучения* - определяет величину шага при итерационной коррекции весов в нейронной сети (рекомендуется задавать в интервале 0...1).

✓ *Момент* - учитывает величину последнего изменения веса при коррекции весов (задается в интервале 0...1).

Для алгоритма Resilient Propagation указываются следующие параметры:

✓ *Шаг спуска* - коэффициент увеличения скорости обучения, который определяет шаг увеличения скорости обучения при не достижении алгоритмом оптимального результата.

✓ *Шаг подъема* - коэффициент уменьшения скорости обучения. Задается шаг уменьшения скорости обучения в случае пропуска алгоритмом оптимального результата.

Далее зададим настройки параметров обучения (рисунок 11).

✓ *Считать пример распознанным, если ошибка меньше* - критерием останова является условие, что рассогласование между эталонным и реальным выходом НС становится меньше заданного значения.

✓ *По достижении эпохи* - установка данного флажка позволяет задать число эпох (циклов обучения) по достижении которого обучение останавливается независимо от величины ошибки.

✓ *Средняя ошибка меньше* - средняя квадратичная ошибка на обучающем множестве или тестовом множестве меньше заданного значения.

✓ *Максимальная ошибка меньше* - максимальная квадратичная ошибка на обучающем множестве или тестовом множестве меньше заданного значения.

✓ *Распознано примеров (%)* - количество распознанных примеров на обучающем множестве или тестовом множестве больше заданного процента.

При выборе нескольких условий останова процесса обучения происходит по достижении хотя бы одного из них.

В следующем окне (рисунок 12) необходимо нажать пуск для выполнения обучения.

Обучение может с большой долей вероятности считаться успешным, если процент распознанных примеров на обучающем и тестовом множествах достаточно велик (близок к 100%).

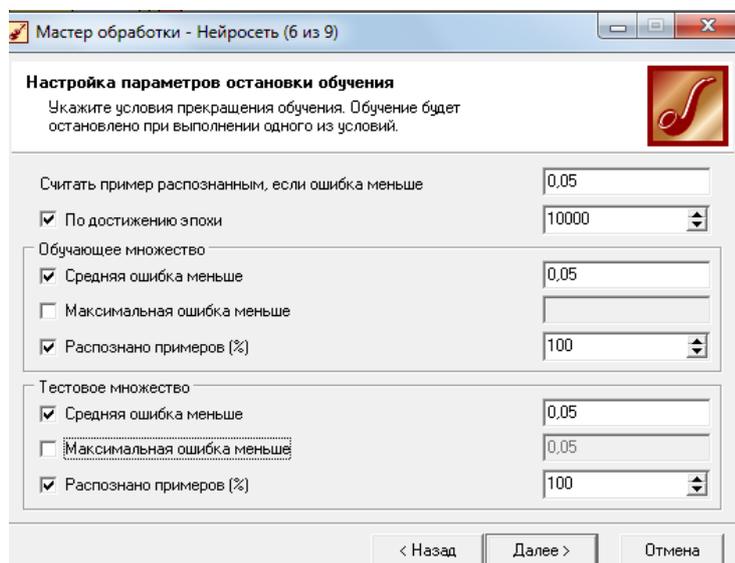


Рисунок 11. Окно настройки параметров останова обучения

В поле "Темп обновления" можно задать число эпох обучения сети, через которое будет происходить обновление графика.

Флажок "Рестарт" позволяет включить режим инициализации начальных весов сети случайными значениями. Если флажок сброшен, то при повторном запуске обучения после остановки будет иметь место так называемое "дообучение сети", когда обучение будет начато с текущими весами. Следующее окно (рисунок 13) задает параметры способов отображения.

Анализ по методу Что - если позволяет исследовать, как будет вести себя построенная система обработки при подаче на ее вход

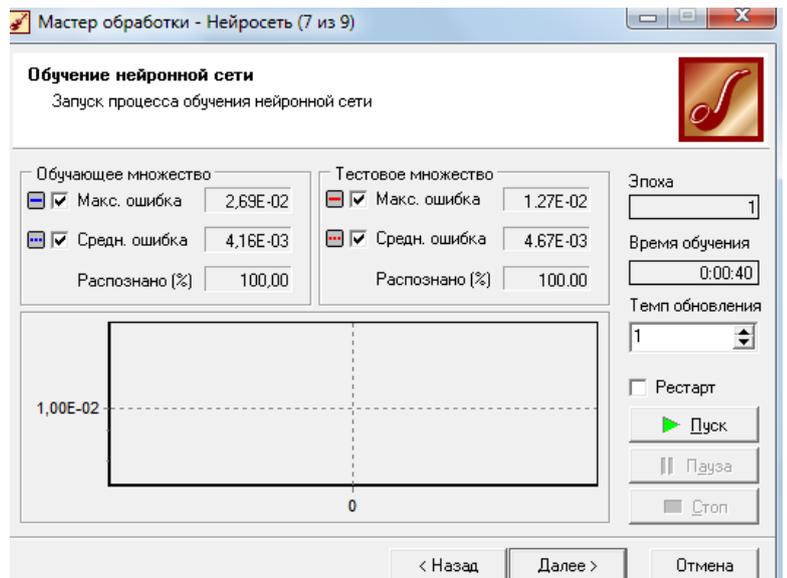


Рисунок 12. Обучение нейронной сети

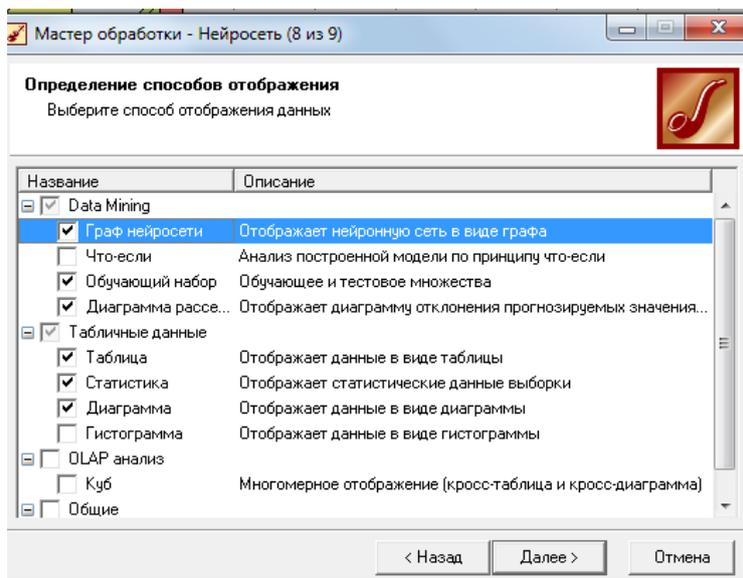


Рисунок 13. Определение способов отображения

тех или иных данных. Иначе говоря, проводится эксперимент, в котором, изменяя значения входных полей обучающей или рабочей выборки нейронной сети или дерева решений, пользователь наблюдает за изменением значений на выходе.

Таблица сопряженности позволяет наиболее наглядно оценить результаты классификации, полученные с помощью той или иной модели. Она показывает, результаты сравнения категориальных значений выходного поля исходной (обучающей) выборки и категориальных значений выходного поля, рассчитанных с помощью модели.

Куб представляет собой один из распространенных методов

распространенных методов

комплексного многомерного анализа данных, получивших название OLAP (On-Line Analyzing Process). В его основе лежит представление данных в виде многомерных кубов, называемых также OLAP-кубами или гиперкубами. По осям многомерной системы координат откладываются те или иные параметры анализируемого бизнес-процесса. Например, для продаж это может быть товар, регион, тип покупателя.

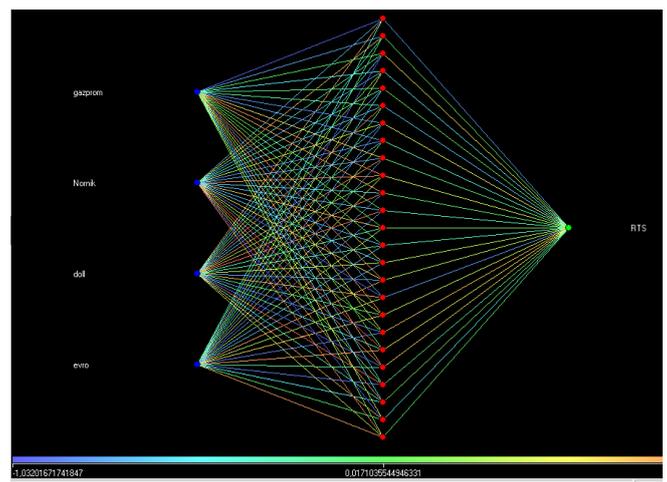


Рисунок 14. Граф нейросети

Граф нейросети (рисунок 14) позволяет графически представить нейронную сеть со всеми ее нейронами и синаптическими связями. При этом пользователь может увидеть не только структуру нейронной сети, но и значения весов, которые принимают те или иные нейроны. В зависимости от веса нейрона он отображается определенным цветом, а соответствующее значение можно определить по цветовой шкале, расположенной внизу окна.

	date	gazprom	Normik	doll	evro	RTS	RTS_OUT	RTS_ERR
▶	20090623	143,37	8	31,275	44,74	932,74	936962852458	541624750701
	20090624	154,77	8,75	31,296	44,559	959,18	531549187549	627651882131
	20090625	148,25	8,56	31,322	44,597	947,52	84269815766	770364014013
	20090626	150,7	8,96	31,166	44,745	955,45	511546028594	15875029932E-
	20090629	157,9	9,48	31,174	44,689	951,46	320683564571	021488465620
	20090630	155,79	9,2	31,169	44,49	987,02	474186575705	864773557145
	20090701	165,98	9,55	30,932	44,703	977,94	7,83547349895	673246951525
	20090702	157,7	9,28	31,225	44,727	960,46	930843399868	352085912290
	20090703	154,69	8,96	31,265	44,61	950,24	103033621206	100692661051
	20090706	144,51	8,43	31,451	44,708	921,44	627514140798	4802091037E-
	20090707	144,94	8,32	31,549	44,862	924,11	408544587699	181535668138

Рисунок 15. Фрагмент выходной таблицы

Лабораторная работа №2.

Решение задачи кластеризации заемщиков. Построение самоорганизующихся карт Кохонена средствами Deductor Studio.

НС Кохонена или самоорганизующаяся карта признаков (Self-organizing map — SOM) была предложена финским исследователем Тойво Кохоненом в начале 1980-х годов.

Она представляет собой двухслойную сеть (рисунок 16). Каждый нейрон первого (распределительного) слоя соединен со всеми нейронами второго (выходного) слоя, которые расположены в виде двумерной решетки.

Нейроны выходного слоя называются кластерными элементами, их количество определяет максимальное количество групп, на которые система может разделить входные данные. Увеличивая количество нейронов второго слоя можно увеличивать детализацию результатов процесса кластеризации.

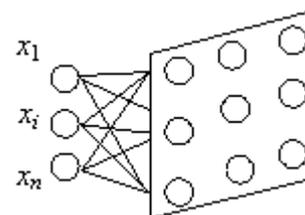


Рисунок 16. Топология нейронной сети Кохонена

Самоорганизующаяся карта Кохонена — это соревновательная НС с обучением без учителя, выполняющая задачу визуализации и кластеризации. Является методом проецирования многомерного пространства в пространство с более низкой размерностью (чаще всего, двумерное), применяется также для решения задач моделирования, прогнозирования и др.

Сеть Кохонена способна распознавать кластеры в данных, а также устанавливать близость классов. Таким образом, пользователь может улучшить свое понимание структуры данных, чтобы затем уточнить нейросетевую модель. Если в данных распознаны классы, то их можно обозначить, после чего сеть сможет решать задачи классификации. Сети Кохонена можно использовать и в тех задачах классификации, где классы уже заданы, — тогда преимущество будет в том, что сеть сможет выявить сходство между различными классами.

Нейроны карты Кохонена располагают в виде двумерной матрицы, раскрашивают эту матрицу в зависимости от анализируемых параметров нейронов.

Для обучения сети Кохонена используется соревновательный метод. На каждом шаге обучения из исходного набора данных случайно выбирается один вектор. Затем производится поиск нейрона выходного слоя, для которого расстояние между его вектором весов и входным вектором - минимально.

По определённому правилу производится корректировка весов для нейрона-победителя и нейронов из его окрестности, которая задаётся соответствующей функцией окрестности $h(t,j,m)$, где m - нейрон-победитель, j - нейрон выходного слоя для которого вычисляем значение функции окрестности, t - параметр времени. Радиус окрестности должен уменьшаться с увеличением параметра времени.

В данном случае в качестве функцией окрестности была использована представленная на рисунке 17 функция Гаусса (7).

$$h(t, j, m) = \exp\left(-\frac{(x_m - x_j)^2 + (y_m - y_j)^2}{\exp(-t)}\right) \quad (7)$$

Алгоритм обучения сети Кохонена выглядит следующим образом:

1. Инициализировать матрицу весов малыми случайными значениями (на отрезке $[-1,1]$).
2. Случайным образом выбрать вектор из входного множества.
3. Для каждого выходного нейрона j вычислить расстояние (8) между его вектором весов w_j и входным вектором x :

$$d_j = \sqrt{\sum_{i=1}^n (w_{ij} - x_i)^2} \quad (8)$$

4. Найти выходной нейрон-победитель j_{min} с минимальным расстоянием (9) $\min(d_j)$
5. Для выходного нейрона-победителя j_{min} и для его соседей из окрестности (7) обновляются векторы весов по правилу (10).

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + e(t) \cdot h(t, j, m) \cdot (x_i - w_{ij}(t)) \quad (10)$$

Здесь: $w_{ij}(t)$ - значение весового коэффициента связи входного нейрона i и выходного нейрона j в момент времени t ; $h(t, j, m)$ - значение функции окрестности с центральным нейроном выходного слоя m для нейрона выходного слоя j в момент времени t ; $e(t)$ - коэффициент скорости обучения в момент времени t x_i - выход нейрона первого слоя номер i .

6. Повторить с п. 2 для всех элементов входного множества.

Цикл обучения продолжается до достижения системой нужного состояния. В качестве критериев основного процесса обучения можно использовать следующие:

- ✓ Топологическая упорядоченность карты признаков (матрицы весов).
- ✓ Изменения весов становятся незначительными.
- ✓ Выход сети стабилизируется, т.е. входные вектора не переходят между кластерными элементами.

В данном случае количество циклов обучения было просто ограничено константой N

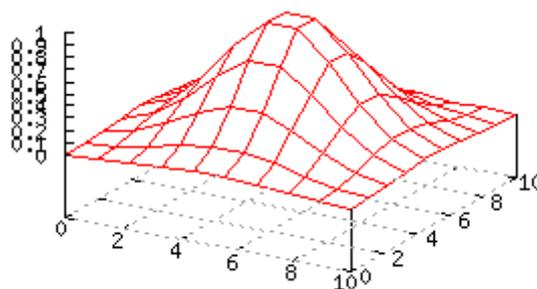


Рисунок 17. Функция Гаусса

$= 50 \cdot P$, где P - количество элементов во входном множестве.

Карта входов нейронов: Веса нейронов подстраиваются под значения входных переменных и отображают их внутреннюю структуру. Для каждого входа рисуется своя карта, раскрашенная в соответствии со значением конкретного веса нейрона.

При анализе данных используют несколько карт входов.

На одной из карт выделяют область определенного цвета - это означает, что соответствующие входные примеры имеют приблизительно одинаковое значение соответствующего входа. Цветовое распределение нейронов из этой области анализируется на других картах для определения схожих или отличительных характеристик.

Карта выходов нейронов: На карту выходов нейронов проецируется взаимное расположение исследуемых входных данных. Нейроны с одинаковыми значениями выходов образуют кластеры - замкнутые области на карте, которые включают нейроны с одинаковыми значениями выходов.

Специальные карты: Это карта кластеров, матрица расстояний, матрица плотности попадания и другие карты, которые характеризуют кластеры, полученные в результате обучения сети Кохонена.

Важно понимать, что между всеми рассмотренными картами существует взаимосвязь - все они являются разными раскрасками одних и тех же нейронов. Каждый пример из обучающей выборки имеет одно и то же расположение на всех картах.

Работу в Deductor с картами Кохонена изучим на примере с кредитованием. Возьмем исходные данные по заемщикам из демонстрационного файла. Для этого импортируем хранилище данных о заемщиках.

Дата кредитования	Цель кредитования	Пол	Образование	Частная собственность	Квартира	Способ приобретения собств.	Рас
01.01.2003	Иное	Жен	специальное	Нет	Нет	другое	область
01.01.2003	Иное	Муж	среднее	Да	Да	другое	центр
01.01.2003	Покупка товара	Муж	высшее	Да	Да	другое	область
01.01.2003	Покупка товара	Муж	специальное	Нет	Да	другое	центр
01.01.2003	Иное	Жен	специальное	Да	Нет	другое	центр
01.01.2003	Турпоездки, развлечения	Жен	специальное	Нет	Нет	покупка	центр
01.01.2003	Покупка и ремонт недви	Муж	специальное	Да	Да	нет жилья в собственности	центр
01.01.2003	Покупка товара	Муж	высшее	Да	Да	другое	центр
01.01.2003	Оплата услуг (мед., юрид.	Муж	специальное	Нет	Да	покупка	центр
01.01.2003	Покупка товара	Муж	специальное	Да	Нет	другое	центр
01.01.2003	Покупка товара	Муж	высшее	Да	Да	покупка	центр
01.01.2003	Покупка товара	Жен	высшее	Да	Нет	другое	центр
01.01.2003	Иное	Жен	специальное	Да	Да	другое	область
02.01.2003	Покупка товара	Жен	высшее	Да	Нет	покупка	центр
02.01.2003	Оплата услуг (мед., юрид.	Муж	специальное	Нет	Да	другое	область
02.01.2003	Покупка и ремонт недви	Жен	специальное	Да	Да	нет жилья в собственности	область

Рисунок 18. Фрагмент таблицы исходных данных

Задача - произвести сегментацию заемщиков при помощи самоорганизующихся карт. Итак, необходимо разбить на кластеры заемщиков. Кластеризация осуществляется по показателям: цель кредитования, сумма кредита, срок кредита, возраст, среднемесячный доход, среднемесячный расход, количество иждивенцев.

На первом шаге мастера запускаем **мастер обработки** и выбираем из списка метод обработки "**Карта Кохонена**". Далее следует настроить назначения столбцов, т.е. для каждого столбца выбрать одно из назначений: входное, выходное, не используется и информационное. Укажем всем столбцам, соответствующим показателям деятельности банков, назначение "Входной". "Выходной" не назначаем.

Следующий шаг предлагает разбить исходное множество на обучающее и тестовое. Далее шаги аналогичны последовательности построения нейронной сети.

На пятом шаге (рисунок 20) предлагается настроить параметры карты: количество ячеек по X и по Y их форму (шестиугольную или четырехугольную).

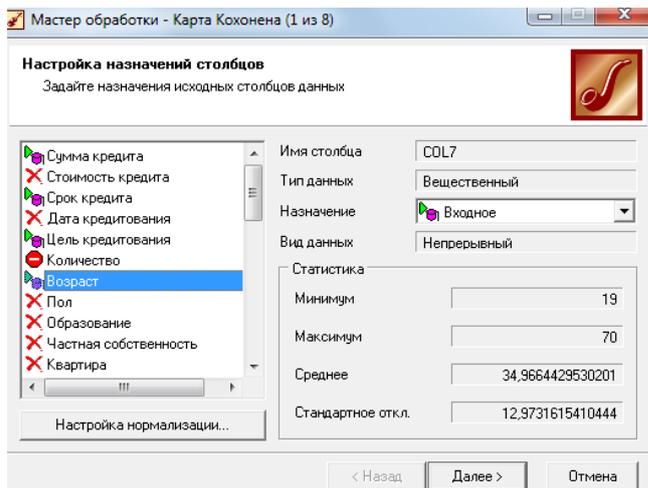


Рисунок 19. Настройка значений столбцов

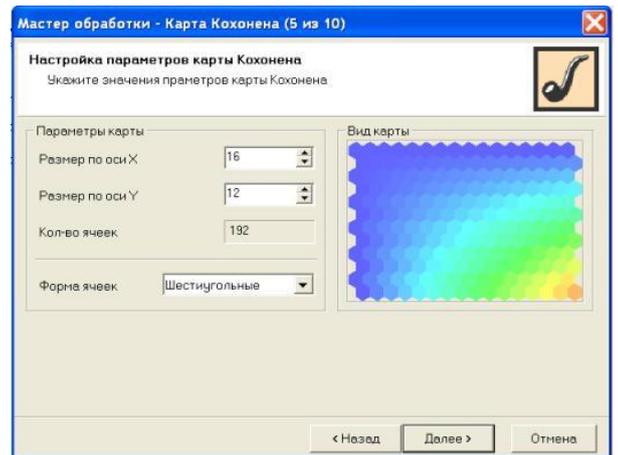


Рисунок 20. Настройка параметров

На шестом шаге (рисунок 21) "Настройка параметров остановки обучения" устанавливаем параметры остановки обучения и устанавливаем эпоху, по достижению которой обучение будет прекращено.

На седьмом шаге (рисунок 22), настраиваются другие параметры обучения: способ начальной инициализации, тип функции соседства. Поскольку нам неизвестно количество кластеров, выберем автоматическое определение их количества.

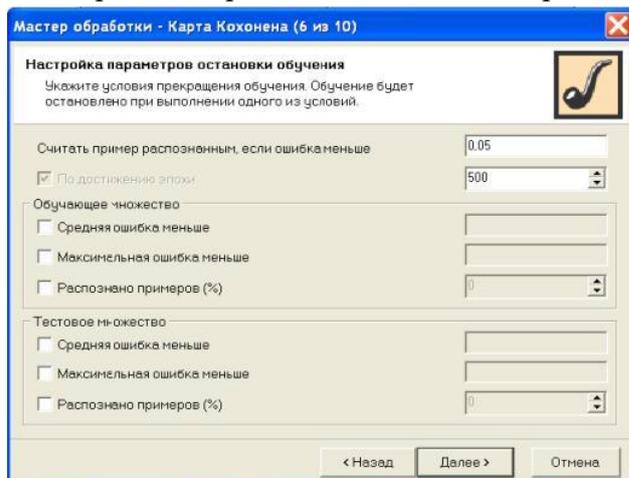


Рисунок 21. Настройка параметров остановки обучения

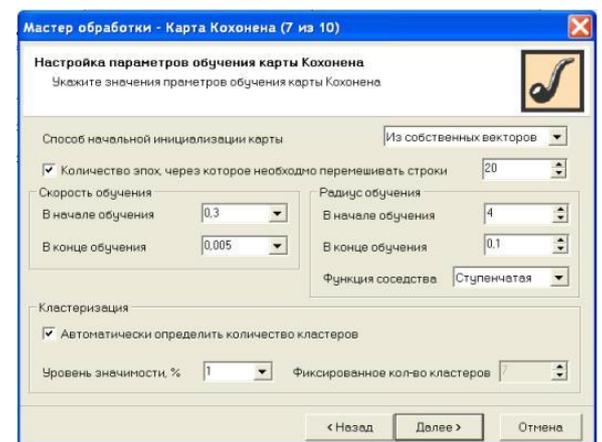


Рисунок 22. Настройка параметров обучения

Способ начальной инициализации карты позволяет определить, как будут установлены начальные веса нейронов карты. Возможны три варианта:

- ✓ случайными значениями – начальные веса нейронов будут случайными значениями.
- ✓ из обучающего множества – в качестве начальных весов будут использоваться случайные примеры из обучающего множества.
- ✓ из собственных векторов – начальные веса нейронов карты будут проинициализированы значениями подмножества гиперплоскости, через которую проходят два главных собственных вектора матрицы ковариации входных значений обучающей выборки.

При выборе способа начальной инициализации следует руководствоваться следующей информацией: объемом обучающей выборки; количеством эпох, отведенных для

обучения; размерами обучаемой карты.

Между указанными параметрами и способом начальной инициализации существует много зависимостей. Однако можно выделить несколько главных:

1. Если объем обучающей выборки значительно (раз в 100) превышает количество нейронов карты и время обучения не играет первоочередную роль, то лучше выбрать инициализацию случайными значениями, т.к. это даст меньшую вероятность попадания в локальный минимум ошибки кластеризации.

2. Если объем обучающей выборки не очень велик или ограничено время обучения или необходимо уменьшить вероятность появления после обучения "пустых" нейронов (в которые не попало ни одного экземпляра обучающей выборки), то следует использовать инициализацию примерами из обучающего множества.

3. Инициализацию из собственных векторов можно использовать при любом стечении обстоятельств. Единственная вероятность появления после обучения "пустых" нейронов выше, чем если была бы использована инициализация примерами из обучающего множества. Именно этот способ необходимо выбирать при первом ознакомлении с данными.

Радиус обучения - это параметр, который определяет, сколько нейронов кроме нейрона-победителя участвуют в обучении.

При использовании ступенчатой функции «соседями» будут считаться все нейроны, линейное расстояние до которых не больше текущего радиуса обучения. При этом варианте функции соседства процесс обучения происходит немного быстрее, но качество результата может быть немного хуже, чем, если бы использовалась Гауссова «функция соседства».

Если используется Гауссова «функция соседства» (7), то "соседями" для нейрона - победителя будут считаться все нейроны карты, но в разной степени полноты. При этом степень соседства определяется следующей функцией:

$$h = \exp((-d * d)/(2 * r)), \quad (11)$$

где h – значение, определяющее степень соседства, d – линейное расстояние от нейрона победителя до нейрона "соседа", r – текущий радиус обучения.

Укажем отображения (рисунок 23) всех входных, выходных столбцов, кластеров, а также поставим флажок "Границы кластеров" для четкого отображения границ.

При автоматическом режиме определения числа кластеров (рисунок 24) их получилось достаточно много, что неудобно для интерпретации. Но это позволяет наглядно предположить подходящее количество:

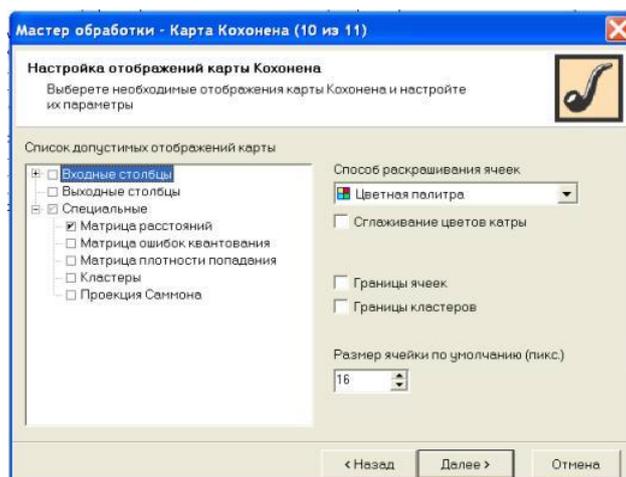


Рисунок 23. Настройка отображений карты Кохонена

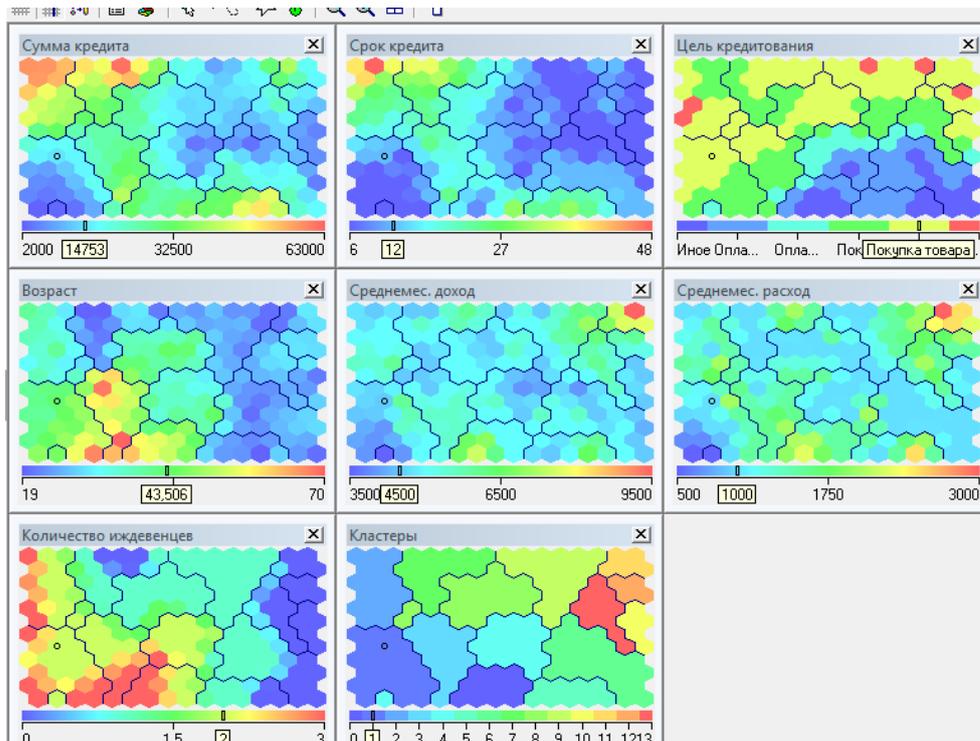


Рисунок 24. Карты Кохонена по всем входам

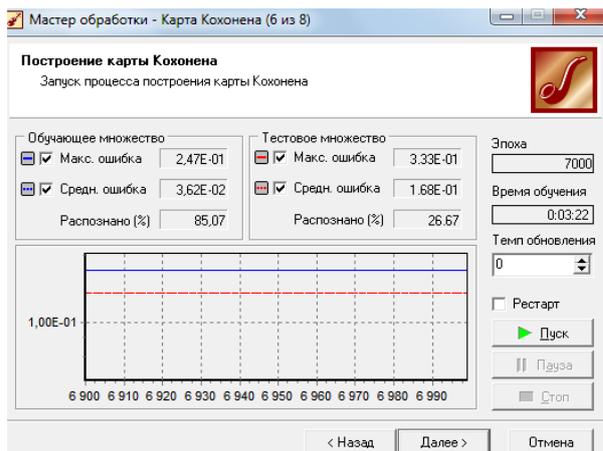


Рисунок 25. Построение карты Кохонена

Предположим, что оптимальное число кластеров – 6. Необходимо правой кнопкой мыши нажать на ветвь самоорганизующейся карты и отметить опцию **настроить** (рисунок 25). Далее повторить действия по построению карты, изменив число кластеров на фиксированное, равное 6.

Получим следующие карты (рисунок 26):

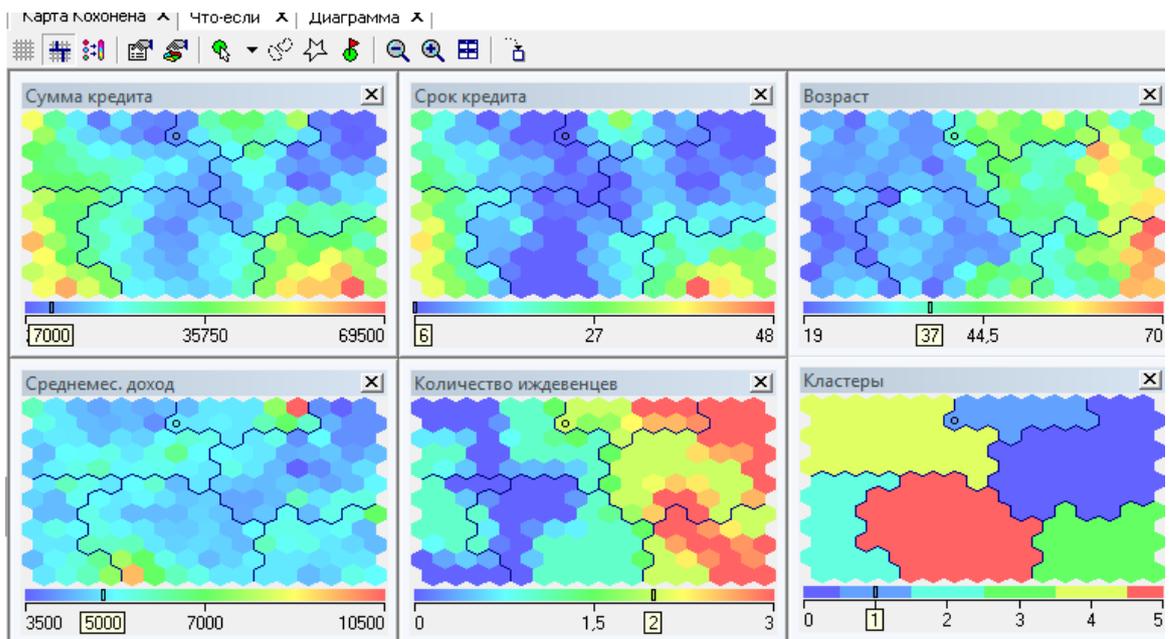


Рисунок 26. Карты Кохонена с 6-ю кластерами

На одной из карт выделяем область с наибольшими значениями показателя. Далее имеет смысл изучить эти же нейроны на других картах.

Возможна следующая интерпретация результатов.

Опишем свойства каждого кластера.

- 0: Малые суммы и срок кредита, возраст в среднем 50 лет, низкий среднемесячный доход и более двух иждивенцев. Заемщик рискован и малорентабелен.
- 1: Сумма кредита и срок ниже среднего, средний возраст 44 года, среднемесячный доход на среднем уровне, высокое число иждивенцев.
- 2: Выше среднего сумма и срок кредита, средний возраст заемщика - 25, ниже среднего среднемесячный доход и менее 1 иждивенца.
- 3: Высокие сумма и срок кредита, возраст более 40 лет, низкий доход и большое число иждивенцев.
- 4: Сумма кредита и срок ниже среднего, средний возраст - 25, среднемесячный доход ниже среднего, количество иждивенцев – менее двух.
- 5: Сумма кредита ниже среднего, срок кредита низкий, возраст 30 лет, доход средний и выше среднего, иждивенцев менее двух.

Вкладка «что - если» (рисунок 27) позволяет в реальном времени задать параметры заемщика и отнести его к определенному кластеру.

В результате применения самоорганизующихся карт многомерное пространство входных факторов было представлено в двухмерном виде, в котором его достаточно удобно анализировать.

Заемщики

были

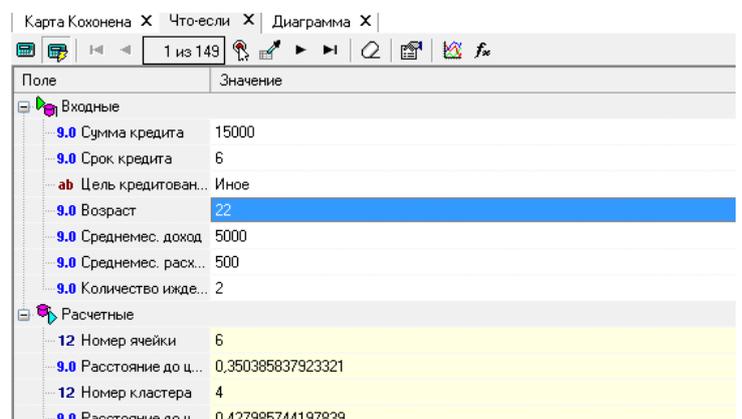


Рисунок 27. Вкладка «что-если»

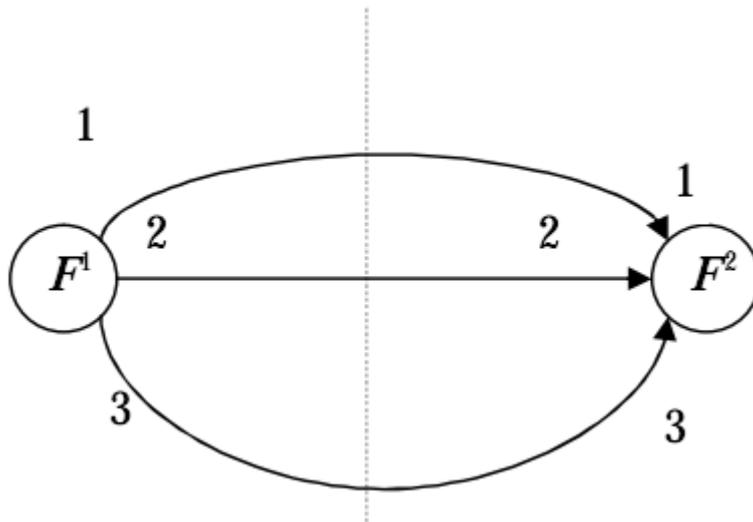
классифицированы на 6 групп, для каждой из которых возможно определение конкретных характеристик, исходя из раскраски соответствующих показателей.

Критерии оценивания выполнения задания по лабораторным работам:

Критерии оценивания	Количество баллов
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый знает цель лабораторной работы; задания решены без ошибок с первого раза, правильно выбраны решения заданий; правильно выполнены расчёты, обучающийся понимает, что они значат; полно даны ответы на контрольные вопросы; отчёт оформлен аккуратно, сделаны выводы.	5
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый знает цель лабораторной работы; задания решены с ошибками, потребовалась дополнительная помощь преподавателя, правильно выбраны методики решения заданий; расчёты выполнены с консультацией преподавателя; полно даны ответы на контрольные вопросы; отчёт оформлен аккуратно, сделаны выводы	3-4
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый знает цель лабораторной работы; задания выполнены с ошибками, потребовалась дополнительная помощь преподавателя, правильно выбраны методики решения заданий; с ошибками выполнены расчёты, даже с консультацией преподавателя или обучающийся не может объяснить, как выполнялись расчеты; даны ответы на контрольные вопросы	2
Лабораторная работа подготовлена к выполнению, обучаемый не знает цель лабораторной работы; задачи решены с ошибками, потребовалась дополнительная помощь преподавателя, неверно выбраны методы решения задач; не выполнены расчёты; не даны ответы на устные контрольные вопросы; отчёт оформлен небрежно, выводы не сделаны	менее 2

Примеры индивидуальных практических заданий

1. Укажите возможные значения весов и порога однослойного перцептрона с двумя входами, реализующего логическую функцию AND.
2. Выведите производную активационной функции логистическая сигмоида через саму функцию
3. Нейрон j получил на вход сигнал от четырех других нейронов уровни возбуждения, значения которых равны 10, -20, 5, 4 и соответствующие веса связей равны 0.8, 0.5, 0.7 и -0.5 соответственно. Вычислите сигнал на выходе данного нейрона в случае если функция активации нейронов есть гиперболический тангенс (параметр $\alpha=0,5$).
4. Можно ли применять функцию активации типа «ступенька» при методе обучения обратного распространения ошибки?
5. Выпишите матрицу внешних связей, если нейроны связаны, как показано на рисунке



6. Дайте формулировку теоремы Колмогорова. Следует ли из теоремы Колмогорова, что нейросеть является универсальным аппроксиматором?
7. В чем заключается "обучение с учителем"? Приведите примеры нейросетей, обучающихся по данной стратегии
8. В чем заключается отличие сети Кохонена от карты Кохонена?
9. Установите соответствие

Лотфи Заде Дэвид Брумхед Уоррен Маккаллок Френк Розенблат Дэвид Румельхарт Марвин Минский Стефан Гроссберг Томас Ковер	Алгоритм обратного распространения ошибки Теорема о разделимости образов Проблема "Исключающего ИЛИ" Радиально-базисная нейронная сеть Искусственный нейрон Персептрон Нечеткая логика Входная и выходная звезды
---	---
10. В чем заключается отличие между радиально-базисной и гипер-радиальной сетью?
11. Какие выводы для нейронных сетей можно сделать из теоремы Ковера?
12. Из чего состоит радиально-базисная нейронная сеть?
13. В чем различается отличие между гибридным и градиентным алгоритмами обучения радиально-базисных сетей?
14. В чем заключается правило обучения Хэбба?
15. В чем заключаются основные предположения в функционировании сети Хопфилда?
16. Относится ли радиально-базисная сеть к рекуррентным?

При правильном выполнении всех представленных преподавателем индивидуальных практических заданий, средний балл за работу в семестре увеличивается на 0.5 балла.

Тестовые задания

Пример заданий для тестового контроля уровня усвоения учебного материала

1. К технологиям мягких вычислений относят:
 - а) нейронные сети
 - б) нечеткую логику
 - в) фрактальный анализ
 - г) вероятностные вычисления
 - д) комбинаторную оптимизацию

е) генетические алгоритмы

ж) статистический анализ

з) теорию хаоса

Верными ответами являются

А. а, б, г, е, з

Б. а, б, в, е, ж

В. а, в, г, д, з

Г. все ответы являются верными

2. Указание принадлежности входного образа, представленного вектором признаков, одному или нескольким предварительно определенным классам - это задача

А. кластеризации

Б. аппроксимации

В. классификации

Г. прогнозирования

3. Степенью принадлежность элемента x называется

а) вероятность обладания элементом x свойством, характеризующим данное нечеткое множество

б) характеристика, показывающая в какой степени x является элементом данного нечеткого множества

в) значение функции принадлежности, вычисленной на аргументе x

Верными ответами являются

А. а, б

Б. б, в

В. а, в

Г. все ответы являются верными

4.. Какие задачи не решают нейронные сети?

А. классификации

Б. аппроксимации

В. памяти, адресуемой по содержанию

Г. маршрутизации

Д. управления

5. Обучением называют:

А. процедуру вычисления пороговых значений для функций активации

Б. процедуру подстройки сигналов нейронов

В. процедуру подстройки весовых значений

6. Обучение персептрона считается законченным, когда:

А. ошибка выхода становится достаточно малой

Б. достигнута достаточно точная аппроксимация заданной функции

В. по одному разу запущены все вектора обучающего множества

4. Искусственный нейрон

А. имитирует основные функции биологического нейрона

Б. по своей функциональности превосходит биологический нейрон

В. является моделью биологического нейрона

5. Активационной функцией называется:

А. функция, суммирующая входные сигналы нейрона

- Б. функция, вычисляющая выходной сигнал нейрона
- В. функция, распределяющая входные сигналы по нейронам
- Г. функция, корректирующая весовые значения

6. Какую функцию не может решить однослойная нейронная сеть?

- А. логическое «не»
- Б. суммирование
- В. логическое «исключающее или»
- Г. произведение
- Д. логическое «или»

7. Какие из перечисленных сетей являются рекуррентными?

- А. персептрон
- Б. сеть Хопфилда
- В. сеть радиальных базисных функций
- Г. нет правильного ответа

8. Алгоритм обучения персептрона является:

- А. алгоритмом «обучения с учителем»
- Б. алгоритмом «обучения без учителя»

9. В качестве функции активации не используется:

- А. ступенчатая функция
- Б. синусоида
- В. сигмоида
- Г. гиперболический тангенс
- Д. входом данного нейрона

10. Значение активационной функции является:

- А. выходом данного нейрона
- Б. весовым значением данного нейрона

При проценте правильных ответов выше 90%, средний балл за работу в семестре увеличивается на 0.5 балла.

Примерные вопросы для самоконтроля

1. Что характеризует функция принадлежности?
2. В чем состоит отличие характеристической функции от функции принадлежности?
3. Дайте определение нечеткой и лингвистической переменным?
4. Какие варианты определения операций пересечения и объединения существуют?
5. Чем различаются операции концентрации и размывтия?
6. Как определяются нечеткие отношения?
7. Какие операции классической алгебры логики не выполняются в нечеткой логике?
8. Проверьте выполнение следующих свойств операций над ТНЧ и ТНИ:
 - а) коммутативность операций сложения и умножения;
 - б) дистрибутивность умножения относительно сложения и вычитания.
9. Задайте в виде нечётких чисел или нечётких интервалов следующие величины:
 - а) «примерное время выполнения домашней работы»;
 - б) «молодой человек»;

- в) «ожидаемый доход»;
- г) «возможные расходы»;
- д) «предполагаемая».

10. Решите задачи, в которых известны нечёткие начальные данные.

а) Требуется рассчитать возможную стоимость материалов для заливки бетоном площадки, имеющей прямоугольную форму со сторонами, примерно равными A м и B м, приблизительная глубина заливки H м. Бетон состоит из песка и цемента в пропорции 2 к 1. Смесь песка с цементом разводится водой: на 1 часть смеси берётся 2 части воды. Цена 1 м^3 песка примерно равна N руб., 1 м^3 цемента – M руб. Величины A, B, H, N, M заданы нечёткими треугольными числами: $A = \langle 4, 0.1, 0.1 \rangle$, $B = \langle 5, 0.1, 0.1 \rangle$, $H = \langle 2, 0.1, 0.1 \rangle$, $N = \langle 100, 10, 10 \rangle$, $M = \langle 400, 10, 10 \rangle$

б) На одном и том же полутонном грузовике проверенный опытом водитель имеет норму расхода бензина $A = \langle 16, 1, 1 \rangle$ литров на 100 км, а молодой, менее опытный водитель $B = \langle 19, 20, 1, 2 \rangle$ литров на 100 км. За день водитель проезжает $C = \langle 1000, 50, 50 \rangle$ км, стоимость бензина равна $D = \langle 24, 1, 1 \rangle$ руб. Какова разница в цене за бензин за день у опытного и менее опытного водителя?

11. *Отбор игрока в баскетбольную команду.* Требуется оценить шансы игрока быть отобранным в баскетбольную команду на основе оценки техники игры и роста игрока. Техника игры оценивается в баллах от 0 до 100 в соответствии с табл. 1. Рост игрока измеряется в сантиметрах и оценивается по табл. 2. Уверенность игрока быть зачисленным в команду определяется из табл. 3. Для некоторого игрока известно: техника игры оценивается в 47 баллов, а его рост равен 206 см. Зависимость уверенности игрока быть зачисленным в команду от его роста и техники игры представлена в табл.

Таблица 1 - Характеристики оценки техники игры

Техника игры	Нижнее значение	Верхнее значение
Отличная	85	100
Очень хорошая	60	90
Хорошая	45	70
Не очень плохая	25	50
Плохая	10	35

Таблица 2 - Характеристики роста игроков

Рост	Нижнее значение	Верхнее значение
Очень высокий	220	230
Высокий	205	223
Не очень высокий	190	210
Низкий	180	195

Таблица 3 - Характеристика уверенности отбора в команду (0–100%)

Уверенность	Нижнее значение	Верхнее значение
Полная	80	100
Средняя	60	85
Малая	35	65
Очень малая	20	40
Нет	0	25

Таблица 4 - Зависимость уверенности игрока от роста и техники игры

Рост \ Техника	Очень высокий	Высокий	Не очень высокий	Низкий
Очень высокий				
Высокий				
Не очень высокий				
Низкий				

Отличная	полная	полная	средняя	средняя
Очень хорошая	полная	полная	средняя	средняя
Хорошая	полная	полная	средняя	Очень малая
Не очень плохая	средняя	средняя	Очень малая	нет
Плохая	Очень малая	Очень малая	Очень малая	нет

12. Задача о чаевых в ресторане. Разработать экспертную систему, которая была бы реализована в виде системы нечёткого вывода и позволяла бы определять величину чаевых на основе субъективных оценок посетителей ресторана качества обслуживания и качества приготовления заказных блюд. Эмпирические знания о рассматриваемой проблеме представлены в форме следующих эмпирических правил: *если обслуживание плохое или ужин подгоревший, то чаевые малые; если обслуживание хорошее, то чаевые средние; если обслуживание отличное или ужин превосходный, то чаевые высокие.*

5. Учебно-методическое и информационное обеспечение дисциплины

5.1. Перечень основной и дополнительной учебной литературы, необходимой для освоения дисциплины

Основная литература:

1. Паклин Н.Б., Орешков В.И. Бизнес-аналитика: от данных к знаниям (+CD): Учебное пособие. 2-е изд., испр. – СПб.: Питер, 2013. – 704 с.: ил.
2. Яхьяева Г.Э. Нечеткие множества и нейронные сети. М.: Интернет-Университет Информационных технологий; БИНОМ. Лаборатория знаний. -316 с.
3. Галушкин А.И. Нейронные сети : основы теории М. : Горячая линия-Телеком, 2010. — 496 с
4. Горбатков С.А., Полупанов Д.В. Методы нейроматематики в налоговом контроле— Уфа : РИЦ БашГУ, 2008. — 136 с.

Дополнительная литература:

5. Интеллектуальные информационные системы и технологии : учебное пособие / Ю.Ю. Громов, О.Г. Иванова, В.В. Алексеев и др. - Тамбов : Издательство ФГБОУ ВПО «ТГТУ», 2013. - 244 с. : ил. - Библиогр. в кн. - ISBN 978-5-8265-1178-7 ; То же [Электронный ресурс]. - URL: [//biblioclub.ru/index.php?page=book&id=277713](http://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=277713)
6. Смолин, Д.В. Введение в искусственный интеллект : конспект лекций / Д.В. Смолин. - 2-е изд., перераб. - М. : Физматлит, 2007. - 292 с. - ISBN 978-5-9221-0862-1 ; То же [Электронный ресурс]. - URL: [//biblioclub.ru/index.php?page=book&id=76617](http://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=76617)
7. Стрекалов, А.В. Математическое моделирование процессов нефтедобычи на основе нейронных сетей. [Электронный ресурс] / А.В. Стрекалов, А.Т. Хусаинов. — Электрон. дан. — Тюмень : ТюмГНГУ, 2013. — 164 с. — Режим доступа: <http://e.lanbook.com/book/42802>
8. Галушкин, А.И. Нейронные сети: основы теории. [Электронный ресурс] — Электрон. дан. — М. : Горячая линия-Телеком, 2010. — 496 с. — Режим доступа: <http://e.lanbook.com/book/5144>
9. Ежов, А.А. Нейрокомпьютеринг и его применения в экономике и бизнесе / А.А. Ежов, С.А. Шумский ; Национальный Открытый Университет "ИНТУИТ". - М. : Интернет-Университет Информационных Технологий, 2006. - 268 с. : ил. ; То же [Электронный ресурс]. - URL: [//biblioclub.ru/index.php?page=book&id=233761](http://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=233761)
10. Хайкин С. Нейронные сети, полный курс. – М.: Вильямс, 2006.

5.2 Перечень ресурсов информационно-телекоммуникационной сети «Интернет» и программного обеспечения, необходимых для освоения дисциплины

Пользователям библиотеки БашГУ предоставляется возможность использования следующих электронных информационных ресурсов:

1. База данных периодических изданий на платформе EastView: «Вестники Московского университета», «Издания по общественным и гуманитарным наукам» - <https://dlib.eastview.com/>
2. Информационная система «Единое окно доступа к образовательным ресурсам» - <http://window.edu.ru>
3. Научная электронная библиотека eLibrary.ru - <http://elibrary.ru/defaultx.asp>
4. Справочно-правовая система Консультант Плюс - <http://www.consultant.ru/>
5. Электронная библиотечная система «Университетская библиотека онлайн» – <https://biblioclub.ru/>
6. Электронная библиотечная система «ЭБ БашГУ» – <https://elib.bashedu.ru/>
7. Электронная библиотечная система издательства «Лань» – <https://e.lanbook.com/>
8. Электронный каталог Библиотеки БашГУ – <http://www.bashlib.ru/catalogi>.
9. Архивы научных журналов на платформе НЭИКОН (Cambridge University Press, SAGE Publications, Oxford University Press) - <https://archive.neicon.ru/xmlui/>
10. Издательство «Annual Reviews» - <https://www.annualreviews.org/>
11. Издательство «Taylor&Francis» - <https://www.tandfonline.com/>
12. Windows 8 Russian. Windows Professional 8 Russian Upgrade Договор №104 от 17.06.2013 г. Лицензии бессрочные.
13. Microsoft Office Standard 2013 Russian. Договор №114 от 12.11.2014 г. Лицензии бессрочные.
Windows 8 Russian. Windows Professional 8 Russian Upgrade. Договор № 104 от 17.06.2013 г. Лицензии бессрочные.

6. Материально-техническая база, необходимая для осуществления образовательного процесса по дисциплине

Наименование специализированных аудиторий, кабинетов, лабораторий	Вид занятий	Наименование оборудования, программного обеспечения
1	2	3
<p>Учебная аудитория для проведения занятий лекционного типа: аудитория № 110 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 111 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 301 (гуманитарный корпус), аудитория № 305 (гуманитарный корпус), аудитория № 307 (гуманитарный корпус), аудитория № 308 (гуманитарный корпус), аудитория № 309 (гуманитарный корпус).</p>	Лекции	Учебная мебель, доска, проекционный экран, проектор, персональные компьютеры. Office Standard 2013 Russian OLP NL AcademicEdition
<p>Учебная аудитория для проведения занятий семинарского типа: лаборатория социально-экономического моделирования № 107 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), лаборатория анализа данных № 108 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 110 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 111 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 114 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 122 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 204 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 207 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 208 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 209 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 210 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 212 (гуманитарный корпус), аудитория № 213 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 218 (гуманитарный корпус), аудитория № 220 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 221 (гуманитарный корпус), аудитория № 222 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 301 (гуманитарный корпус), аудитория № 305 (гуманитарный корпус), аудитория № 307 (гуманитарный корпус), аудитория № 308 (гуманитарный корпус), аудитория № 309 (гуманитарный корпус), лаборатория исследования процессов в экономике и управлении № 311а (гуманитарный корпус), лаборатория информационных технологий в экономике и управлении № 311в (гуманитарный корпус).</p>	Практические (семинарские) занятия	Учебная мебель, доска, проекционный экран, проектор, персональные компьютеры. Office Standard 2013 Russian OLP NL AcademicEdition
<p>Учебная аудитория для проведения групповых и</p>	Групповые и	Учебная мебель, доска, проекционный экран, проектор,

<p>индивидуальных консультаций, учебная аудитория для текущего контроля и промежуточной аттестации: лаборатория социально-экономического моделирования № 107 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), лаборатория анализа данных № 108 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 110 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 111 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 114 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 122 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 204 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 207 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 208 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 209 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 210 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 212 (гуманитарный корпус), аудитория № 213 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 218 (гуманитарный корпус), аудитория № 220 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 221 (гуманитарный корпус), аудитория № 222 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4), аудитория № 301 (гуманитарный корпус), аудитория № 305 (гуманитарный корпус), аудитория № 307 (гуманитарный корпус), аудитория № 308 (гуманитарный корпус), аудитория № 309 (гуманитарный корпус), лаборатория исследования процессов в экономике и управлении № 311а (гуманитарный корпус), лаборатория информационных технологий в экономике и управлении № 311в (гуманитарный корпус).</p>	<p>индивидуальные консультации, текущий контроль и промежуточная аттестация</p>	<p>персональные компьютеры. Office Standard 2013 Russian OLP NL AcademicEdition</p>
<p>Помещения для самостоятельной работы: 302 читальный зал (гуманитарный корпус).</p>	<p>Самостоятельная работа</p>	<p>Учебная мебель, персональные компьютеры в комплекте HP, моноблок, персональный компьютер в комплекте моноблок iRU.</p>
<p>Помещения для хранения и профилактического обслуживания учебного оборудования: аудитория № 115 (помещение, ул. Карла Маркса, д.3, корп.4), 118 (помещение, ул.Карла Маркса, д.3, корп.4)</p>	<p>Хранение и профилактическое обслуживание учебного оборудования</p>	<p>Учебная мебель, колонки (2 шт.), динамики, dvd плеер tochiba, магнитола sony (4 шт.).</p>