

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т.ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики

РЕЦЕНЗИЯ

на курсовой проект (работу)

Студента (ки) Фоменко Дмитрия Максимовича
курса 3 очной (заочной) формы обучения
направления подготовки Информационные системы и технологии
направленность(профиль) Интеллектуальные информационные системы и технологии.
Наименование темы «Автоматизированный системно-когнитивный анализ цен
на рынке компьютерной техники на основе данных репозитория UCI».
Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(Ф.И.О., ученое звание и степень, должность)

Оценка качества выполнения курсового проекта (работы)

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия заданию (по 5-и балльной шкале)
1.	Актуальность тематики работы	5
2.	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
3.	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	4
4.	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
5.	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	4
6.	Применение современных технологий обработки информации	5
7.	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	4
8.	Ответы на вопросы при защите	5

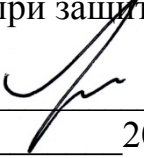
Достоинства работы

Актуальность темы применения современных математических моделей и
программного инструментария для проведения АСК-анализа на основе базы
данных

Недостатки работы

Отдельные погрешности в оформлении

Итоговая оценка при защите 5 (отлично)

Рецензент 

Е.В. Луценко

« » 201

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

к курсовой работе

по дисциплине: ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ ИНФОРМАЦИОННЫЕ
СИСТЕМЫ И ТЕХНОЛОГИИ

на тему:

Автоматизированный системно-когнитивный анализ цен на рынке
компьютерной техники на основе данных репозитория UCI
выполнил студент группы ИТ1421 **Фоменко Дмитрий Максимович**

Допущена к защите

Руководитель проекта Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н.,
профессор

(подпись, расшифровка подписи)

Нормоконтролер Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор

(подпись, расшифровка подписи)

Защищена _____

Оценка _____

(дата)

Члены комиссии _____

В.И. Лойко

Е.В. Луценко

В.Н. Лаптев

(подпись, дата, расшифровка подписи)

Краснодар

2017 г.

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГБОУ ВО «КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
ИМЕНИ И.Т. ТРУБИЛИНА»

Факультет прикладной информатики
Кафедра компьютерных технологий и систем

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой КТС _____ В. И. Лойко

ЗАДАНИЕ

на курсовую работу

Студенту: ИТ1421 группы 3 курса

Факультета Прикладной информатики

Специальности: 09.03.02 Информационные системы и технологии
(шифр)

Фоменко Дмитрий Максимович
(Ф.И.О.)

Тема проекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ цен на рынке компьютерной техники на основе данных репозитория UCI

Содержание задания: Проанализировать современные методы и средства формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами

Объем работы:

- а) пояснительная записка к работе _____ 31 _____ листа формата А4
б) графическая часть _____ 29 _____ лист формата А4

Рекомендуемая литература: Луценко Е.В. Лабораторный практикум по интеллектуальным информационным системам: Учебное пособие для бакалавриата. 7-е изд., перераб. и доп.- КубГАУ – 2016, - 615 с., в электронном виде на сайте автора: <http://lc.kubagro.ru/aidos/p14.htm>

Срок выполнения проекта: с “___” _____ по “___” _____ 20__ г.

Срок защиты: “___” _____ 20__ г.

Дата выдачи задания: “___” _____ 20__ г.

Дата сдачи проекта на кафедру: “___” _____ 20__ г.

Руководитель проекта: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор
(подпись, Ф.И.О., звание, степень)

Задание принял студент _____
(подпись, дата)

Краснодар

2017 г.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	5
1. Синтез и верификация моделей.....	6
1.1. Описание решения	6
1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel	6
1.3. Ввод выборки в систему Aidos-X	7
1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей	11
1.5. Виды моделей системы «Aidos»	12
1.5. Результаты верификации моделей	14
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	16
2.1. Выбор модели и пакетное распознавание.....	16
2.2 Визуализация когнитивных функций	19
2.3 SWOT и PEST матрицы и диаграммы.....	19
2.4 Нелокальные нейронные сети и нейтроны.....	23
2.5 Кластерный и конструктивный анализ	23
Заключение	25
Список используемых источников	26

ВВЕДЕНИЕ

Создание систем искусственного интеллекта является одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий. Так как существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи по определению цен на цифровую технику в различных странах.

Для достижения поставленной цели необходимы свободный доступ к тестовым исходным данным и методика, которая поможет преобразовать эти данные в форму, которая необходима для работы в системе искусственного интеллекта. Удачным выбором является сборник баз данных Kaggle.

В данной курсовой работе использована база данных «technology price index 2016 » из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – репозитория Kaggle.

Для решения задачи используем стандартные возможности Microsoft Office Word и Excel, а также систему искусственного интеллекта "Aidos-X++".

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

В соответствии с методологией АСК-анализа решение поставленной задачи проведем в четыре этапа:

1. Преобразование исходных данных из csv-формата в промежуточные файлы MS Excel.
2. Преобразование исходных данных из промежуточных файлов MS Excel в базы данных системы "Aidos".
3. Синтез и верификация моделей предметной области.
4. Применение моделей для решения задач идентификации, прогнозирования и исследования предметной области.

1.2. Преобразование исходных данных из CSV-формата в файл исходных данных MS Excel

С электронного ресурса [kaggle.com](https://www.kaggle.com/datasets/technologyindex) возьмем базу данных: [TechnologyIndex.csv](#).

Это база данных объединяет в себе цены на цифровую технику в различных странах. Она содержит:

- Название страны
- Цены на различную технику
- Среднюю цену на технику

Это нам позволит понять, как распределяются цены на технику в разных странах.

Преобразуем файлы в формат *.xls, в итоге получается следующая таблица для работы:

Таблица 1 – Фрагмент обучающей выборки

Country	Country	iPhone	MacBook	iPadmini	AppleWatch	middle
Kuwait	Kuwait	642	795	243	243	481
SaudiArabia	SaudiArabia	514	1055	380	381	583
Malaysia	Malaysia	532	1010	233	248	506
Canada	Canada	555	1118	237	259	542
United Arab Emirates	United Arab Emirates	498	1073	260	286	529

Qatar	Qatar	609	964	237	263	518
Japan	Japan	414	1268	270	254	551
USA	USA	626	1242	224	288	595
Australia	Australia	575	1622	352	257	701
Poland	Poland	615	1372	301	320	652
UK	UK	542	1536	258	235	643
Hong Kong	Hong Kong	584	1244	260	260	587
Spain	Spain	686	1536	312	326	715
Pakistan	Pakistan	538	1049	292	320	550
Colombia	Colombia	655	910	251	367	546
Germany	Germany	614	1589	306	338	712
Turkey	Turkey	677	1503	368	353	725
China	China	471	1330	285	314	600
Switzerland	Switzerland	557	1483	306	317	666
Sweden	Sweden	569	1542	297	319	682
Myanmar	Myanmar	749	1040	599	416	701
SriLanka	SriLanka	580	1209	303	452	636
Panama	Panama	681	1069	409	341	625
Kenya	Kenya	717	1277	541	484	755

Классификационная шкала следующая: название страны. Остальные – описательные.

1.3. Ввод выборки в систему Aidos-X

Теперь, когда мы имеем обучающую выборку в формате *.xls, можно импортировать ее в систему Aidos-X.

Скопируем выборку в папку c:\aidos\Aidos-X\AID_DATA\Inp_data\ и переименуем ее в Inp_data. Затем, запустив систему, воспользуемся универсальным программным интерфейсом для ввода данных из внешних баз табличного вида (режим 2.3.2.2). Настройка ввода будет такая, как на рисунке 1 – ввод обучающей выборки.

Стоит отметить следующие настройки:

- Тип файла – xls.
- Классификационные шкалы – 2.
- Описательные шкалы – 3-7.

2.3.2.2. Универсальный программный интерфейс импорта данных в систему "ЭЙДОС-X++"

Автоматическая формализация предметной области: генерация классификационных и описательных шкал и градаций, а также обучающей и распознаваемой выборки на основе базы исходных данных: "Inp_data"

Задайте тип файла исходных данных: "Inp_data":

☒ XLS - MS Excel-2003 Стандарт XLS-файла
☐ XLSX- MS Excel-2007(2010)
☐ DBF - DBASE IV (DBF/NTX) Стандарт DBF-файла
☐ CSV - Comma-Separated Values Стандарт CSV-файла

Задайте параметры:

☒ Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
☐ Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
☒ Создавать БД средних по классам "Inp_davr.dbf"?
 Требования к файлу исходных данных

Задайте диапазон столбцов классификационных шкал:

Начальный столбец классификационных шкал:
 Конечный столбец классификационных шкал:

Задайте диапазон столбцов описательных шкал:

Начальный столбец описательных шкал:
 Конечный столбец описательных шкал:

Задайте режим:

☒ Формализации предметной области (на основе "Inp_data")
☐ Генерации распознаваемой выборки (на основе "Inp_rasp")

Задайте способ выбора размера интервалов:

☒ Равные интервалы с разным числом наблюдений
☐ Разные интервалы с равным числом наблюдений

Задание параметров формирования сценариев или способа интерпретации текстовых полей "Inp_data":

☒ Не применять сценарный метод ACK-анализа
☐ Применить сценарный метод ACK-анализа
☒ Применить спец. интерпретацию текстовых полей классов
☐ Применить спец. интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

В качестве классов рассматриваются:

☒ Значения полей целиком
☐ Элементы значений полей - слова
☐ Элементы значений полей - символы

☒ Выделять уникальные значения и сортировать
☐ Не выделять уникальных значений и не сортировать

Интерпретация TXT-полей признаков:

Значения полей текстовых описательных шкал файла исходных данных "Inp_data" рассматриваются как целое

Какие наименования ГРАДАЦИЙ числовых шкал использовать:

☒ Только интервальные числовые значения (например: "1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")
☐ Только наименования интервальных числовых значений (например: "Минимальное")
☐ И интервальные числовые значения, и их наименования (например: "Минимальное: 1/3-{59873.0000000, 178545.6666667}")

Ok Cancel

Рисунок 1 – Ввод обучающей выборки

После импорта автоматически формируются классификационные и описательные шкалы, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Этим самым полностью автоматизировано выполняется этап «Формализация предметной области».

Классификационные шкалы можно просмотреть в режиме 2.1 (рисунок 2).

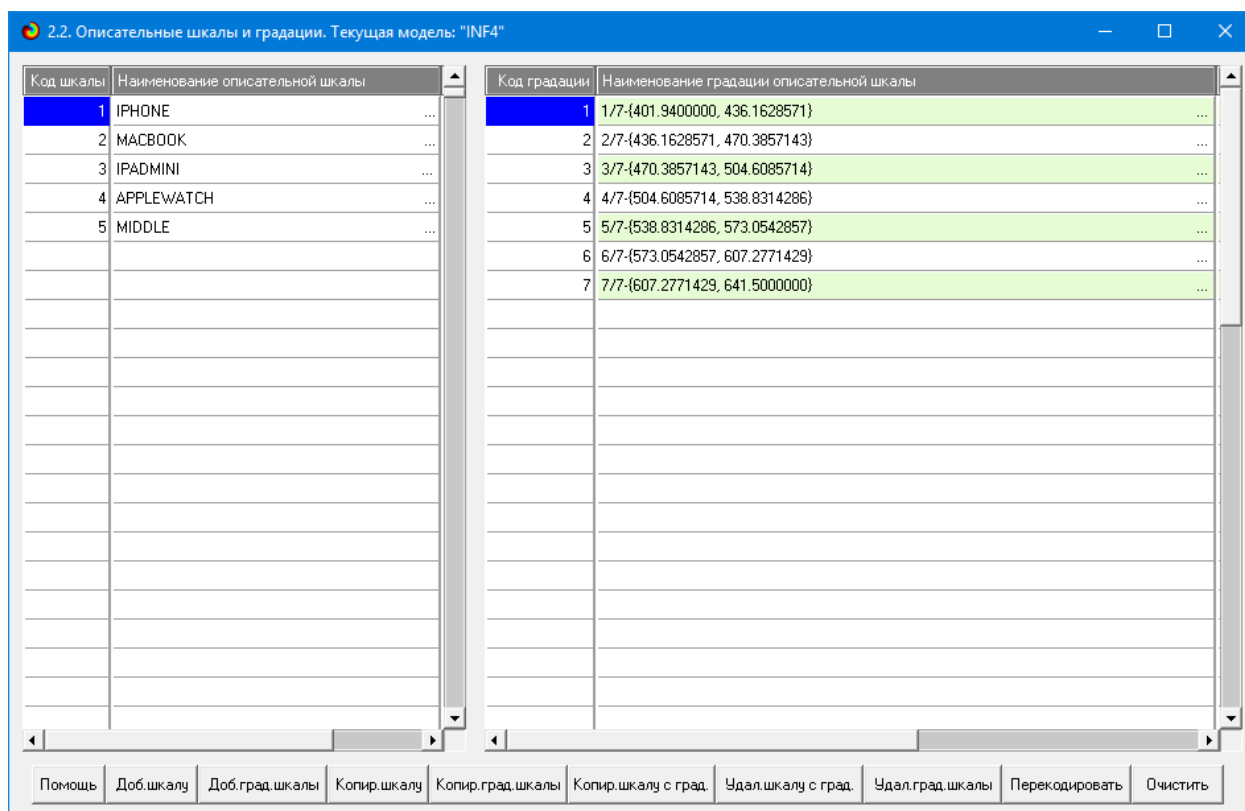


Рисунок 3 – Описательные шкалы

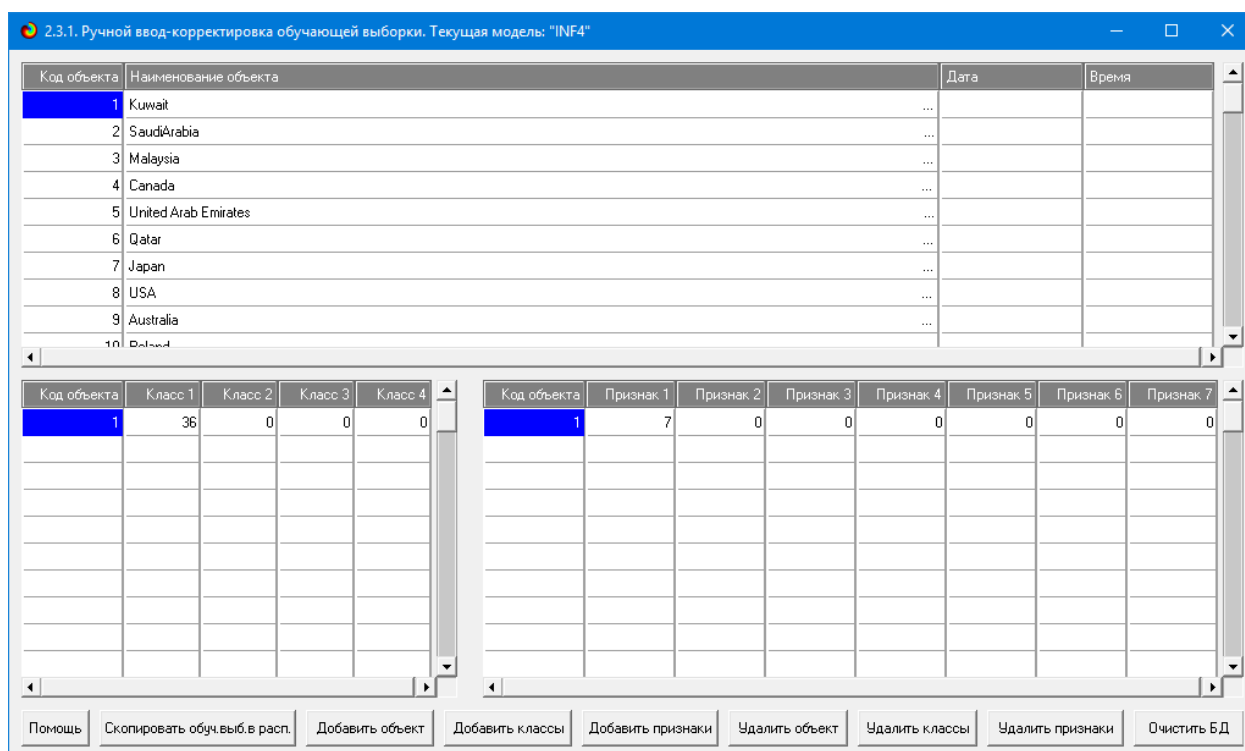


Рисунок 4 – Ручной ввод-корректировка выборки

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия.

1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5 – Синтез и верификация моделей.

Настраиваем так, как показано на рисунке 5.

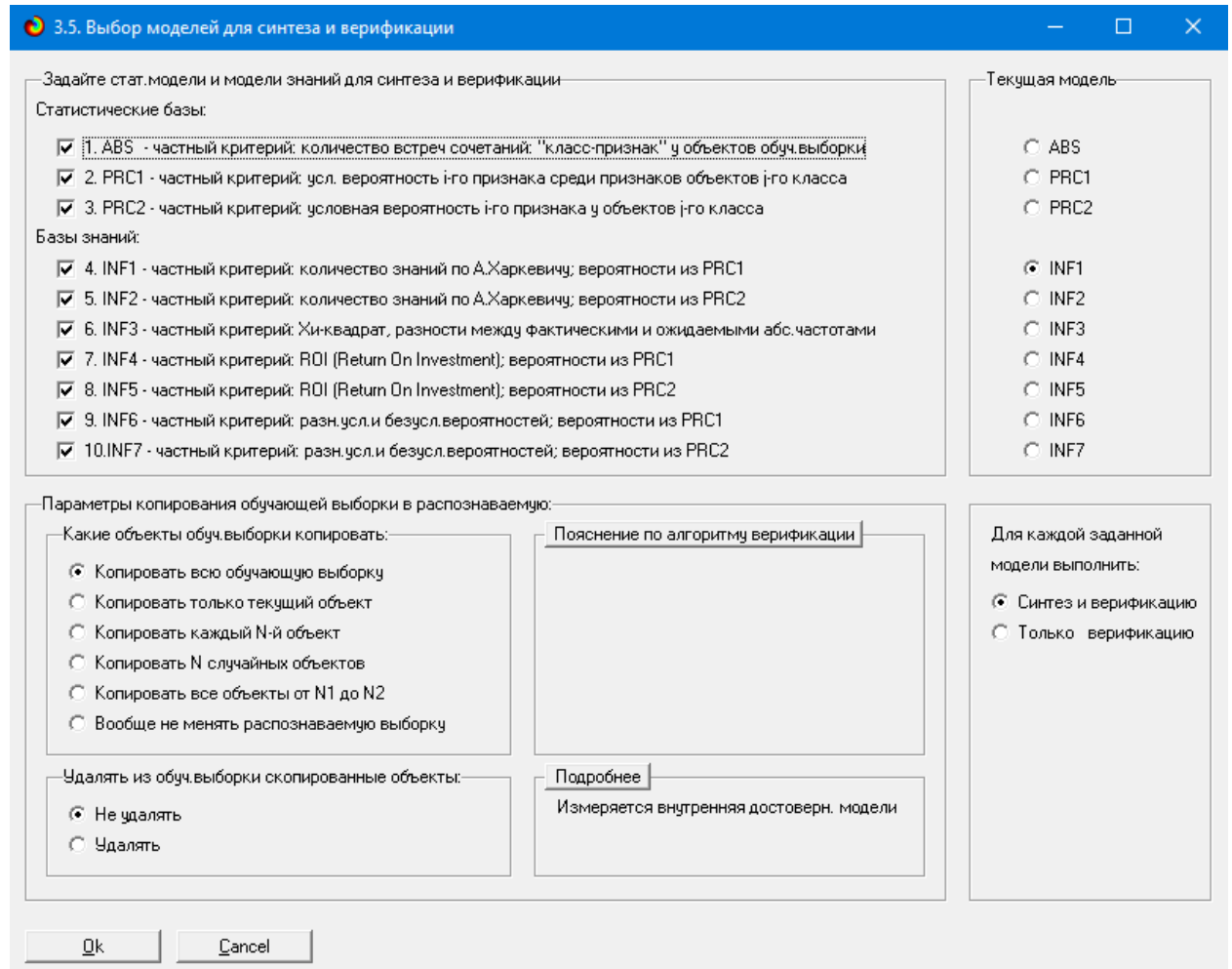


Рисунок 5 – Настройка синтеза и верификации моделей

После построения моделей нажимаем «ОК» на форме, которая показана на рисунке 6.

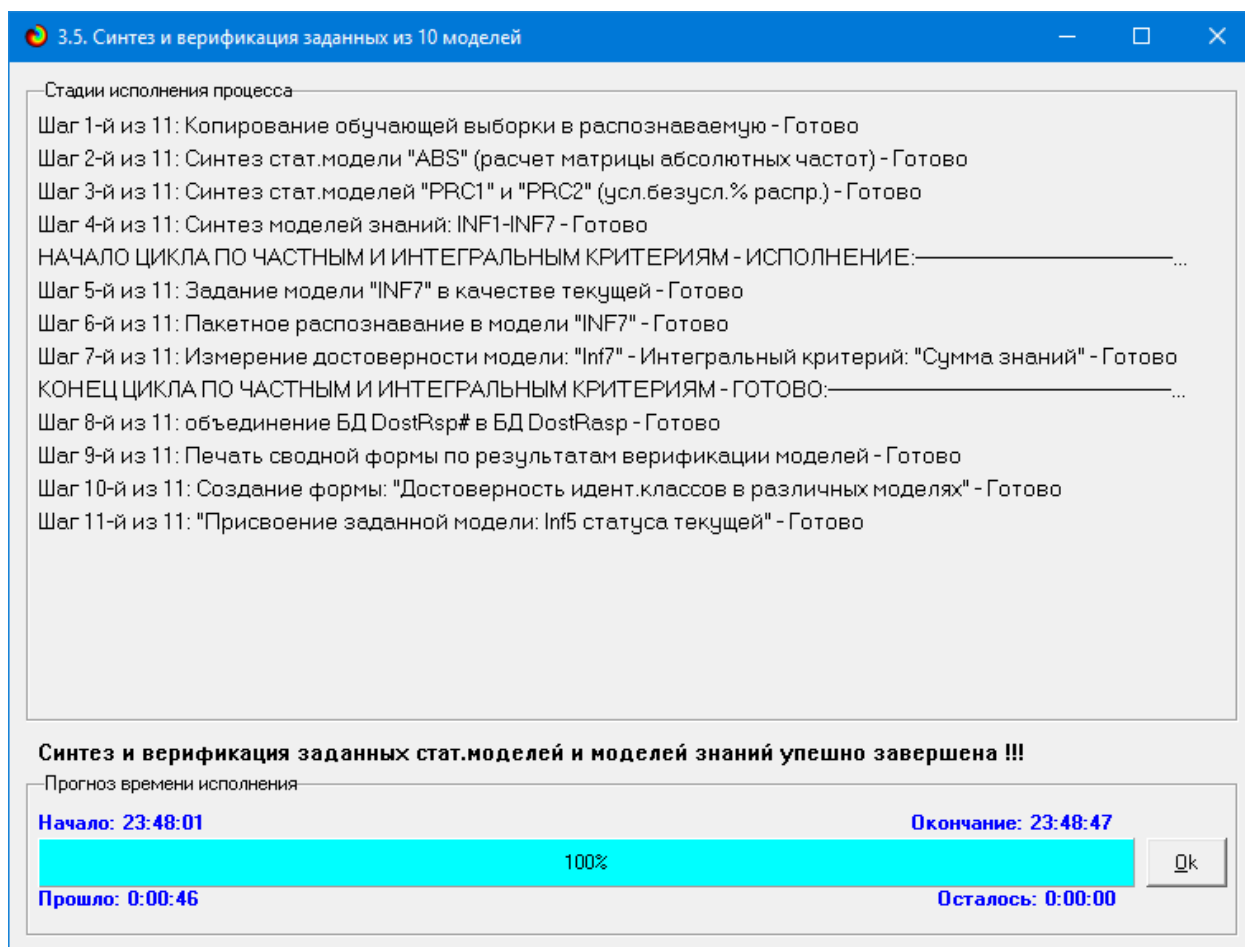


Рисунок 6 – Завершение процесса синтеза и верификации моделей

После этого можно перейти непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

1.5. Виды моделей системы «Aidos»

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере модели INF1, в которой рассчитано количество информации по А.Харкевичу, которое мы получаем о принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если знаем, что у этого объекта есть некоторый признак.

По сути, частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (таблица 2) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (таблицы 3 и 4)

Таблица 2 – Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений (фрагменты)

[illegible]

Таблица 3 – Матрица информативностей (модель INF1) в битах

[illegible]

Таблица 4 – Матрица знаний (модель INF3)

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. COUNTRY ANGOLA	2. COUNTRY ARGENTINA	3. COUNTRY AUSTRALIA	4. COUNTRY AUSTRIA	5. COUNTRY BANGLADESH	6. COUNTRY BELARUS	7. COUNTRY BELGIUM	8. COUNTRY BRAZIL	9. COUNTRY BRUNEI	10. COUNTRY BULGARIA	11. COUNTRY CANADA	12. COUNTRY CHILE	13. COUNTRY CHINA	14. COUNTRY COLOMBIA
1	IPHONE-1/7-(401.9400000, 436.1628571)	0.951		-0.049			-0.049					-0.049		-0.049	
2	IPHONE-2/7-(436.1628571, 470.3957143)														
3	IPHONE-3/7-(470.3957143, 504.6085714)	-0.073		-0.073			-0.073					-0.073		0.927	
4	IPHONE-4/7-(504.6085714, 538.8314286)	-0.146		-0.146			-0.146					-0.146		-0.146	
5	IPHONE-5/7-(538.8314286, 573.0542857)	-0.195		-0.195			-0.195					0.805		-0.195	
6	IPHONE-6/7-(573.0542857, 607.2771429)	-0.195		0.805			-0.195					-0.195		-0.195	
7	IPHONE-7/7-(607.2771429, 641.5000000)	-0.341		-0.341			0.659					-0.341		-0.341	
8	MACBOOK-1/7-(1001.0600000, 971.6771429)														
9	MACBOOK-2/7-(971.6771429, 942.2942857)														
10	MACBOOK-3/7-(942.2942857, 912.9114286)														
11	MACBOOK-4/7-(912.9114286, 883.5285714)														
12	MACBOOK-5/7-(883.5285714, 854.1457143)														
13	MACBOOK-6/7-(854.1457143, 824.7628571)														
14	MACBOOK-7/7-(824.7628571, 795.3800000)														
15	IPADMINI-1/7-(551.8400000, 507.7057143)														
16	IPADMINI-2/7-(507.7057143, 463.5714286)														
17	IPADMINI-3/7-(463.5714286, 419.4371429)														
18	IPADMINI-4/7-(419.4371429, 375.3028571)														
19	IPADMINI-5/7-(375.3028571, 331.1685714)														
20	IPADMINI-6/7-(331.1685714, 287.0342857)														
21	IPADMINI-7/7-(287.0342857, 242.9000000)														
22	APPLEWATCH-1/7-(1430.8800000, 404.0257143)														

1.5. Результаты верификации моделей

Результаты верификации моделей, отличающихся частными критериями с двумя приведенными выше интегральными критериями, приведены на рисунке 7.

Наименование модели и частного критерия	Интегральный критерий	на	Сумма мод... уровней с... истинно по... решений (ST)	Сумма мод... уровней с... истинно-опт... решений (ST)	Сумма мод... уровней с... полно по... решений (SFP)	Сумма мод... уровней с... полно-опт... решений (SFP)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L1-мера проф. Е.В. Луценко	Средняя модель уровней с... истинно по... решений	Средняя модель уровней с... истинно-опт... решений	Средняя модель уровней с... полно по... решений	Средняя модель уровней с... полно-опт... решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Корреляция абс.частот с обр...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "клас...	Сумма абс.частот по призна...	198	41.000		332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Корреляция усл.отн.частот с о...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
2. PRIC1 - частный критерий: усл. вероятность н-го признака сред...	Сумма усл.отн.частот по при...	198	41.000		332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
3. PRIC2 - частный критерий: условная вероятность н-го признака...	Сумма усл.отн.частот по при...	198	41.000		332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Сумма знаний	198	22.052		151.624		0.127	1.000	0.225	0.538		0.457	
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Семантический резонанс зна...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу, в...	Сумма знаний	198	22.052		151.624		0.127	1.000	0.225	0.538		0.457	
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Семантический резонанс зна...	198	40.652	343.750	329.769		0.110	1.000	0.198	0.992		0.993	0.263
6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между факти...	Сумма знаний	198	33.538	289.077	255.538		0.116	1.000	0.208	0.818		0.770	0.221
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	198	10.513		56.564		0.157	1.000	0.271	0.256		0.170	
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Семантический резонанс зна...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment), вероятн...	Сумма знаний	198	10.513		56.564		0.157	1.000	0.271	0.256		0.170	
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, вер...	Семантический резонанс зна...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
9. INF6 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, вер...	Сумма знаний	198	33.538		255.538		0.116	1.000	0.208	0.818		0.770	
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, ве...	Семантический резонанс зна...	198	41.000	38.471	332.000		0.110	1.000	0.198	1.000		1.000	0.029
10. INF7 - частный критерий: разн.усл.и безусл.вероятностей, ве...	Сумма знаний	198	33.538		255.538		0.116	1.000	0.208	0.818		0.770	

Рисунок 7 – Результаты верификации моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF4 при интегральном критерии «Семантический резонанс знаний», если учитывать L1 меру профессора луценко. Точность модели составляет 0,271, то есть уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 27,1%.

Также статистические модели обычно дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и неидентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Соответственно, это оправдывает применение интеллектуальных технологий и моделей знаний. Посмотрим, каковы частные распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно неидентифицированных и идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF4 (рисунок 8). Для этого зайдём в режим 4.1.3.11, выберем модель INF4 и запросим график по сумме знаний.

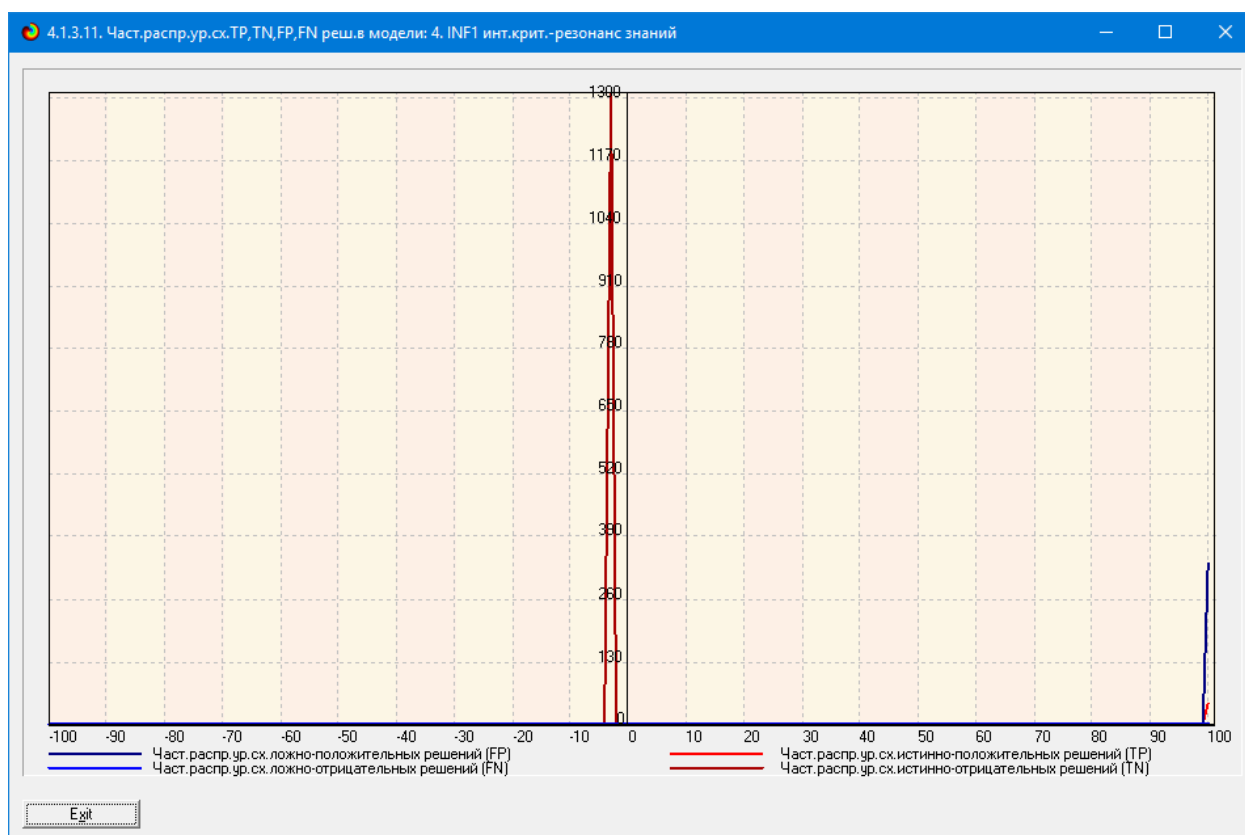


Рисунок 8 – Частное распределение сходства-различия верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных состояний объекта моделирования в модели INF4

Как можно видеть, при модели INF4 непринадлежность объекта к классу лучше определяется, чем принадлежность. При этом существует вероятность ложного определения непринадлежности или принадлежности.

Выберем модель INF4 в качестве основной и перейдем к решению задач идентификации.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ ИДЕНТИФИКАЦИИ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Выбор модели и пакетное распознавание

Зададим модель INF4 в качестве текущей в режиме 5.6 (рисунок 9), после чего проведем пакетное распознавание в режиме 4.1.2 (рисунок 10).

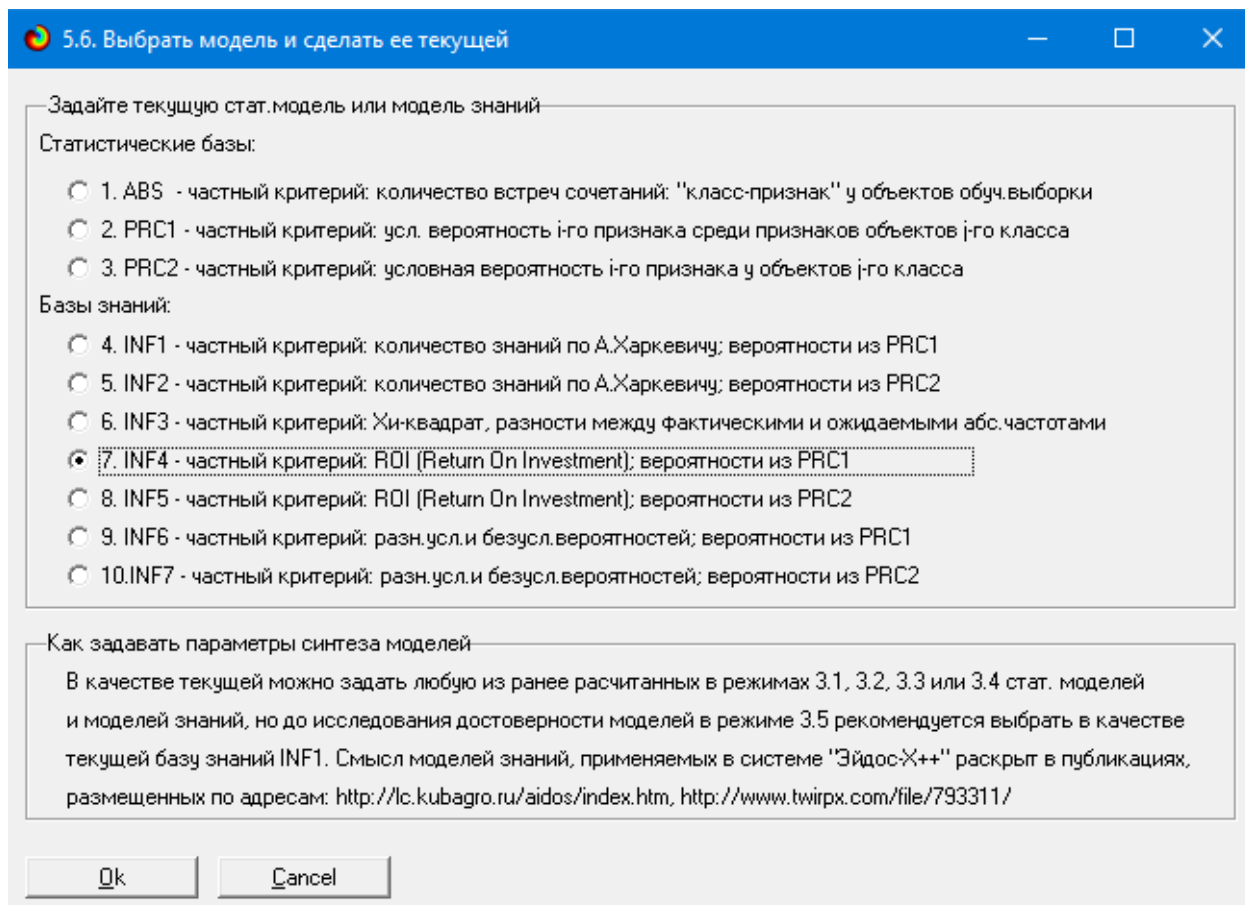


Рисунок 9 – Выбор текущей модели

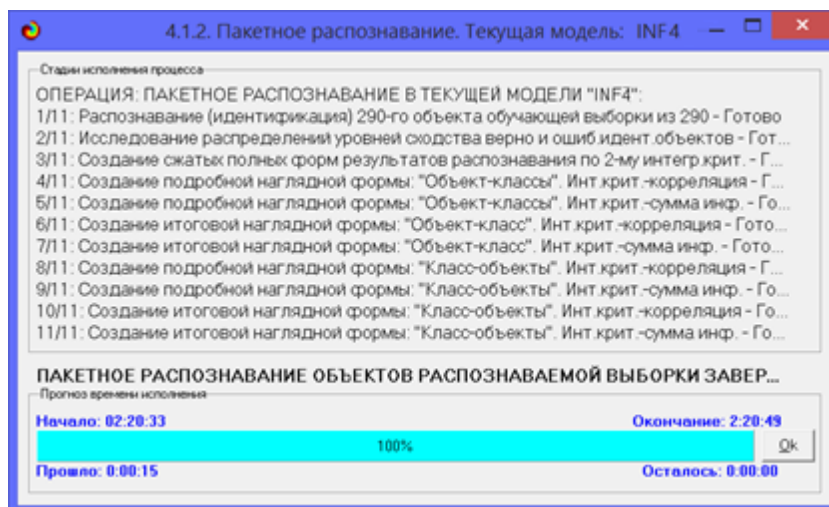


Рисунок 10 – Пакетное распознавание в новой модели

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранных формах, отражающих результаты решения задачи идентификации и прогнозирования.

Режим 4.1.3 системы «Aidos-X» обеспечивает отображение результатов идентификации и прогнозирования в различных формах:

1. Подробно наглядно: "Объект – классы".
2. Подробно наглядно: "Класс – объекты".
3. Итоги наглядно: "Объект – классы".
4. Итоги наглядно: "Класс – объекты".
5. Подробно сжато: "Объект – классы".
6. Обобщенная форма по достоверности моделей при разных интегральных критериях.
7. Обобщенный статистический анализ результатов идентификации по моделям и интегральным критериям.
8. Статистический анализ результатов идентификации по классам, моделям и интегральным критериям.
9. Распознавание уровня сходства при разных моделях и интегральных критериях.
10. Достоверность идентификации классов при разных моделях и интегральных критериях.

Ниже кратко рассмотрим некоторые из них.

На рисунках 11 и 12 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности классов, а также итоги распознавания классов объектов в модели INF4:

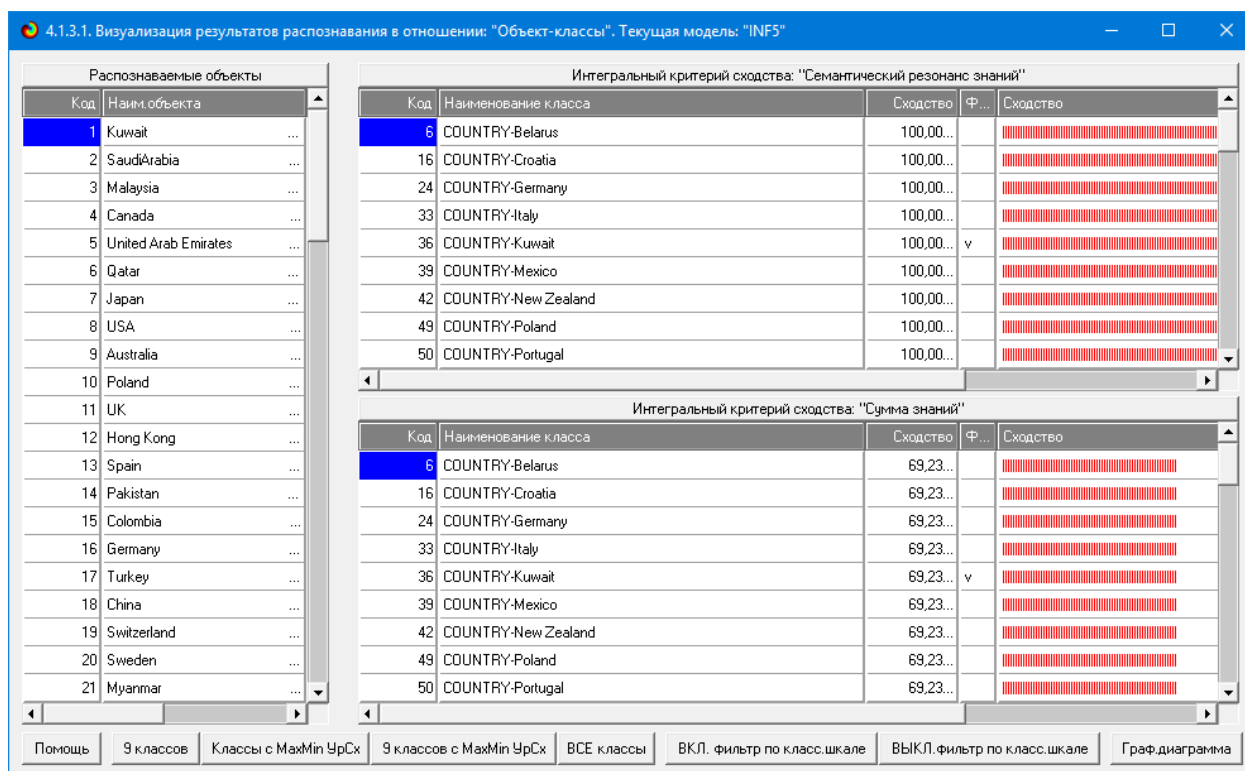


Рисунок 11 – Прогнозы достоверности классов объектов

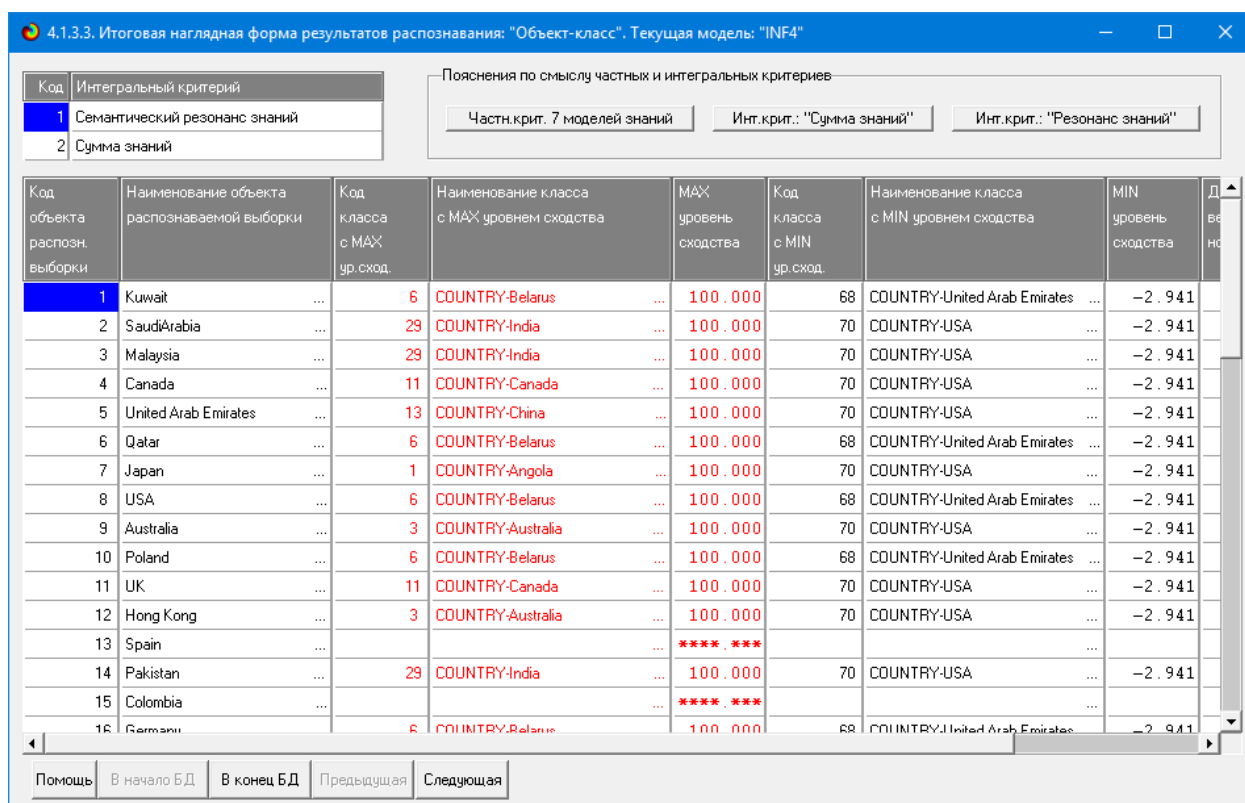


Рисунок 12 – Итоги распознавания классов объектов

2.2 Визуализация когнитивных функций

Применительно к задачам, рассматриваемым в данной работе, когнитивная функция показывает, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния.

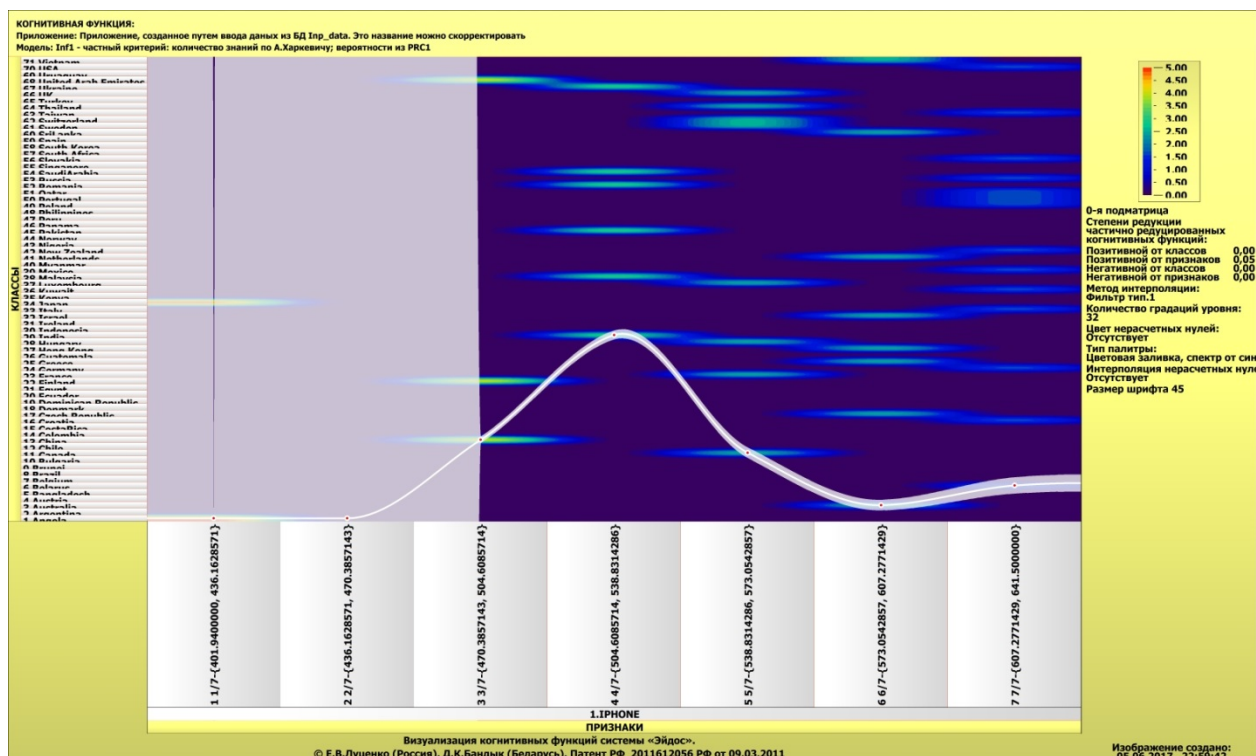


Рисунок 13 – Визуализация зависимости цены на iphone от страны

Рассмотрим визуализацию когнитивных функций в рамках определенных задач.

Зависимость цены на iphone от страны продажи представлена на рисунке 13. Из него видно, что цена на iphone в основном лежит в диапазоне 500-650\$, однако встречаются некоторые страны, в которых цена на данный смартфон значительно ниже. Одни из самых низких цен находится в Японии.

2.3 SWOT и PEST матрицы и диаграммы

SWOT-анализ является широко известным и общепризнанным методом стратегического планирования. Однако это не мешает тому, что он подвергается критике, часто вполне справедливой, обоснованной и хорошо аргументированной. В результате критического рассмотрения SWOT-

анализа выявлено довольно много его слабых сторон (недостатков), источником которых является необходимость привлечения экспертов, в частности для оценки силы и направления влияния факторов. Ясно, что эксперты это делают неформализуемым путем (интуитивно), на основе своего профессионального опыта и компетенции. Но возможности экспертов имеют свои ограничения и часто по различным причинам они не могут и не хотят это сделать. Таким образом, возникает проблема проведения SWOT-анализа без привлечения экспертов. Эта проблема может решаться путем автоматизации функций экспертов, т.е. путем измерения силы и направления влияния факторов непосредственно на основе эмпирических данных.

В версии системы под MS Windows: «Aidos-X++» предложено автоматизированное количественное решение прямой и обратной задач SWOT-анализа с построением традиционных SWOT-матриц и диаграмм (рисунок 14).

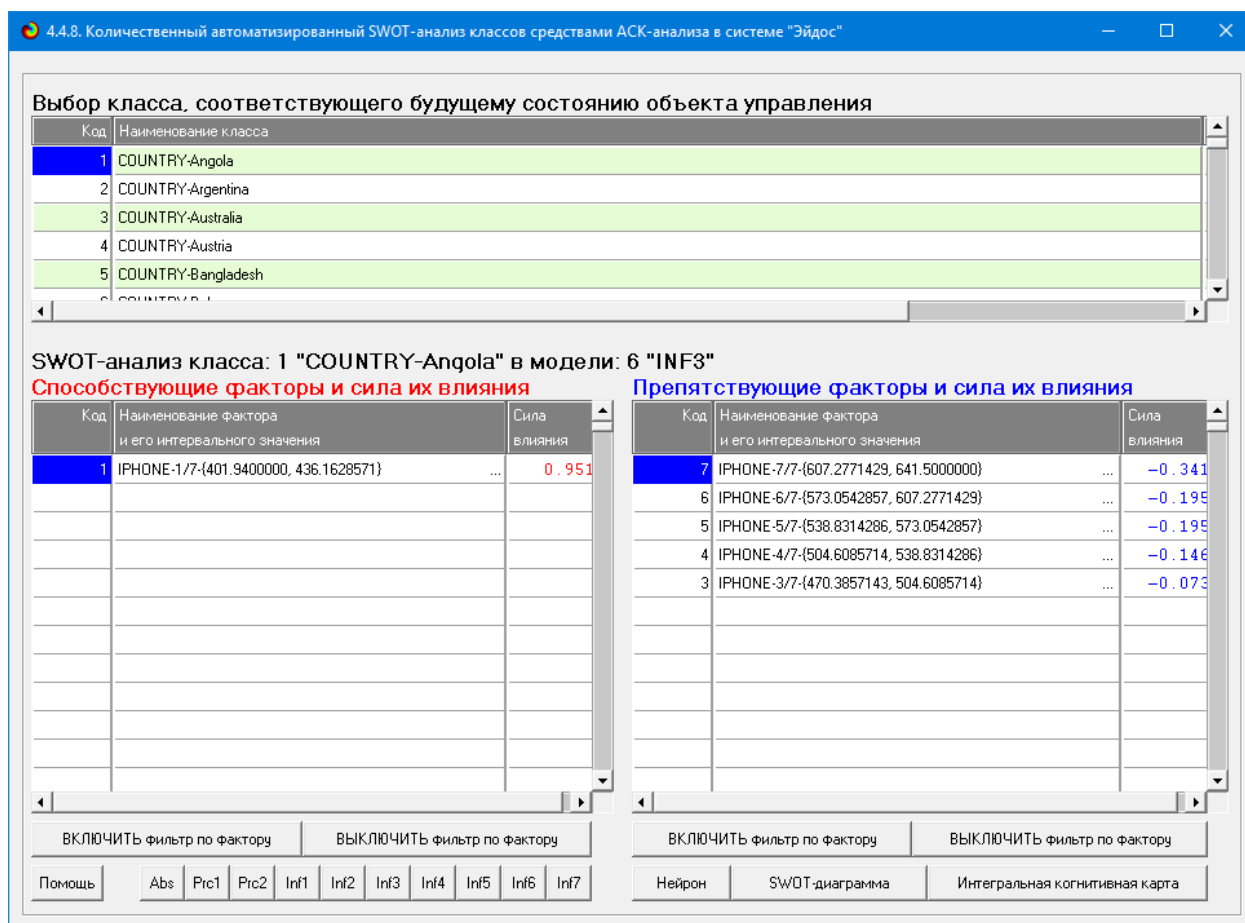


Рисунок 14 – Пример SWOT-Матрицы в модели INF3

На рисунке 15 приведен пример инвертированной SWOT-матрицы.

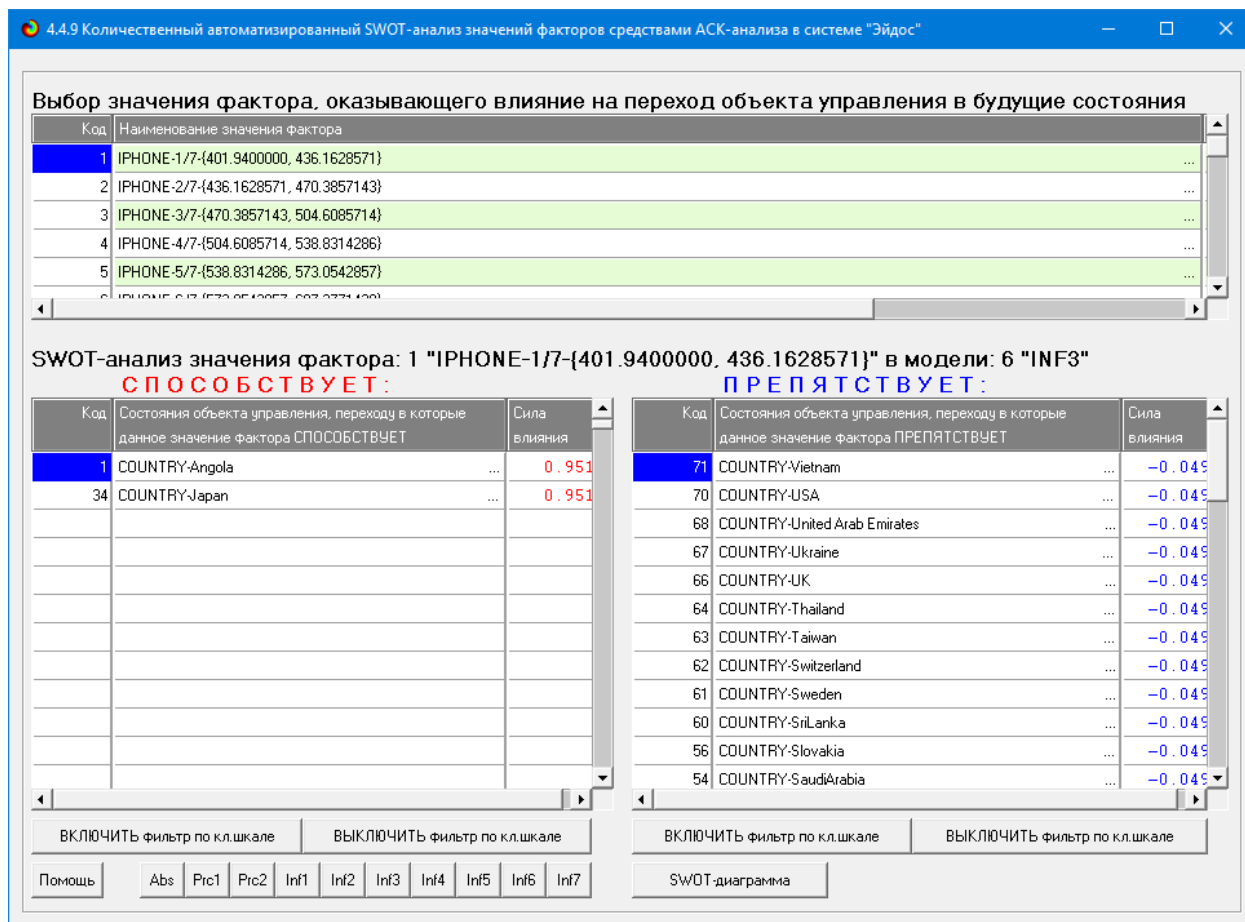


Рисунок 15 – Пример инвертированной SWOT-Матрицы в модели INF3

На примере России посмотрим в каких какой ценовой категории продается Iphone.

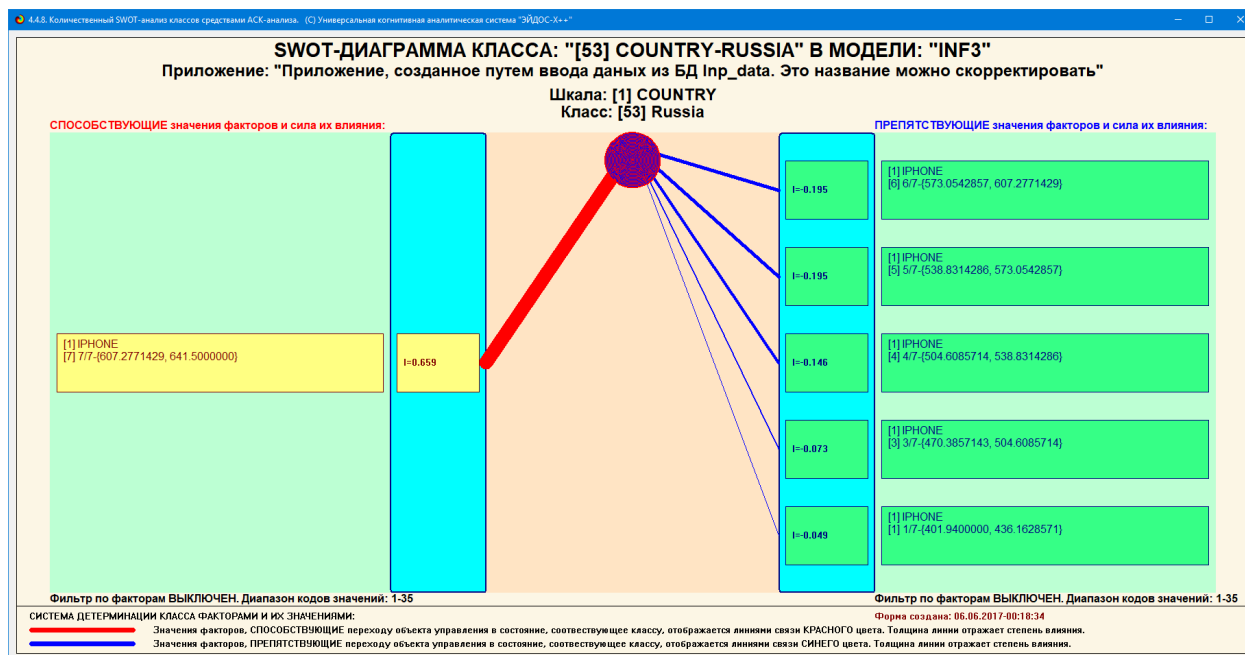


Рисунок 16 – SWOT-матрица, построенная для России

Как можно видеть, для России характерна цена в диапазоне 600-640\$.

А теперь узнаем, в каких странах можно купить айфон в диапазоне от \$500 до \$540, построив SWOT-диаграмму для (рисунок 17).

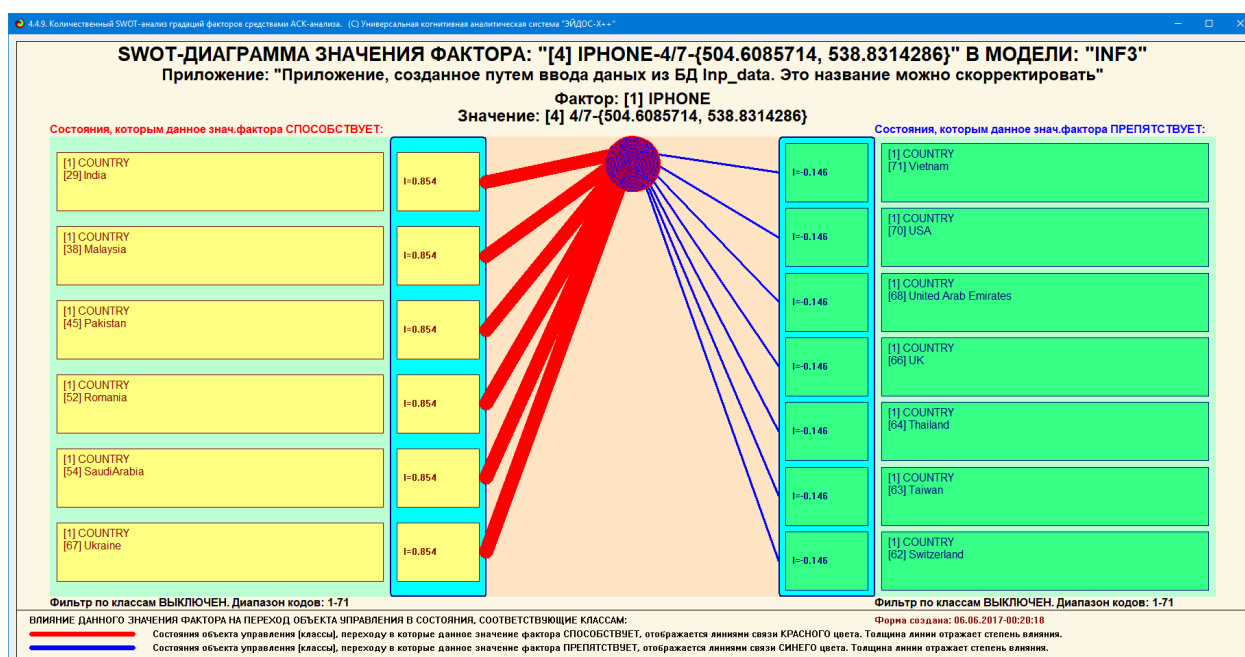


Рисунок 17 – SWOT-диаграмма признаков стран

2.4 Нелокальные нейронные сети и нейтроны

Каждому классу системно-когнитивной модели соответствует нелокальный нейрон, совокупность которых образует не локальную нейронную сеть.

На рисунке 19 изображен нелокальный нейрон для России.

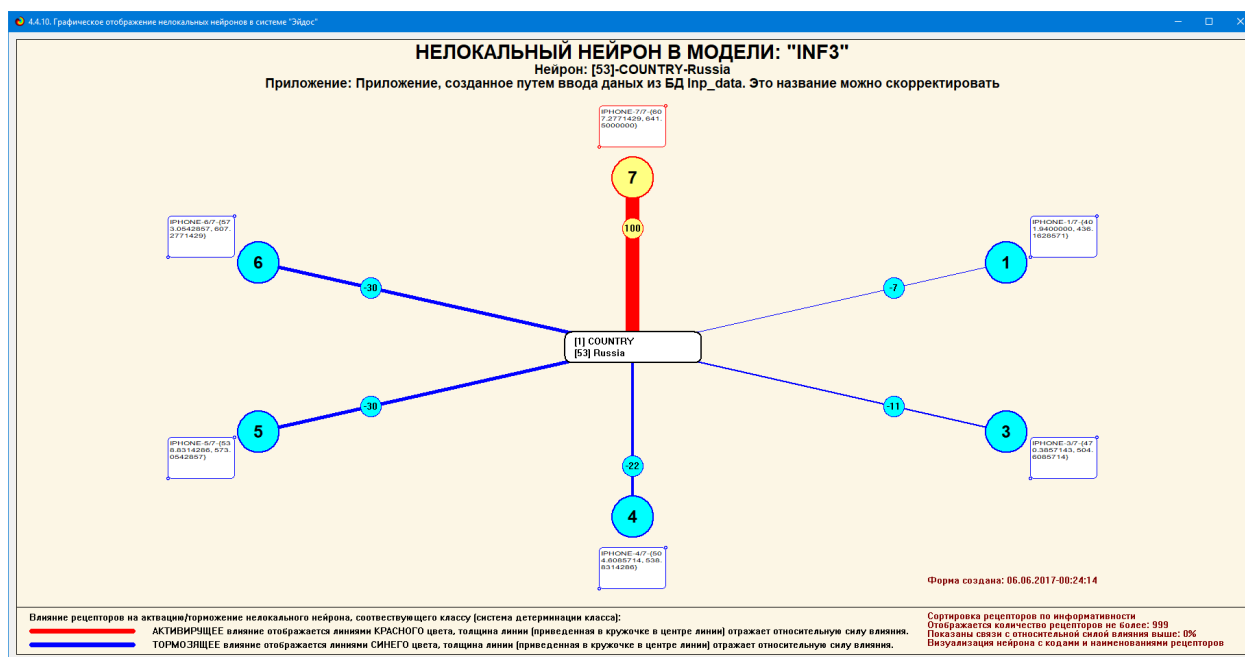


Рисунок 18 – Нейрон для России

На его основании можно определить, что в России цены на айфон располагаются в основном в диапазоне 600-640\$.

2.5 Кластерный и конструктивный анализ

В режиме 4.2.2.2 после расчета матриц сходства, кластеров и конструкторов (4.2.2.1) строим 2D сетью классов в выбранной модели знаний (рисунок 21).

По этой модели мы определяем самые низкие цены. Исходя из модели можно сделать вывод, что самые низкие цены находятся в США, так как эта страна является производителем данной техники. Также достаточно невысокие цены наблюдаются в странах Азии, по причине того что данная техника собирается в этих государствах.

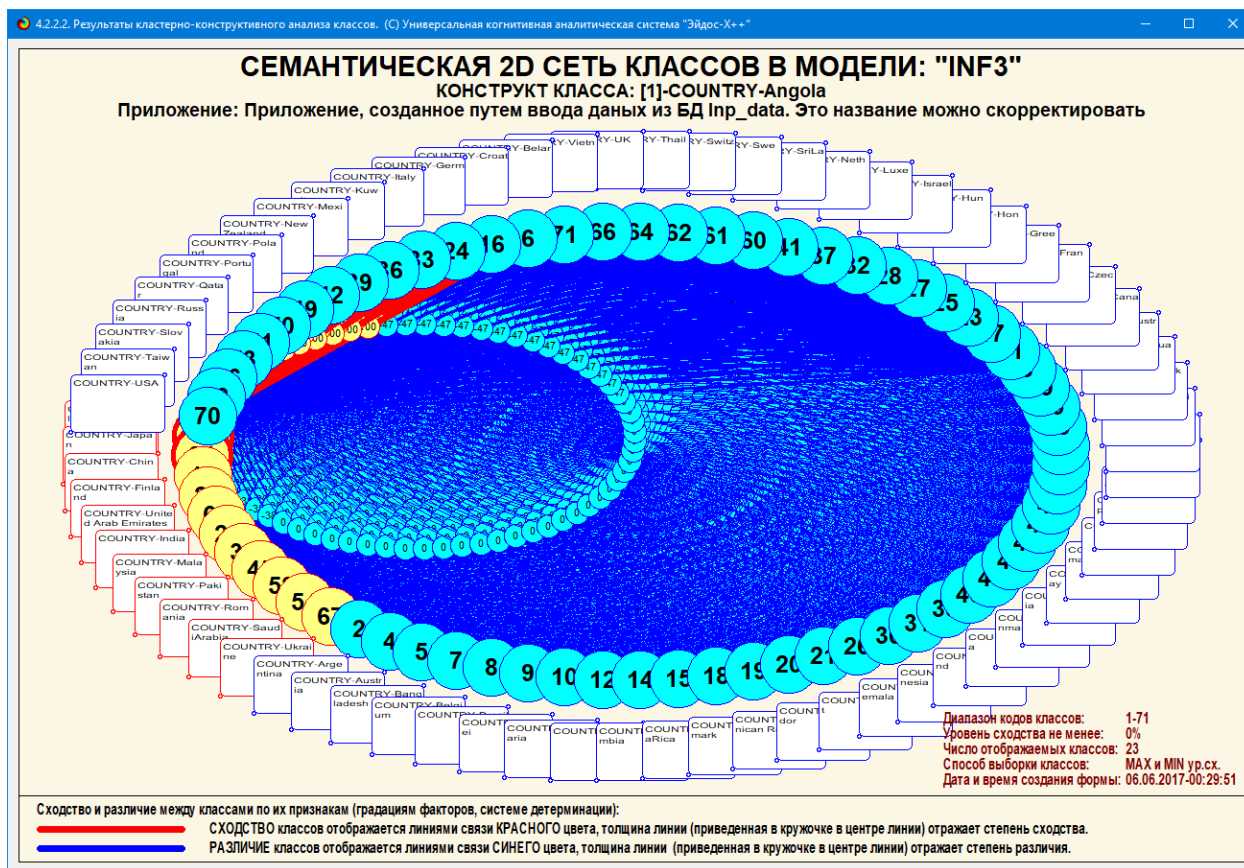


Рисунок 19 – Семантическая 2D сеть классов

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Так как существует множество систем искусственного интеллекта, то возникает необходимость сопоставимой оценки качества их математических моделей. Одним из вариантов решения этой задачи является тестирование различных системы на общей базе исходных данных, для чего очень удобно использовать общедоступную базу Kaggle.

В данной курсовой работе был показан пример использования общедоступной базы музыкантов и их альбомов для построения модели поведения и предпочтения игроков. При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF4, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Семантический резонанс». Точность модели составляет 0,271, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 27,1%.

При рассмотрении модели в перспективе ретроанализа можно убедиться в достоверности моделей: история изменений контента журнала подтверждает выводы, получаемые в процессе выполнения задач курсовой работы.

На основе базы данных Kaggle, рассмотренной в данной курсовой работе, можно построить модели прогнозирования не с помощью АСК-анализа и реализующей его системы «Aidos-X», а с применением других математических методов и реализующих их программных систем, а затем сравнить их качество.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Методика использования репозитория UCI для оценки качества математических моделей систем искусственного интеллекта / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 120 – 145. – IDA [article ID]: 0020302012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/12.pdf>, 1,625 у.п.л. Луценко Е.В. АСК-анализ, моделирование и идентификация живых существ на основе их фенотипических признаков / Е.В. Луценко, Ю.Н. Пенкина // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2014. – №06(100). С. 1346 – 1395. – IDA [article ID]: 1001406090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/90.pdf>, 3,125 у.п.л.

2. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: Куб- ГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf>, 1,25 у.п.л.

3. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических,

технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с.

5. [Электронный ресурс]. Статья "baza dannix sotrudnikov": <http://allexcel.ru/gotovye-tablitsy-excel-besplatno>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. англ.

6. Официальный сайт Rolling Stone [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://rollingstone.com>, свободный. - Загл. с экрана. Яз. рус.

7. Луценко Е.В. 30 лет системе «Эйдос» – одной из старейших отечественных универсальных систем искусственного интеллекта, широко применяемых и развивающихся и в настоящее время / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 48 – 77. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf>, 1,875 у.п.л.

8. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос- X++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №09(083). С. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf>, 1,812 у.п.л.

9. Луценко Е.В., Боровко А.Ю. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ КОЛИЧЕСТВА И КЛАССОВ СОЛНЕЧНЫХ ВСПЫШЕК НА ОСНОВЕ ИХ ПРЕДЫСТОРИИ ПО ДАННЫМ РЕПОЗИТОРИЯ UCI С ПРИМЕНЕНИЕМ АСК- АНАЛИЗА И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – IDA [article ID]: 0831209025. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/99.pdf>