

МИНИСТЕРСТВО СЕЛЬСКОГО ХОЗЯЙСТВА РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение

высшего образования

**«КУБАНСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ АГРАРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
имени И.Т. ТРУБИЛИНА»**

Факультет заочного обучения

Кафедра компьютерных систем и технологий

КУРСОВАЯ РАБОТА

по дисциплине: Интеллектуальные системы и технологии

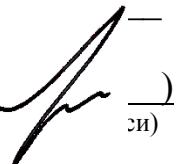
на тему: АСК-анализ распространенных видов рыб для рыбного рынка на основе данных портала Kaggle

Выполнил студент группы: ИТз1941 Карпенко Илья Алексеевич

Допущен к защите: _____

Руководитель проекта: д.э.н., к. т. н., профессор Луценко Е.В. (_____)

(подпись, расшиф



си

Защищен _____ 14.04.2021 _____
(дата)

Оценка _____ отлично _____

Краснодар 2021

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

Факультет прикладной информатики

**РЕЦЕНЗИЯ
на курсовую работу**

Студента Карпенко Ильи Алексеевича

курса 2 заочной формы обучения группы ИТз1941

Направление подготовки 09.04.02 «Информационные системы и технологии»

Наименование темы «АСК-анализ распространенных видов рыб для рыбного рынка на основе данных портала Kaggle»

Рецензент: Луценко Евгений Вениаминович, д.э.н., к.т.н., профессор

(*Ф.И.О., ученое звание и степень, должность*)

Оценка качества выполнения курсовой работы

№ п/п	Показатель	Оценка соответствия («неудовлетворительно», «удовлетворительно», «хорошо», «отлично»)
1	Степень полноты обзора состояния проблемы и корректность постановки цели и задач исследования	5
2	Уровень и корректность использования в работе различных методов исследований	5
3	Степень комплексности работы, применения в ней знаний общепрофессиональных и специальных дисциплин	5
4	Ясность, четкость, последовательность и обоснованность изложения	5
5	Применение современных технологий обработки информации	5
6	Качество оформления работы (общий уровень грамотности, стиль изложения, качество иллюстраций, соответствие требованиям по оформлению)	5
7	Уровень освоения компетенций в результате выполнения курсовой работы (проекта)	5
8	Ответы на вопросы при защите	5

Достоинства работы _____

Недостатки работы _____

Итоговая оценка г. _____ отлично _____

Рецензент _____ (Е.В. Луценко)

«_14_» _04_ 021 г.

РЕФЕРАТ

Курсовая работа содержит: 36 страниц, 29 рисунков, 17 литературных источников.

Ключевые слова: СИСТЕМА ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА, AIDOS-X, КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, МОДЕЛИ, ШКАЛЫ, КЛАССЫ.

Целью работы провести АСК-анализ распространенных видов рыб для рыбного рынка на основе данных портала Kaggle. В данной курсовой работе необходимо проанализировать методы формирования обобщенных образов классов и решения задач идентификации конкретных объектов с классами, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

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	8
1.3. ВВОД ВЫБОРКИ В СИСТЕМУ AIDOS-X.....	9
1.4. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ СТАТИСТИЧЕСКИХ И ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ МОДЕЛЕЙ..	14
1.5. Виды моделей системы AIDOS-X	16
1.6. Результаты верификации моделей.....	17
2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ	21
2.1. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ	21
2.2. КЛАСТЕРНО-КОНСТРУКТИВНЫЙ АНАЛИЗ	25
2.3. НЕЛОКАЛЬНЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И НЕЙТРОНЫ.....	28
2.4. SWOT и PEST МАТРИЦЫ И ДИАГРАММЫ	30
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	34
СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ	36

ВВЕДЕНИЕ

Одним из важных и перспективных направлений развития современных информационных технологий является создание систем искусственного интеллекта. Существует множество альтернатив систем искусственного интеллекта, но возникает необходимость оценки качества математических моделей этих систем. В данной работе рассмотрено решение задачи АСК-анализ распространенных видов рыб для рыбного рынка на основе данных портала Kaggle. 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 «Fish market» из банка исходных данных по задачам искусственного интеллекта – Kaggle.

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

1. СИНТЕЗ И ВЕРИФИКАЦИЯ МОДЕЛЕЙ

1.1. Описание решения

В качестве метода исследования, решения проблемы и достижения цели было решено использовать новый метод искусственного интеллекта: Автоматизированный системно-когнитивный анализ или АСК-анализ.

Основной причиной выбора АСК-анализа является то, что он включает теорию и метод количественного выявления в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных типах шкал и единицах измерения.

Очень важным является также то, что АСК-анализ имеет свой развитый и доступный программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает Универсальная когнитивная аналитическая система Aidos-X.

Преимущества данной системы:

1. Универсальность;
2. Доступность, то есть данная система находится в полном открытом бесплатном доступе, причем с актуальными исходными текстами;
3. Одна из первых отечественных систем искусственного интеллекта персонального уровня, т.е. она не требует от пользователя специальной подготовки в области технологий искусственного интеллекта (акт внедрения системы Aidos-X 1987 года);
4. Обеспечивает устойчивое выявление в сопоставимой форме силы и направления причинно-следственных зависимостей в неполных зашумленных взаимозависимых (нелинейных) данных очень большой размерности числовой и не числовой природы, измеряемых в различных

типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения;

5. Содержит большое количество локальных и облачных учебных и научных приложений (в настоящее время их 31 и 251, соответственно);

6. Мультиязычная поддержка интерфейса (больше 50 языков);

7. Поддерживает online среду накопления знаний и широко используется во всем мире;

8. Наиболее трудоемкие в вычислительном отношении операции синтеза моделей и распознавания реализует с помощью графического процессора (GPU), что на некоторых задачах обеспечивает ускорение решения этих задач в несколько тысяч раз;

9. Обеспечивает преобразование исходных эмпирических данных в информацию, а ее в знания и решение задач классификации, поддержки принятия решений и исследования предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели, генерируя при этом очень большое количество табличных и графических выходных форм (развития когнитивная графика), у многих из которых нет никаких аналогов в других системах (примеры форм можно посмотреть в работе;

10. Хорошо имитирует человеческий стиль мышления: дает результаты анализа, понятные экспертам на основе их опыта, интуиции и профессиональной компетенции.

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-X.

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 возьмем набор данных «Fish market»

<https://www.kaggle.com/aungpyaeap/fish-market>

Csv файл содержит следующие данные:

Species Вид рыбы.

Weight Вес рыбы.

Length1 Вертикальная мера.

Length2 Диагональная мера.

Length3 Поперечная мера.

Height Высота рыбы.

Width Ширина рыбы

Для конвертации csv-файла в xls был использован онлайн конвертер:

<https://document.online-convert.com/ru/convert/csv-to-excel>

После конвертации необходимо добавить еще один столбец, в данном случае было решено дублировать столбец, содержащий имена участников. Также данный столбец был переименован в «Weight» и размещен в таблице между столбцами «Species» и «Length1» (Рисунок 1).

импорта данных в систему Aidos-X (режим 2.3.2.2), результат заполнения данной формы представлен на рисунке 2.

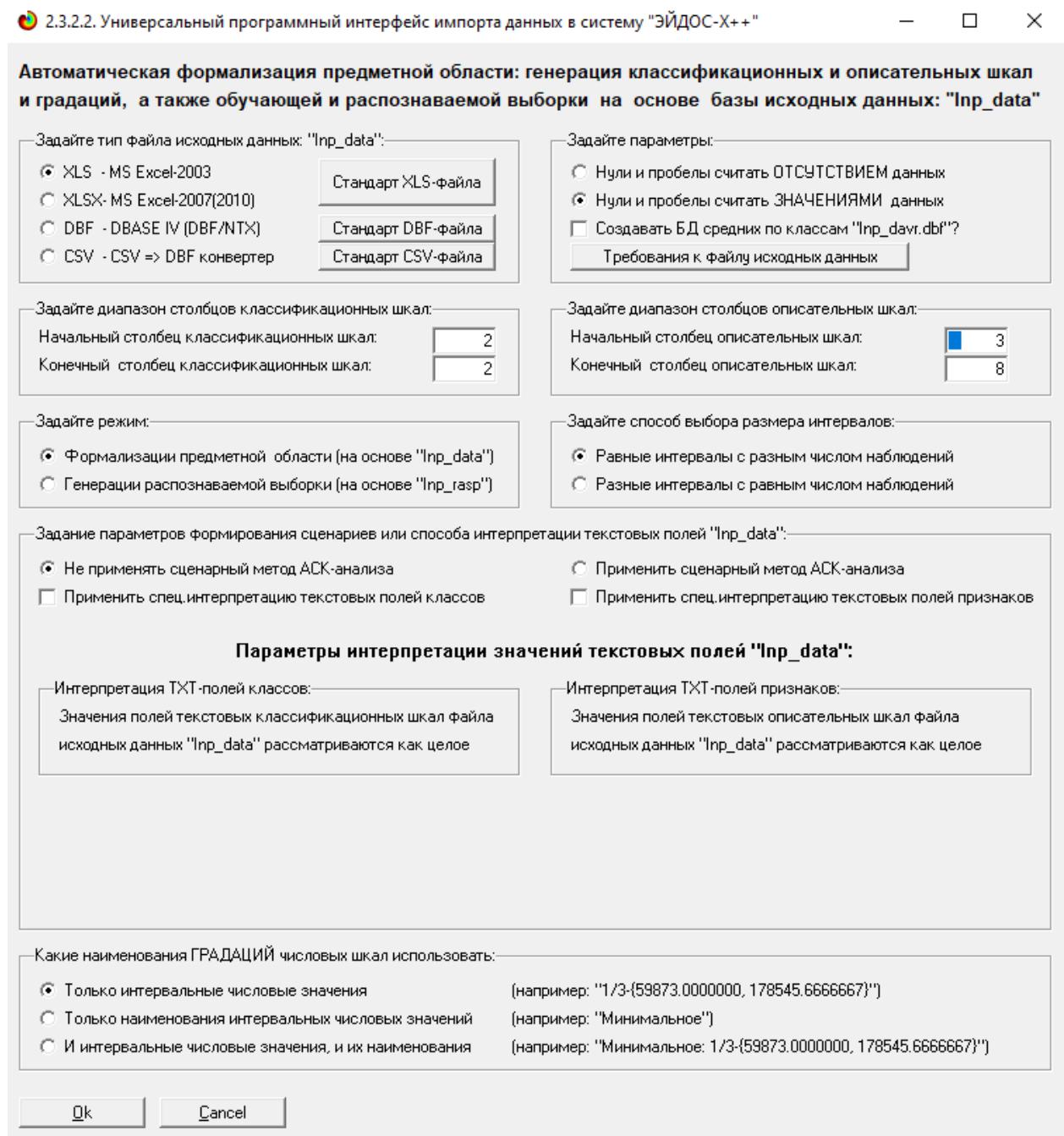


Рисунок 2 - Ввод обучающей выборки

Стоит отметить следующие настройки:

11. Тип файла – xls;

12. Классификационные шкалы – 2;

13. Описательные шкалы – 3-8;

В форме задания размерности модели системы оставляем всё без изменений (Рисунок 3).

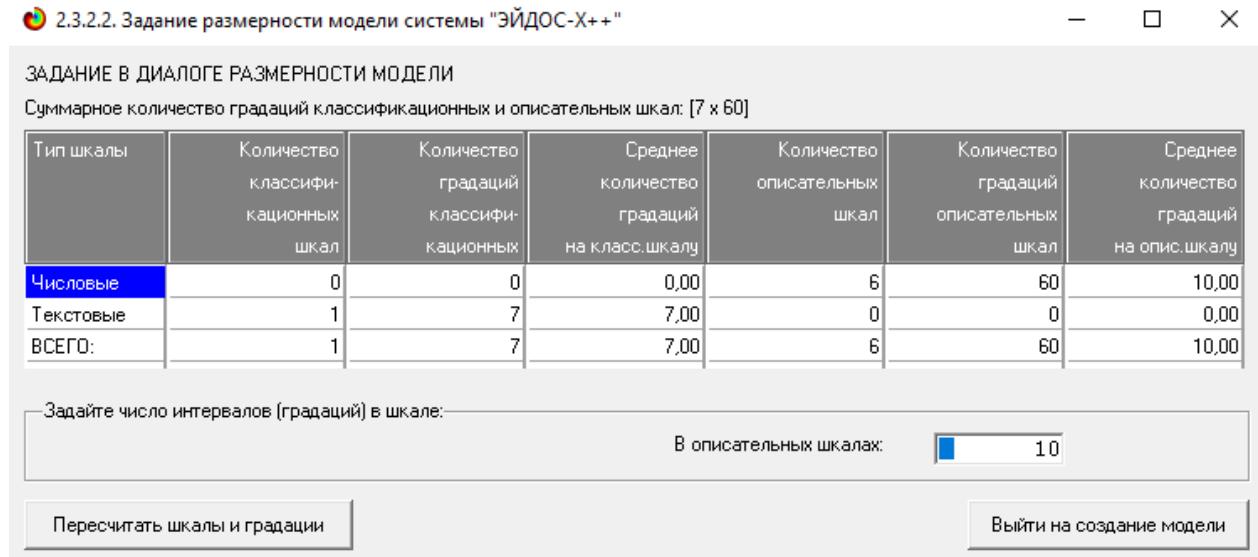


Рисунок 3 - Задание размерности модели системы Aidos-X

Процесс импорта данных из внешней БД "Inp_data.xls" в систему Aidos-X представлен на рисунке 4.

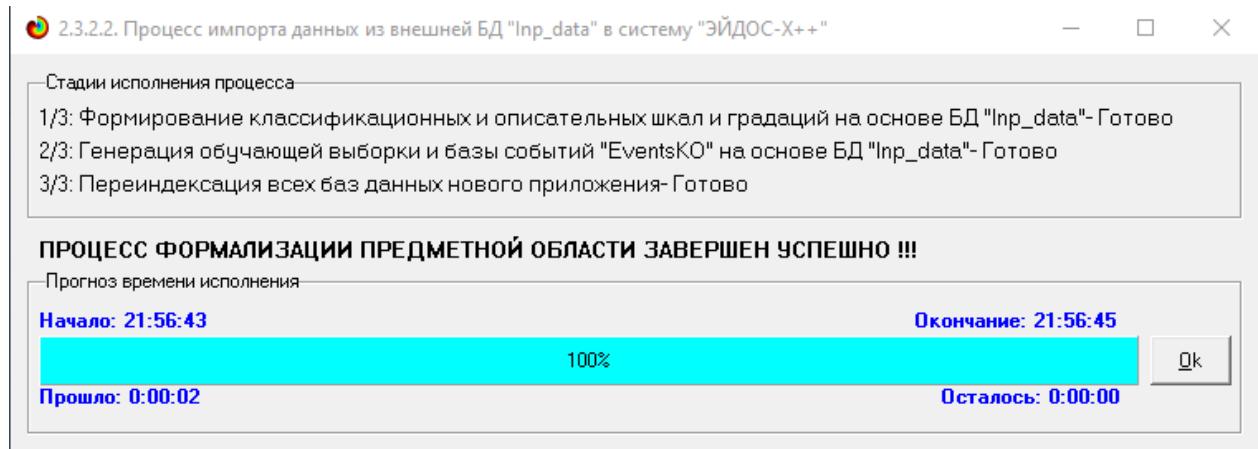


Рисунок 4 – Процесс импорта данных

Так как предварительно числовые шкалы были разбиты на интервалы, то перерасчет шкал после ввода выборки производить не надо. После импорта автоматически формируются классификационные и описательные шкалы, с применением которых исходные данные кодируются и представляются в форме эвентологических баз данных. Тем самым этап формализации предметной области выполняется полностью автоматизировано.

Классификационная шкала представлена на рисунке 5, её можно просмотреть в режиме 2.1. Описательные шкалы – в режиме 2.2 (рисунок 6).

2.1. Классификационные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"	
Код шкалы	Наименование классификационной шкалы
1	SPECIES
Код градации	Наименование градации классификационной шкалы
1	Bream
2	Parkki
3	Perch
4	Pike
5	Roach
6	Smelt
7	Whitefish

Рисунок 5 - Классификационные шкалы и градации

2.2. Описательные шкалы и градации. Текущая модель: "INF1"

Код шкалы	Наименование описательной шкалы	Код градации	Наименование градации описательной шкалы
1	WEIGHT	1	1/10-(0.0000000, 165.0000000)
2	LENGTH1	2	2/10-(165.0000000, 330.0000000)
3	LENGTH2	3	3/10-(330.0000000, 495.0000000)
4	LENGTH3	4	4/10-(495.0000000, 660.0000000)
5	HEIGHT	5	5/10-(660.0000000, 825.0000000)
6	WIDTH	6	6/10-(825.0000000, 990.0000000)
		7	7/10-(990.0000000, 1155.0000000)
		8	8/10-(1155.0000000, 1320.0000000)
		9	9/10-(1320.0000000, 1485.0000000)
		10	10/10-(1485.0000000, 1650.0000000)

Помощь Доб.шкалу Доб.град.шкалы Копир.шкалу Копир.град.шкалы Копир.шкалу с град. Удал.шкалу с град. Удал.град.шкалы Перекодировать Очистить Графики прошлых сценариев

Рисунок 6 - Описательные шкалы и градации (фрагмент)

Для ручного ввода-корректировки обучающей выборки существует режим 2.3.1, он представлен на рисунке 7. Установка значений описательных и классификационных шкал объектов осуществляется по их номерам.

2.3.1. Ручной ввод-корректировка обучающей выборки. Текущая модель: "INF1"

Код объекта	Наименование объекта	Дата	Время									
1	242											
2	290											
3	340											
4	363											
5	430											
6	450											
7	500											
8	390											
9	450											
10	500											
11	475											
Код объекта	Класс 1	Класс 2	Класс 3	Класс 4	Код объекта	Признак 1	Признак 2	Признак 3	Признак 4	Признак 5	Признак 6	Признак 7
1	1	0	0	0	1	2	14	24	34	46	55	0

Помощь Скопировать обуч.выб.в расп. Добавить объект Добавить классы Добавить признаки Удалить объект Удалить классы Удалить признаки Очистить БД

Рисунок 7 - Обучающая выборка (фрагмент)

Тем самым создаются все необходимые и достаточные предпосылки для выявления силы и направления причинно-следственных связей между значениями факторов и результатами их совместного системного воздействия (с учетом нелинейности системы).

1.4. Синтез и верификация статистических и интеллектуальных моделей

Далее запускаем режим 3.5, в котором задаются модели для синтеза и верификации, а также задается модель, которой по окончании режима присваивается статус текущей (рисунок 8).

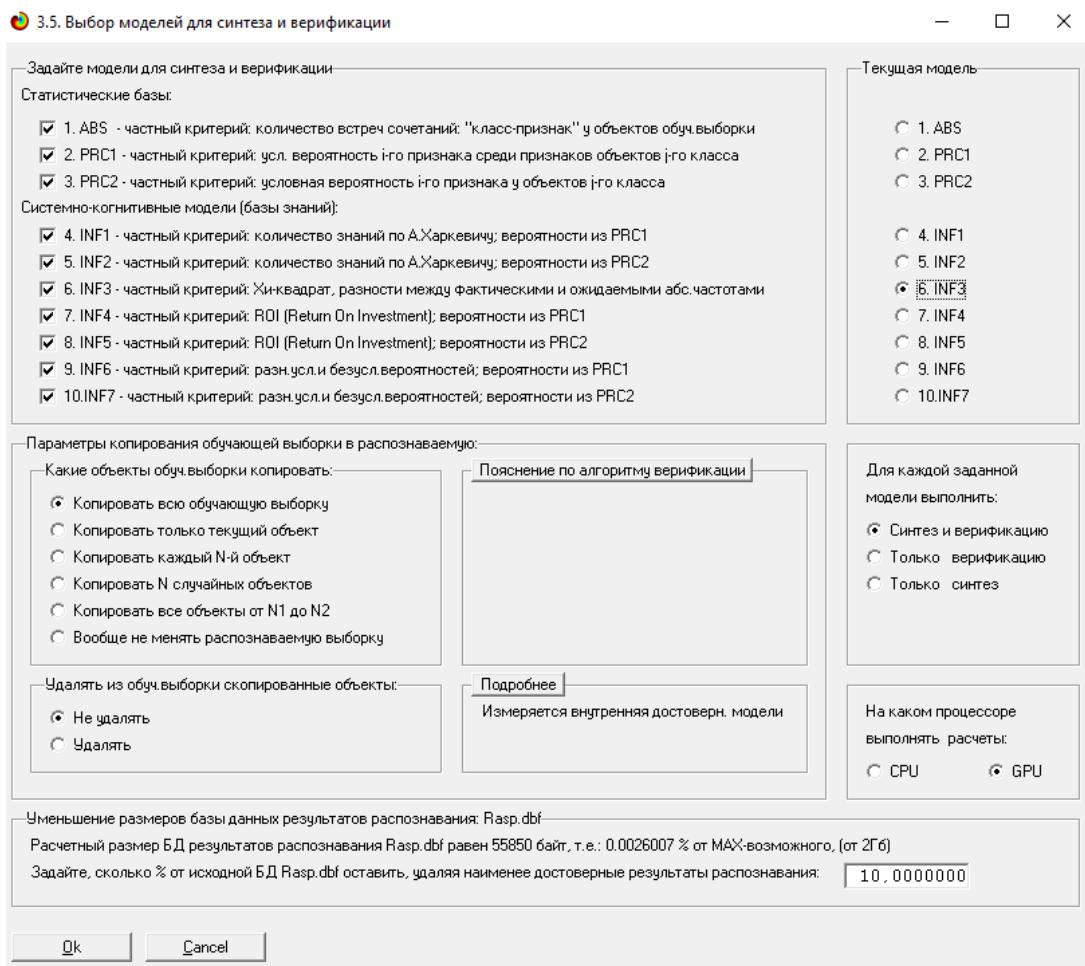


Рисунок 8 - Выбор моделей для синтеза и верификации

В данном режиме имеется много различных методов верификации моделей. Но мы используем параметры, приведенные на рисунке 8. Стадия процесса исполнения режима 3.5 и прогноз времени его окончания отображаются на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

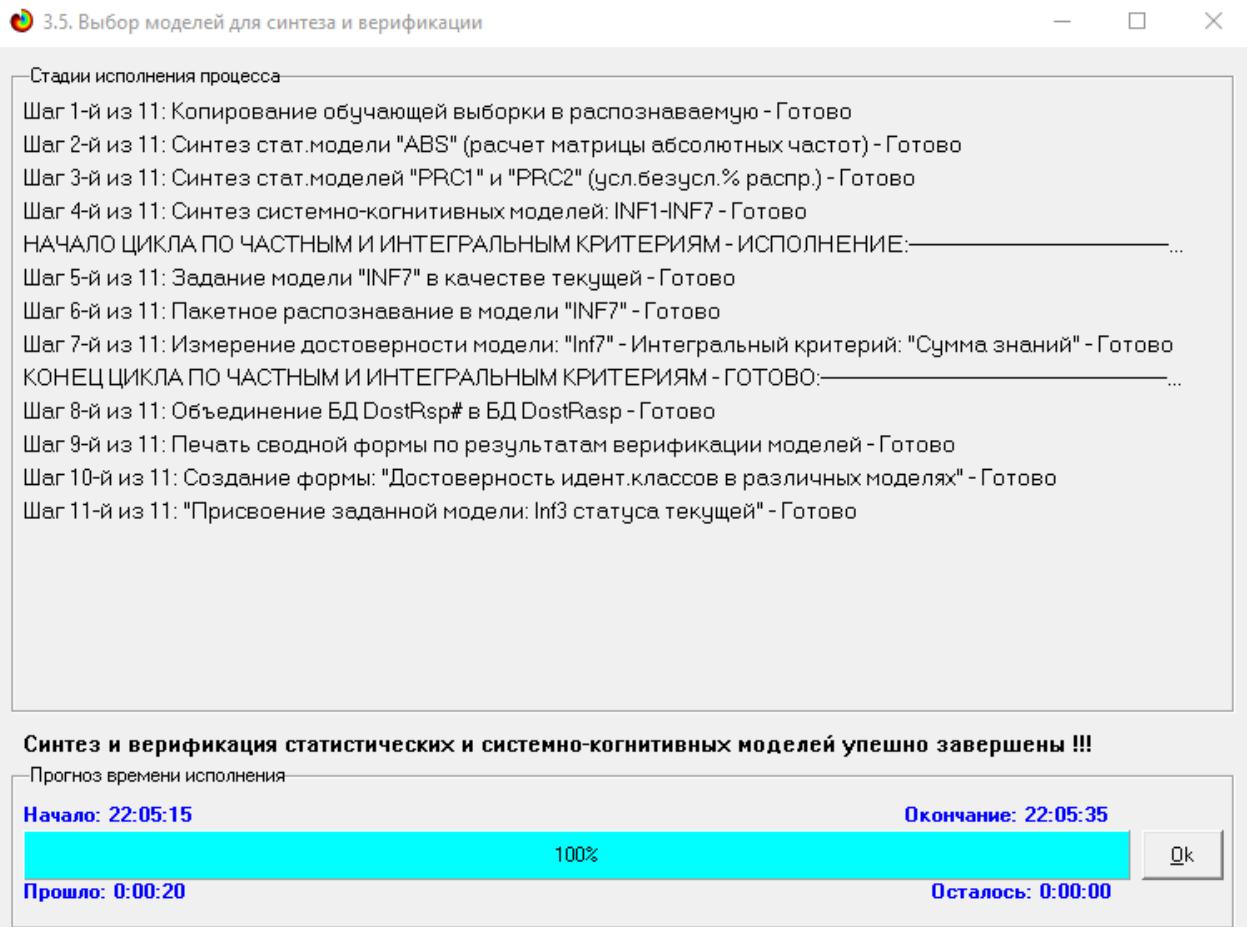


Рисунок 8 - Процесс исполнения режима 3.5

Интересно заметить (см. рисунок 8), что синтез и верификация всех 10 моделей на данной задаче заняли 20 секунд. При этом оценка достоверности моделей проводилась на 159 примерах наблюдения из обучающей выборки. После этого можно перейти непосредственно к выбору наиболее достоверной модели.

1.5. Виды моделей системы Aidos-X

Рассмотрим решение задачи идентификации на примере нескольких моделей, в которой рассчитано количество информации по А. Харкевичу, которое было получено по принадлежности идентифицируемого объекта к каждому из классов, если известно, что у этого объекта есть некоторый признак.

То есть частные критерии представляют собой просто формулы для преобразования матрицы абсолютных частот (рисунок 9) в матрицы условных и безусловных процентных распределений, и матрицы знаний (рисунок 10 и 11).

5.5. Модель: "1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний: "Класс-признак" у объектов обуч.выборки"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. SPECIES BREAM	2. SPECIES PARKKI	3. SPECIES PERCH	4. SPECIES PIKE	5. SPECIES ROACH	6. SPECIES SMELT	7. SPECIES WHITEFISH	Сумма	Среднее	Средн. квадр. откл.
1	WEIGHT-1/10(0.0000000, 165.0000000)		7	24		14	14		59	8.43	9.31
2	WEIGHT-2/10(165.0000000, 330.0000000)	2	4	13	4	5		3	31	4.43	4.12
3	WEIGHT-3/10(330.0000000, 495.0000000)	8			3	1			12	1.71	2.98
4	WEIGHT-4/10(495.0000000, 660.0000000)	10			3	4		1	18	2.57	3.64
5	WEIGHT-5/10(660.0000000, 825.0000000)	8			6	1		1	16	2.29	3.30
6	WEIGHT-6/10(825.0000000, 990.0000000)	6			4	1			11	1.57	2.44
7	WEIGHT-7/10(990.0000000, 1155.0000000)	1			6			1	8	1.14	2.19
8	WEIGHT-8/10(1155.0000000, 1320.0000000)				1				1	0.14	0.38
9	WEIGHT-9/10(1320.0000000, 1485.0000000)										
10	WEIGHT-10/10(1485.0000000, 1650.0000000)				3				3	0.43	1.13
11	LENGTH1-1/10(7.5000000, 12.6500000)			2			12		14	2.00	4.47
12	LENGTH1-2/10(12.6500000, 17.8000000)		4	7	3	2			16	2.29	2.63
13	LENGTH1-3/10(17.8000000, 22.9500000)			5	18		13		36	5.14	7.45
14	LENGTH1-4/10(22.9500000, 28.1000000)	9	2	10		3		3	27	3.86	4.06
15	LENGTH1-5/10(28.1000000, 33.2500000)	20			3	1		1	28	4.00	7.16
16	LENGTH1-6/10(33.2500000, 38.4000000)	6			11	3		2	22	3.14	4.10
17	LENGTH1-7/10(38.4000000, 43.5500000)				5	5			10	1.43	2.44
18	LENGTH1-8/10(43.5500000, 48.7000000)					2			2	0.29	0.76
19	LENGTH1-9/10(48.7000000, 53.8500000)					1			1	0.14	0.38
20	LENGTH1-10/10(53.8500000, 59.0000000)					3			3	0.43	1.13
21	LENGTH2-1/10(8.4000000, 13.9000000)			2			12		14	2.00	4.47
22	LENGTH2-2/10(13.9000000, 19.4000000)		4	6		3	2		15	2.14	2.34
23	LENGTH2-3/10(19.4000000, 24.9000000)			5	19		13		37	5.29	7.74
24	LENGTH2-4/10(24.9000000, 30.4000000)	9	2	10		3		3	27	3.86	4.06
25	LENGTH2-5/10(30.4000000, 35.9000000)	18			3	1		1	26	3.71	6.42
26	LENGTH2-6/10(35.9000000, 41.4000000)	8			11	3		2	24	3.43	4.39

Рисунок 9 - Матрица абсолютных частот (модель ABS) и условных и безусловных процентных распределений

3.4. Обобщ.форма по достов.моделей при разн.инт.крит. Текущая модель: "INF3"

Назенование модели и частного критерия	Интегральный критерий	Всего логических объектов выборки	Число истинно положительных решений (TP)	Число истинно отрицательных решений (TN)	Число ложно положительных решений (FP)	Число ложно отрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма модуль. уровней сход... истинно-отриц. решений (S1P)	Сумма модуль. уровней сход... истинно-отриц. решений (S1T)	Сумма модуль. уровней сход... истинно-отриц. решений
1. ABS - частный критерий: количество встреч. сочетаний: "класс... 1. ABS - частный критерий: количество встреч. сочетаний: "Хлас...	Корреляция abs. частот с обр...	159	151	61	34	8	0.816	0.950	0.878	79.192	6.524	6
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред... 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака сред...	Сумма abs. частот по признак...	159	159	22	73	0.685	1.000	0.878	0.813	77.008		8
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Корреляция усл.отн.частот с о...	159	151	61	34	8	0.816	0.950	0.878	79.192	6.524	6
4. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака...	Сумма усл.отн.частот с о...	159	159	22	73	0.685	1.000	0.878	0.813	59.437		9
5. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Семантический резонанс зна...	159	140	80	15	19	0.903	0.881	0.892	58.357	18.229	3
6. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, в...	Сумма знаний	159	146	50	45	13	0.764	0.918	0.834	54.190	6.881	4
7. INF4 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Семантический резонанс зна...	159	140	80	15	19	0.903	0.881	0.892	58.357	18.229	3
8. INF5 - частный критерий ROI (Return On Investment); вероятно...	Сумма знаний	159	136	82	13	23	0.913	0.855	0.883	59.373	16.365	2
9. INF6 - частный критерий: разн.усл и безсл.вероятностей; вер.	Семантический резонанс зна...	159	144	78	17	15	0.894	0.906	0.900	70.323	14.409	3
10INF7 - частный критерий: разн.усл и безсл.вероятностей; вер.	Сумма знаний	159	148	50	45	11	0.767	0.931	0.841	37.938	1.713	3

Рисунок 12 - Оценки достоверности моделей

Наиболее достоверной в данном приложении оказались модели INF3 при интегральном критерии «Сумма знаний». При этом точность модели (F-мера Ван Ризбергена) составляет 0,889 а точность модели (L1-мера профессора Луценко) - 0,979. L1-мера профессора Луценко является более достоверной, по сравнению с F-мерой Ван Ризбергена. Таким образом, уровень достоверности прогнозирования с применением модели выше, чем экспертных оценок, достоверность которых считается равной примерно 100%. Для оценки достоверности моделей в ACK-анализе и системе Aidos-X используется F-мера Ван Ризбергена и L-мера, представляющая собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение, предложенное профессором Е.В.Луценко (рисунок 13).

Помощь по режимам: 3.4, 4.1.3.6, 4.1.3.7, 4.1.3.8, 4.1.3.10: Виды прогнозов и меры достоверности моделей в системе "Эйдос-Х++".
ПОЛОЖИТЕЛЬНЫЙ ПСЕВДОПРОГНОЗ.

Предположим, модель дает такой прогноз: выпадет 1, 2, 3, 4, 5 или 6. В этом случае у нее будет 100% достоверность идентификации, т.е. не будет ни одного объекта, не отнесеного к тому классу, к которому он действительно относится, но при этом будет очень большая ошибка ложной идентификации, т.к. огромное количество объектов будет отнесено к классам, к которым они не относятся (и именно за счет этого у модели и будет очень высокая достоверность идентификации). Ясно, что такой прогноз бесполезен, поэтому он и называется мной псевдопрогнозом.

Представим себе, что мы выбрасываем кубик с 6 гранями, и модель предсказывает, что не выпадет: 1, 2, 3, 4, 5 и 6, а что-то из этого естественно выпало. Конечно, модель дает ошибку в прогнозе в том плане, что не предсказала, что выпадет, зато она очень хорошо угадала, что не выпадет. Но ясно, что выпадет что-то одно, а не все, что предсказано, поэтому такого рода предсказания хорошо оправдываются в том, что не произошло и плохо в том, что произошло, т.е. в этом случае у модели будет 100% достоверность не идентификации, но очень низкая достоверность идентификации.

ИДЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

Если в случае с кубиком мы прогнозируем, что выпадет, например 1, и соответственно прогнозируем, что не выпадет 2, 3, 4, 5, и 6, то это идеальный прогноз, имеющий, если он осуществляется, 100% достоверность идентификации и не идентификации. Идеальный прогноз, который полностью снимает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, на практике удается получить крайне редко и обычно мы имеем дело с реальным прогнозом.

РЕАЛЬНЫЙ ПРОГНОЗ.

На практике мы чаще всего сталкиваемся именно с этим видом прогноза. Реальный прогноз уменьшает неопределенность о будущем состоянии объекта прогнозирования, но не полностью, как идеальный прогноз, а оставляет некоторую неопределенность не снятой. Например, для игрального кубика делается такой прогноз: выпадет 1 или 2, и, соответственно, не выпадет 3, 4, 5 или 6. Понятно, что полностью на практике такой прогноз не может осуществиться, т.к. варианты выпадения кубика альтернативны, т.е. не может выпасть одновременно 1 и 2. Поэтому у реального прогноза всегда будет определенная ошибка идентификации. Соответственно, если не осуществляется один или несколько из прогнозируемых вариантов, то возникнет и ошибка не идентификации, т.к. это не прогнозировалось моделью. Теперь представьте себе, что у Вас не 1 кубик и прогноз его поведения, а тысячи. Тогда можно посчитать средневзвешенные характеристики всех этих видов прогнозов.

Таким образом, если просуммировать число верно идентифицированных и не идентифицированных объектов и вычесть число ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов, а затем разделить на число всех объектов то это и будет критерий качества модели (классификатора), учитывающий как ее способность верно относить объекты к классам, которым они относятся, так и ее способность верно не относить объекты к тем классам, к которым они не относятся. Этот критерий предложен и реализован в системе "Эйдос" проф. Е.В.Луценко в 1994 году. Эта мера достоверности модели предполагает два варианта нормировки: {-1,+1} и {0,1}:

$$La = (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN) \quad (\text{нормировка: } \{-1,+1\})$$

$$Lb = (1 + (TP + TN - FP - FN) / (TP + TN + FP + FN)) / 2 \quad (\text{нормировка: } \{0,1\})$$

где количество: TP - истинно-положительных решений; TN - истинно-отрицательных решений; FP - ложно-положительных решений; FN - ложно-отрицательных решений;

Классическая F-мера достоверности моделей Ван Ризбергена (колонка выделена ярко-голубым фоном):

$$F\text{-мера} = 2^{\alpha}(\text{Precision}\times\text{Recall})/(\text{Precision}+\text{Recall}) \quad \text{достоверность модели}$$

$$\text{Precision} = TP/(TP+FP) \quad \text{точность модели};$$

$$\text{Recall} = TP/(TP+FN) \quad \text{полнота модели};$$

L1-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СУММ уровней сходства (колонка выделена ярко-зеленым фоном):

$$L1\text{-мера} = 2^{\alpha}(\text{SPrecision}\times\text{SRecall})/(\text{SPrecision}+\text{SRecall})$$

$$\text{SPrecision} = STP/(STP+SFP) \quad \text{- точность с учетом сумм уровней сходства};$$

$$\text{SRecall} = STP/(STP+SFN) \quad \text{- полнота с учетом сумм уровней сходства};$$

$$STP \text{ - Сумма модулей сходства истинно-положительных решений; } STN \text{ - Сумма модулей сходства истинно-отрицательных решений; }$$

$$SFP \text{ - Сумма модулей сходства ложно-положительных решений; } SFN \text{ - Сумма модулей сходства ложно-отрицательных решений.}$$

L2-мера проф. Е.В.Луценко - нечеткое мультиклассовое обобщение классической F-меры с учетом СРЕДНИХ уровней сходства (колонка выделена желтым фоном):

$$L2\text{-мера} = 2^{\alpha}(\text{APrecision}\times\text{ARecall})/(\text{APrecision}+\text{ARecall})$$

$$\text{APrecision} = ATP/(ATP+A FP) \quad \text{точность с учетом средних уровней сходства};$$

$$\text{ARecall} = ATP/(ATP+AFN) \quad \text{полнота с учетом средних уровней сходства};$$

$$ATP=STP/TP \quad \text{Среднее модулей сходства истинно-положительных решений; } AFN=SFN/FN \quad \text{Среднее модулей сходства истинно-отрицательных решений; }$$

$$A FP=SFP/FP \quad \text{Среднее модулей сходства ложно-положительных решений; } AFN=SFN/FN \quad \text{Среднее модулей сходства ложно-отрицательных решений.}$$

Строки с максимальными значениями F-меры, L1-меры и L2-меры выделены фоном цвета, соответствующего колонке.

Из графиков частотных распределений истинно-положительных, истинно-отрицательных, ложно-положительных и ложно-отрицательных решений видно, что чем выше модуль уровня сходства, тем больше доля истинных решений. Значит модуль уровня сходства является адекватной мерой степени истинности решения и уверенности системы в этом решении.

Луценко Е.В. Инвариантное относительно объемов данных нечеткое мультиклассовое обобщение F-меры достоверности моделей Ван Ризбергена в АСК-анализе и системе "Эйдос" / Е.В.Луценко // Политехнический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета [Научный журнал КубГАУ] [Электронный ресурс]. - Краснодар: КубГАУ, 2017. - №02[126]. С. 1 - 32. - IDA [article ID]: 1261702001. - Режим доступа:
<http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 уп.л.

Рисунок 13- Виды прогнозов и принцип определения достоверности моделей по авторскому варианту метрики, сходной с F-критерием

Также необходимо обратить внимание на то, что статистические модели, как правило, дают более низкую средневзвешенную достоверность идентификации и не идентификации, чем модели знаний, и практически никогда – более высокую. Этим и оправдано применение моделей знаний и 21 интеллектуальных технологий. На рисунке 14 приведены частные

распределения уровней сходства и различия для верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных ситуаций в наиболее достоверной модели INF3.

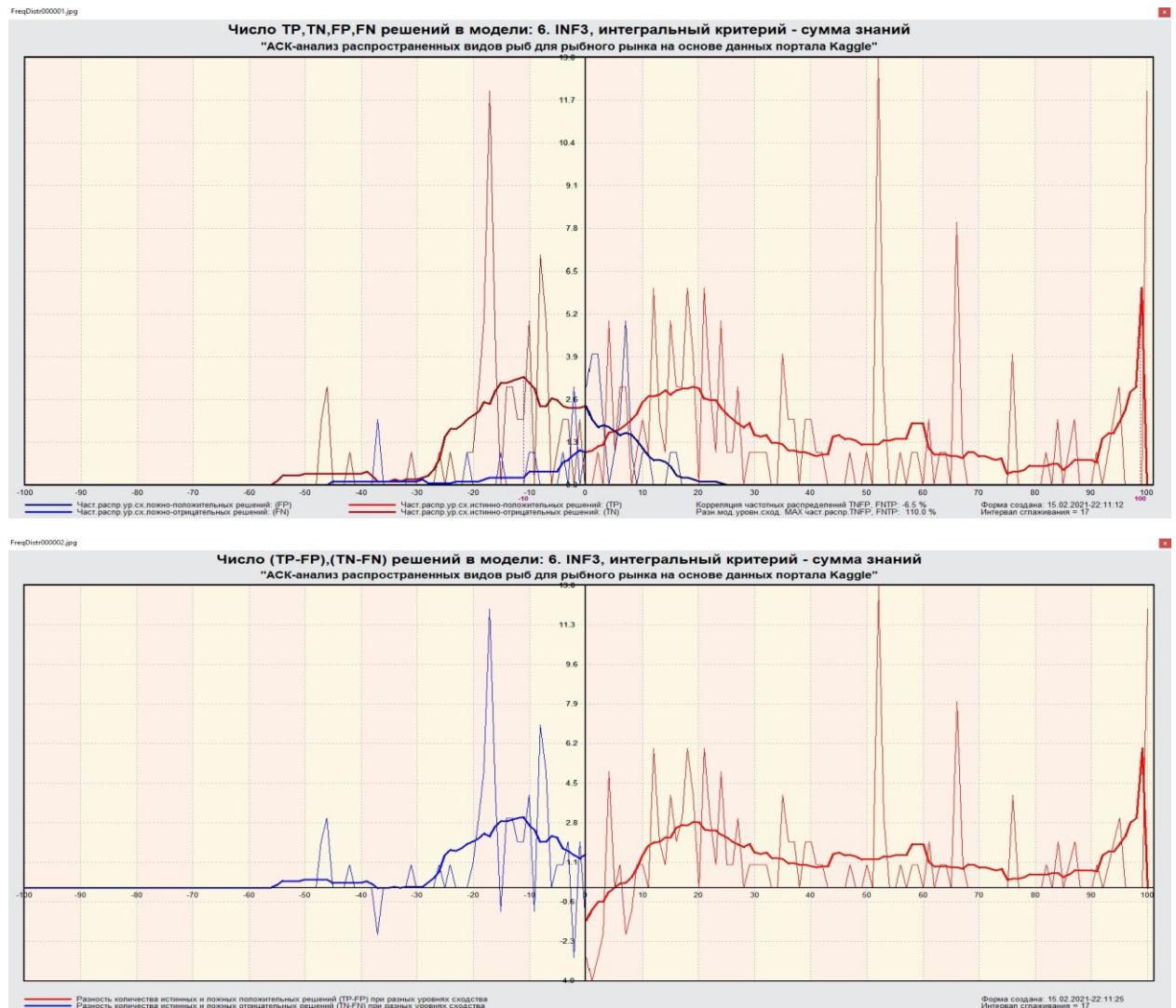


Рисунок 14 - Частотные распределения числа верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных состояний объекта моделирования в зависимости от уровня сходства в модели INF3

Из рисунка 14 видно, что:

- наиболее точная модель INF3 лучше определяет непринадлежность объекта к классу, чем принадлежность;

– модуль уровня сходства-различия в модели INF3 для верно идентифицированных и верно не идентифицированных объектов значительно выше, чем для ошибочно идентифицированных и ошибочно не идентифицированных. Это верно практически для всего диапазона уровней сходства-различия, кроме небольших по модулю значений в диапазоне от 0 до 20% уровня сходства. Для уровней сходства-различия более 25% ошибочно идентифицированные и не идентифицированными ситуации практически отсутствует.

2. РЕШЕНИЕ ЗАДАЧ В НАИБОЛЕЕ ДОСТОВЕРНОЙ МОДЕЛИ

2.1. Решение задачи идентификации

В соответствии с технологией АСК-анализа зададим текущей модель INF3 (режим 5.6) (рисунок 15) и проведем пакетное распознавание в режиме 4.2.1.

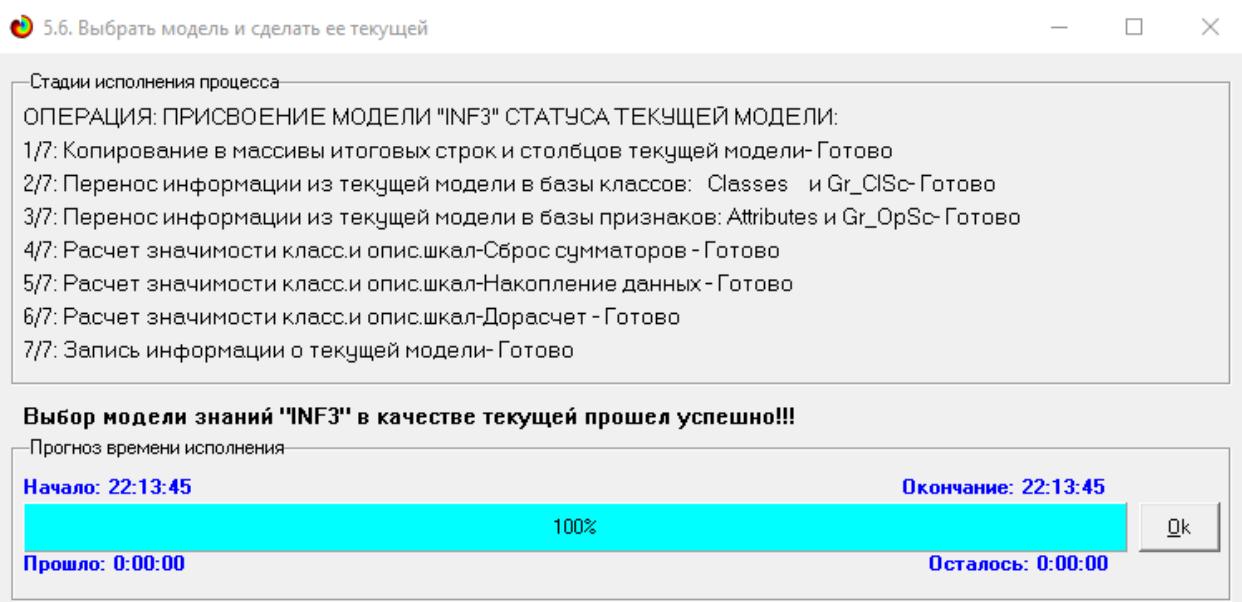
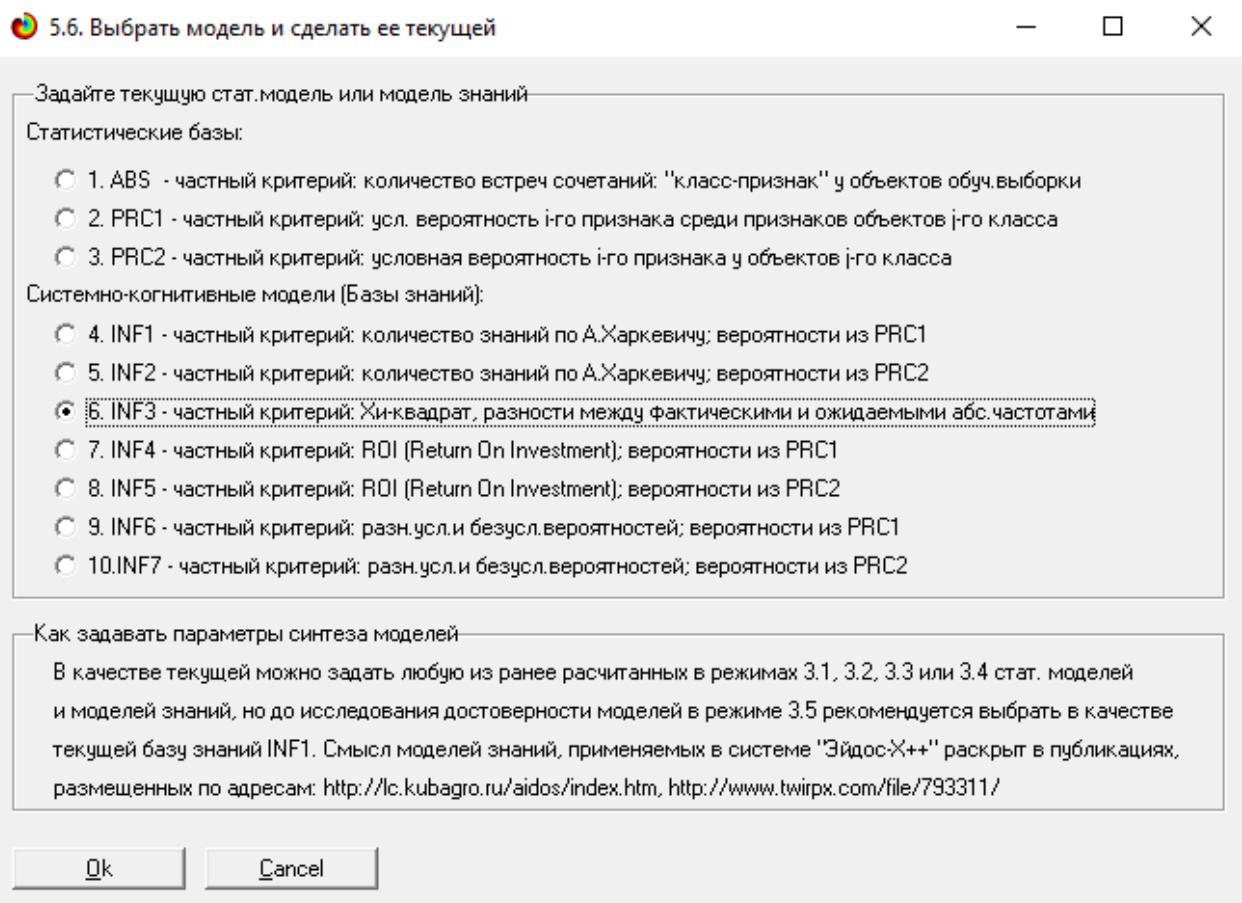


Рисунок 15 - Экранные формы режима задания модели в качестве текущей

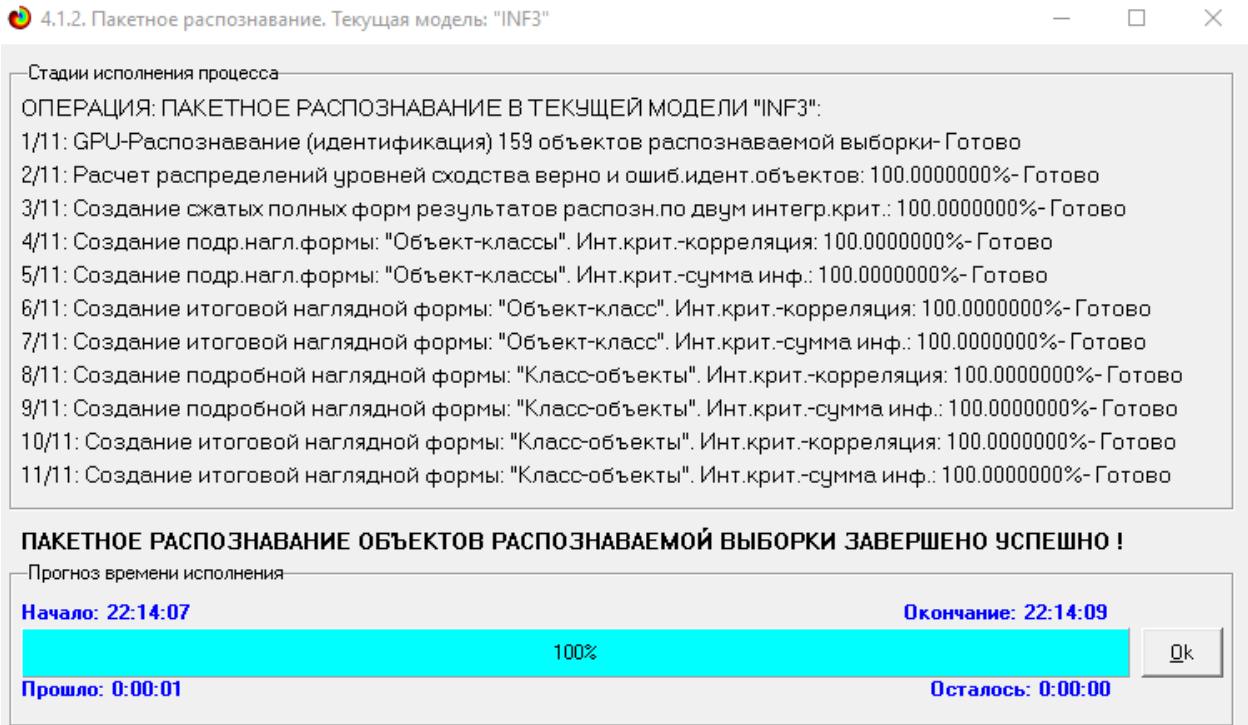


Рисунок 16 - Экранная форма режима пакетного распознавания в текущей модели

В результате пакетного распознавания в текущей модели создается ряд баз данных, которые визуализируются в выходных экранах 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 17 и 18 приведены примеры прогнозов высокой и низкой достоверности частоты объектов и классов в модели INF3 на основе наблюдения предыстории их развития:

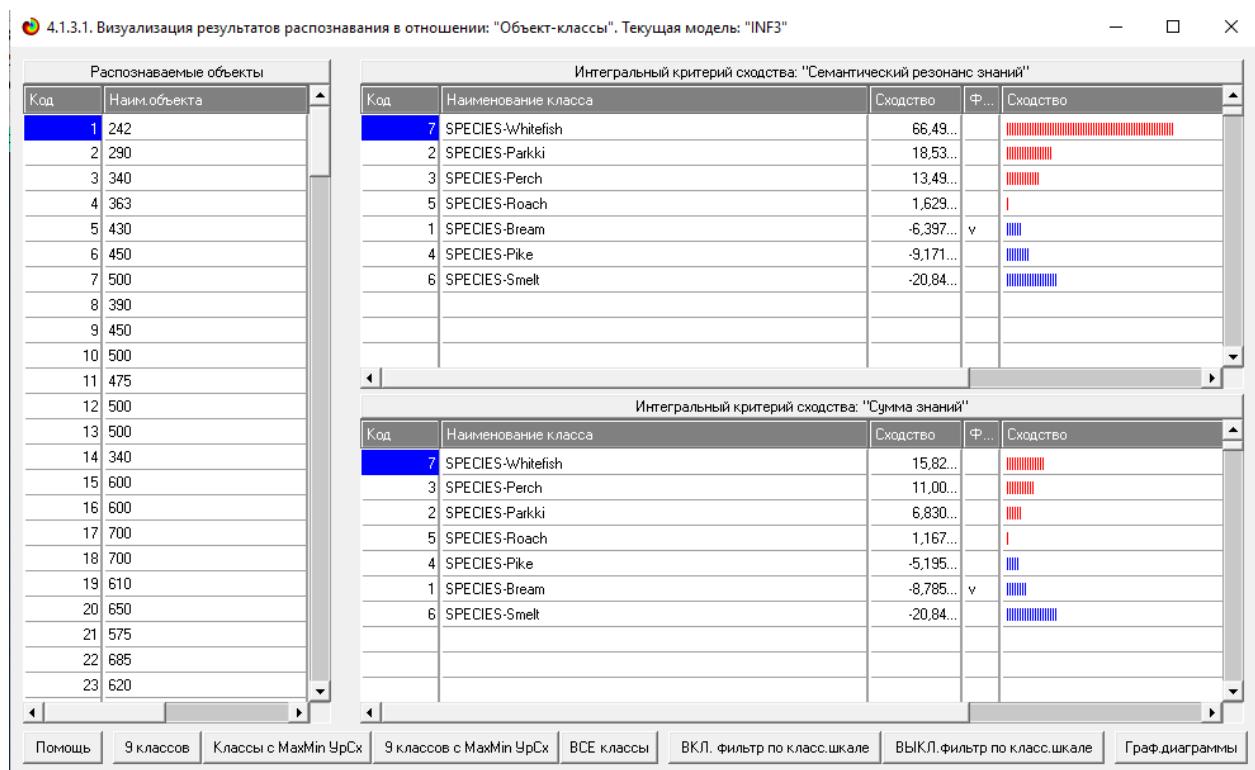


Рисунок 17. Пример идентификации объектов в модели INF3

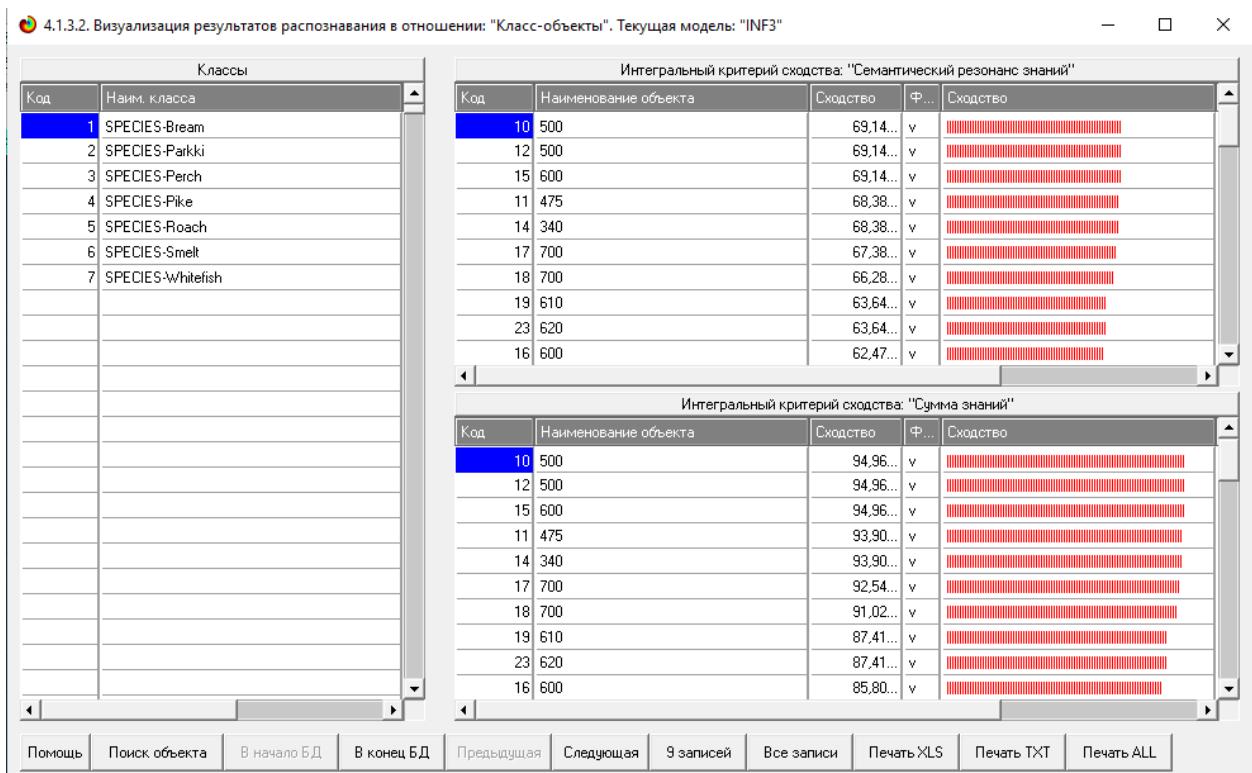


Рисунок 18. Пример идентификации классов в модели INF3

2.2. Кластерно-конструктивный анализ

Сходство-различие обобщенных образов различных результатов научной деятельности по характерным для них системам значений показателей. Результаты сравнения классов по системе характерных приведены на рисунке 19:

4.2.2.2. Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

Конспект класса:1 "SPECIES-Bream" в модели:6 "INF3"

Код	Наименование класса	№	Код класса	Наименование класса	Сходство
1	SPECIES-Bream	1	1	SPECIES-Bream	100.000
2	SPECIES-Parkki	2	7	SPECIES-Whitefish	36.881
3	SPECIES-Perch	3	4	SPECIES-Pike	23.765
4	SPECIES-Pike	4	6	SPECIES-Smelt	-27.027
5	SPECIES-Roach	5	3	SPECIES-Perch	-69.405
6	SPECIES-Smelt	6	2	SPECIES-Parkki	-69.550
7	SPECIES-Whitefish	7	5	SPECIES-Roach	-70.206

Помощь Abs Prc1 Prc2 Inf1 Inf2 Inf3 Inf4 Inf5 Inf6 Inf7 График ВКЛ.фильтр по кл.шкале ВыКЛ.фильтр по кл.шкале Параметры Показать все

Рисунок 19 - Результаты кластерно-конструктивного анализа классов

На рисунке 20 представлена семантическая сеть классов в модели «INF3».

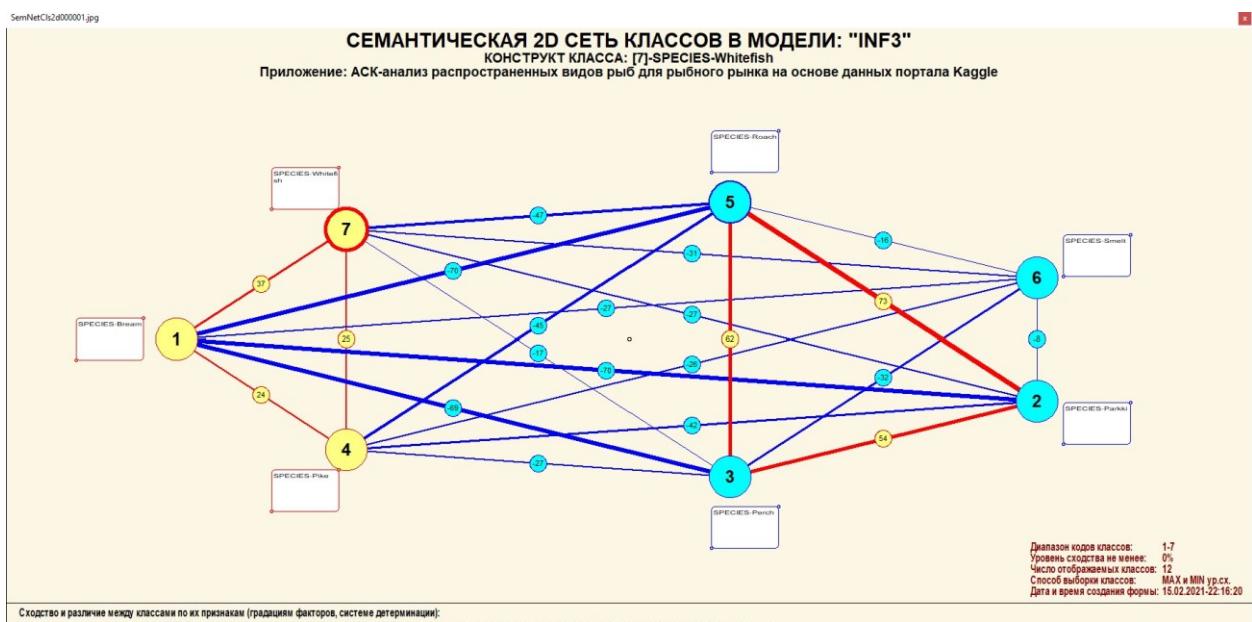


Рисунок 20 - Семантическая 2D сеть классов

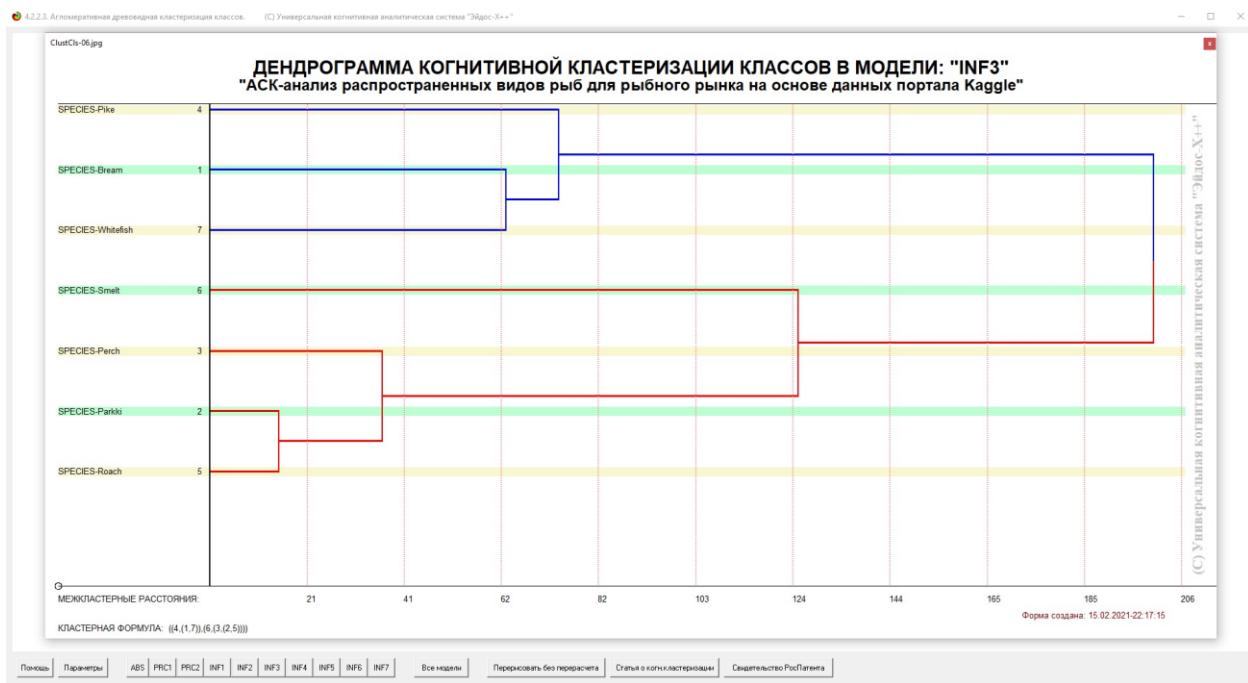


Рисунок 21 – Агломеративная дендрограмма классов

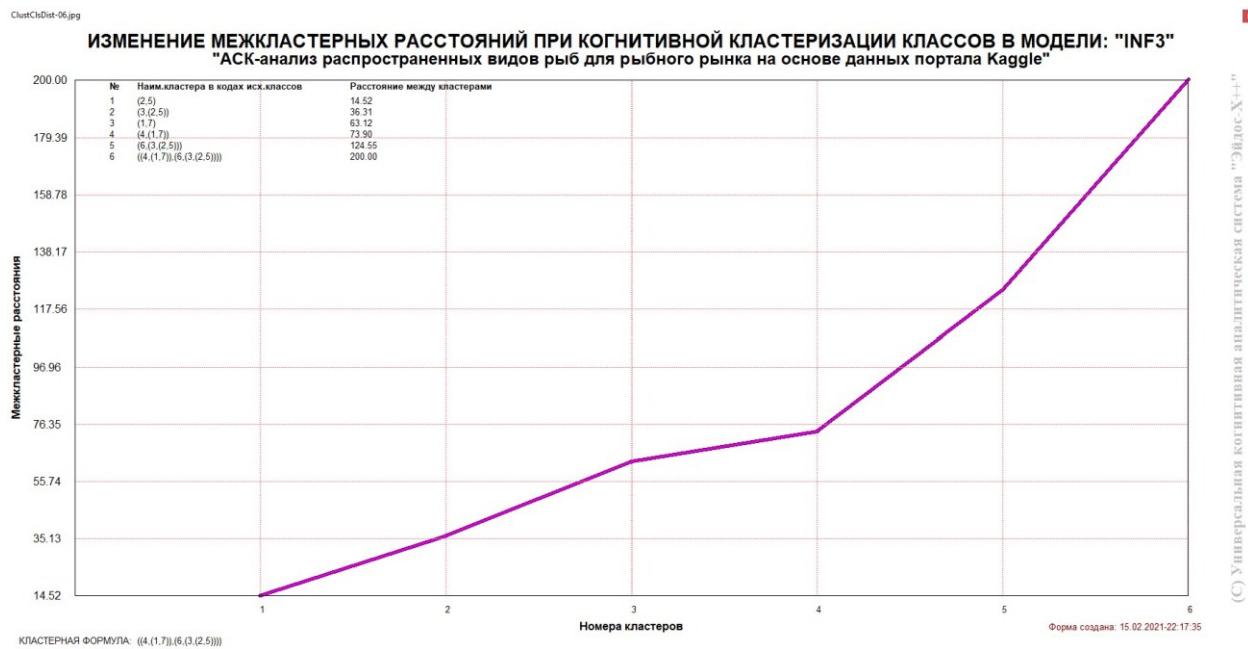


Рисунок 22 – График межкластерных расстояний классов

2.3. Нелокальные нейронные сети и нейтроны

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

Рассмотрим пару примеров, возвращаясь к нашим задачам.

На рисунке 23 изображено графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X

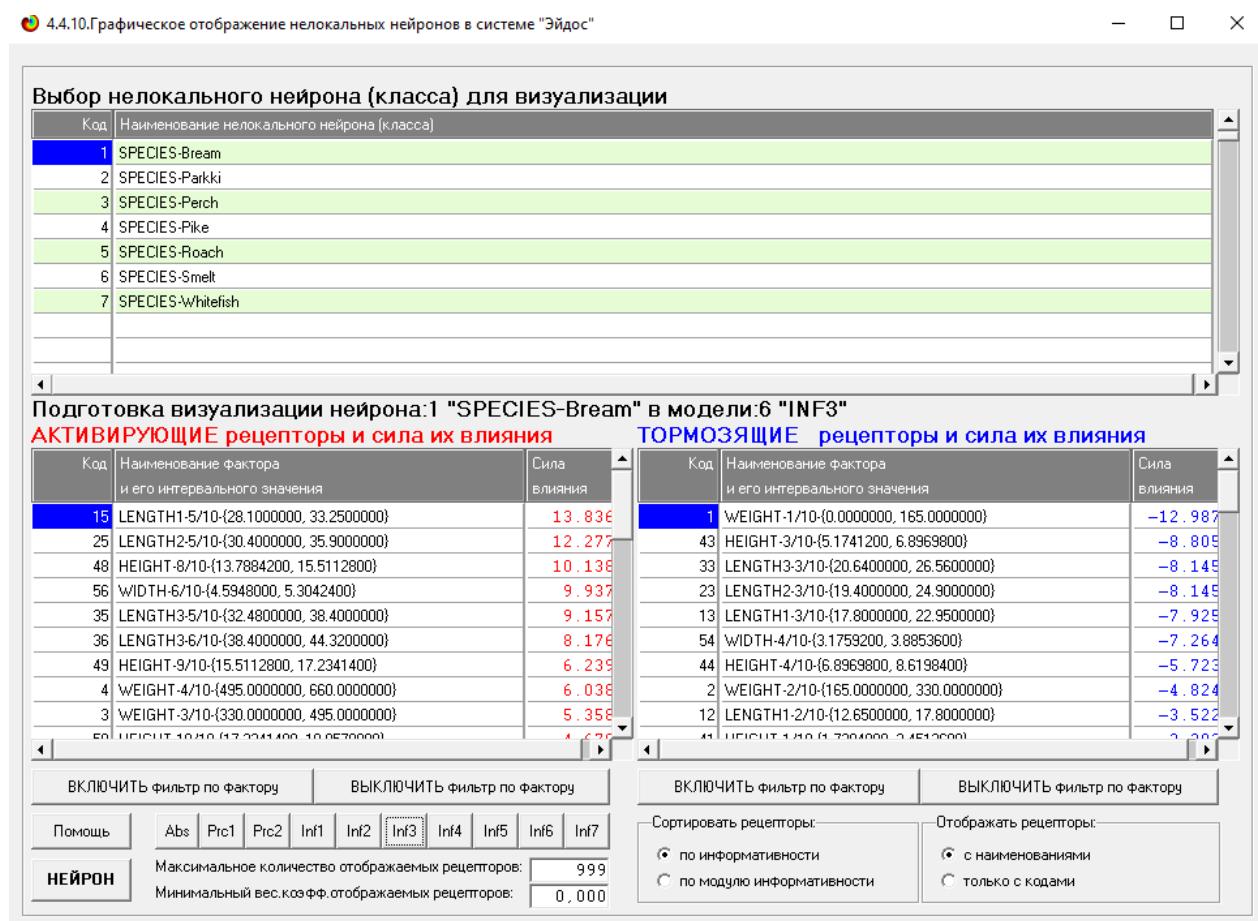


Рисунок 24 - Графическое отображение нелокальных нейронов в системе Aidos-X

Для каждого технологического фактора в соответствии с предложенной моделью определяется величина и направление его влияния на

осуществление всех желаемых и не желаемых хозяйственных ситуаций. Для каждой ситуации эта информация отображается в различных текстовых и графических формах, в частности в форме нелокального нейрона (рисунок 25). На данной диаграмме цвет линии означает знак связи (красный – положительная, синий – отрицательная), а толщина – ее модуль.

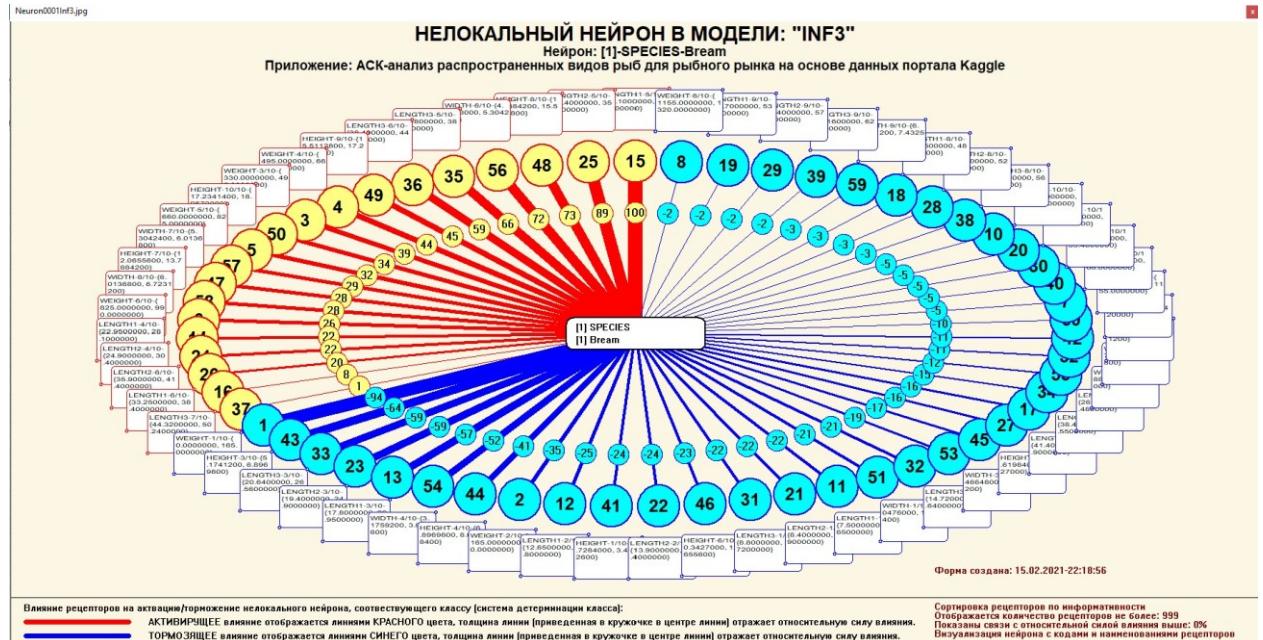


Рисунок 25 - Нелокальный нейрон в модели “INF3”

Дополнение модели нейрона связями факторов позволяет построить классическую когнитивную карту ситуации (будущего состояния АОУ). Детальная внутренняя структура любой связи отображается в форме инвертированной когнитивной диаграммы (рисунок 26). Необходимо отметить, что все указанные графические формы генерируются системой Aidos-X автоматически в соответствии с созданной моделью[9].

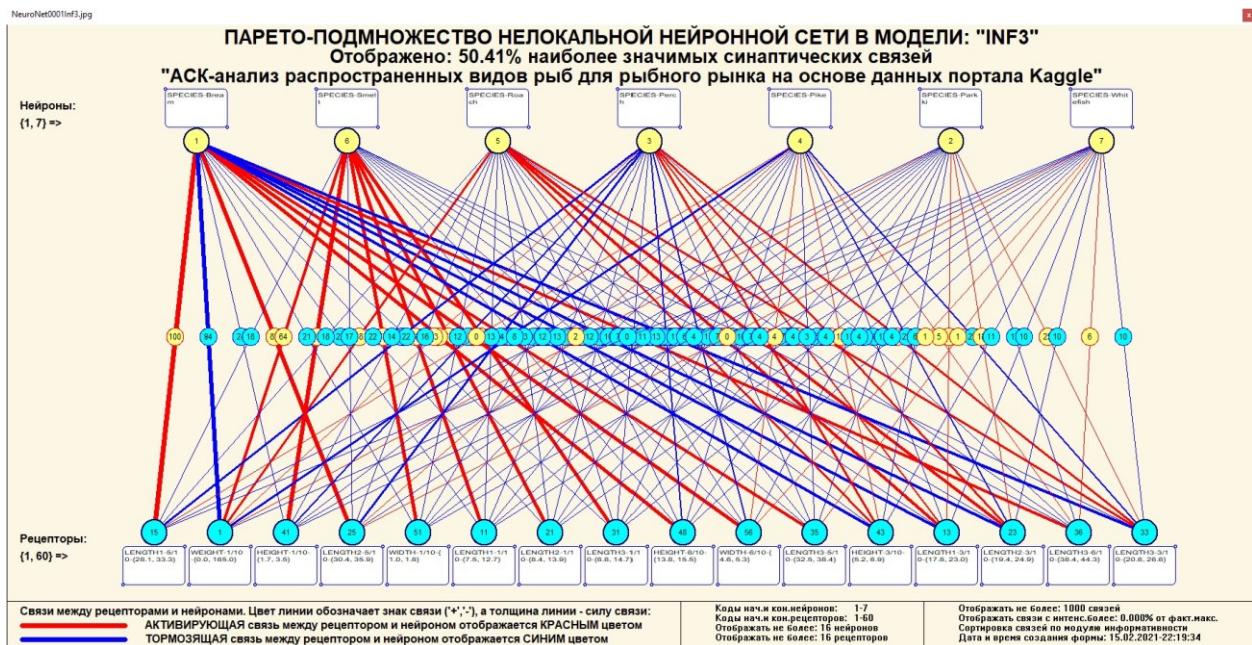


Рисунок 26 - Паретто – подмножество нелокальной нейронной сети

2.4. 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 не формализуемым 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.

Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система Aidos-X. Данная система всегда обеспечивала возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Результаты SWOT-анализа выводились в форме информационных портретов. 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 27).

На рисунке 28 приведен пример табличной выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos.

4.4.8. Количественный автоматизированный SWOT-анализ классов средствами ACK-анализа в системе "Эйдос"

Выбор класса, соответствующего будущему состоянию объекта управления			
Код	Наименование класса	Редукция клас...	N объектов (абс.)
1	SPECIES-Bream	5,2172313	210
2	SPECIES-Parkki	1,3996808	66
3	SPECIES-Perch	3,0986039	336
4	SPECIES-Pike	2,1521540	102
5	SPECIES-Roach	2,7222526	120
6	SPECIES-Smelt	3,7989426	84

SWOT-анализ класса:1 "SPECIES-Bream" в модели:6 "INF3"

Способствующие факторы и сила их влияния			Препятствующие факторы и сила их влияния		
Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния	Код	Наименование фактора и его интервального значения	Сила влияния
15	LENGTH1-5/10-{28.100000, 33.250000}	13.836	1	WEIGHT-1/10-{0.000000, 165.0000000}	-12.987
25	LENGTH2-5/10-{30.400000, 35.900000}	12.277	43	HEIGHT-3/10-{5.1741200, 6.8969800}	-8.805
49	HEIGHT-8/10-{13.7884200, 15.5112800}	10.138	33	LENGTH3-3/10-{20.6400000, 26.5600000}	-8.145
56	WIDTH-6/10-{4.5948000, 5.3042400}	9.937	23	LENGTH2-3/10-{19.4000000, 24.9000000}	-8.145
35	LENGTH3-5/10-{32.4800000, 38.4000000}	9.157	13	LENGTH1-3/10-{17.8000000, 22.9500000}	-7.925
36	LENGTH3-6/10-{38.4000000, 44.3200000}	8.176	54	WIDTH-4/10-{3.1759200, 3.8853600}	-7.264
49	HEIGHT-9/10-{15.5112800, 17.2341400}	6.239	44	HEIGHT-4/10-{6.8969800, 8.6198400}	-5.723
4	WEIGHT-4/10-{495.0000000, 660.0000000}	6.038	2	WEIGHT-2/10-{165.0000000, 330.0000000}	-4.824
3	WEIGHT-3/10-{330.0000000, 495.0000000}	5.358	12	LENGTH1-2/10-{12.6500000, 17.8000000}	-3.522
50	HEIGHT-10/10-{17.2341400, 18.9570000}	4.679	41	HEIGHT-1/10-{1.7284000, 3.4512600}	-3.302
5	WEIGHT-5/10-{660.0000000, 825.0000000}	4.478	22	LENGTH2-2/10-{13.9000000, 19.4000000}	-3.302
57	WIDTH-7/10-{5.3042400, 6.0136800}	4.019	46	HEIGHT-6/10-{10.3427000, 12.0655600}	-3.182
47	HEIGHT-7/10-{12.0655600, 13.7884200}	3.918	31	LENGTH3-1/10-{8.8000000, 14.7200000}	-3.082
58	WIDTH-8/10-{6.0136800, 6.7231200}	3.818	21	LENGTH2-1/10-{8.4000000, 13.9000000}	-3.082

ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору	ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору	ВКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору	ВЫКЛЮЧИТЬ фильтр по фактору
Помощь	Abs	Prc1	Prc2
	Inf1	Inf2	Inf3
	Inf4	Inf5	Inf6
	Inf7		
SWOT-диаграмма			

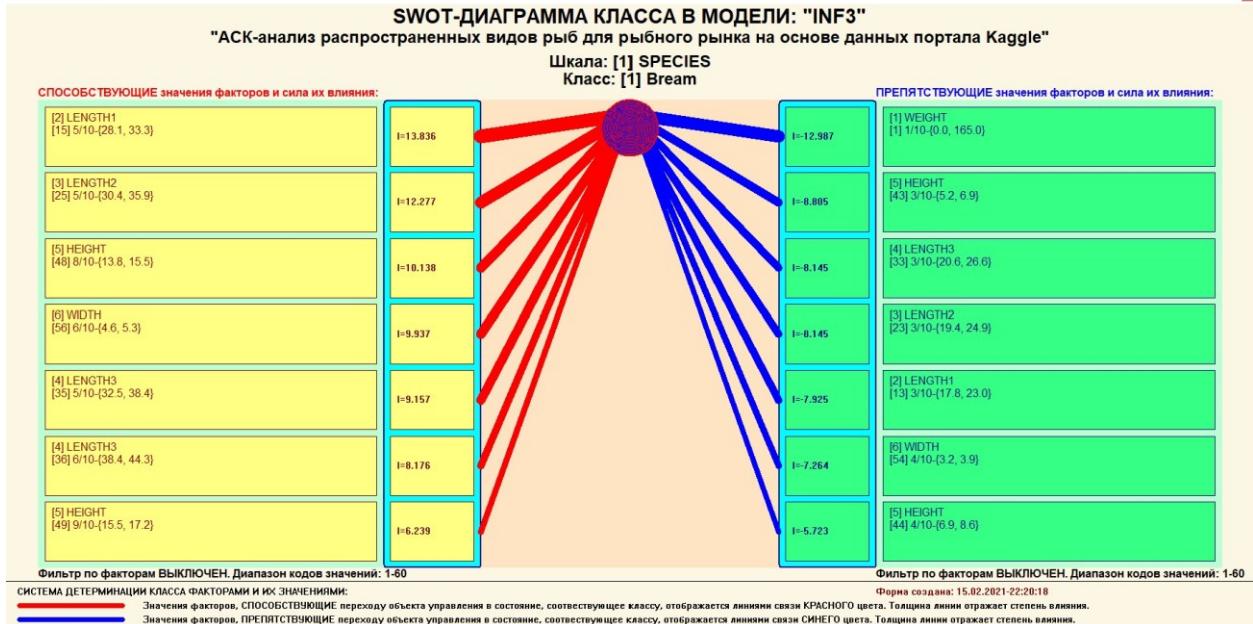


Рисунок 27 - Пример SWOT-матрицы в модели INF3

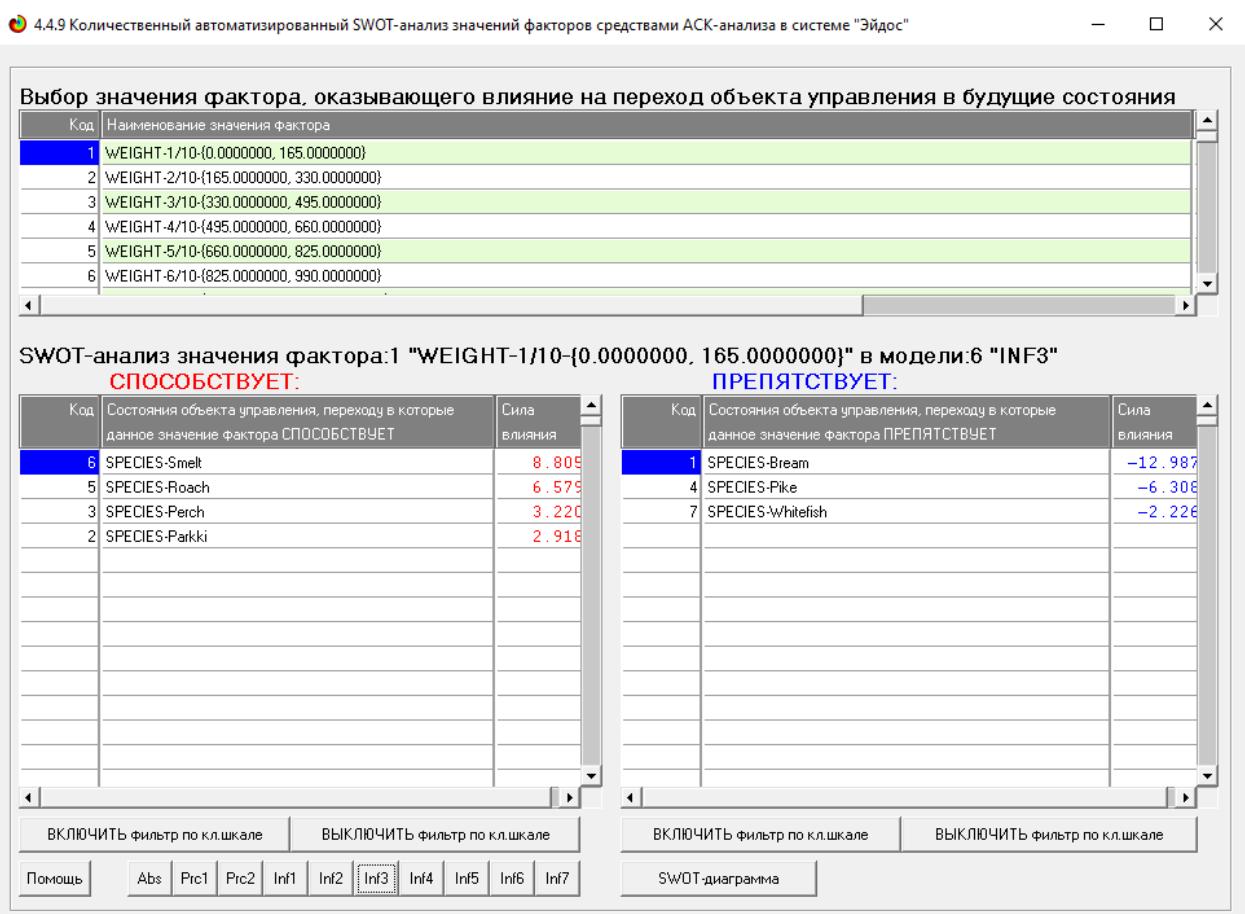


Рисунок 28 - Табличная выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos

На рисунке 29 приведен пример графической выходной формы количественного автоматизированного SWOT- и PEST- анализа средствами системы Aidos.

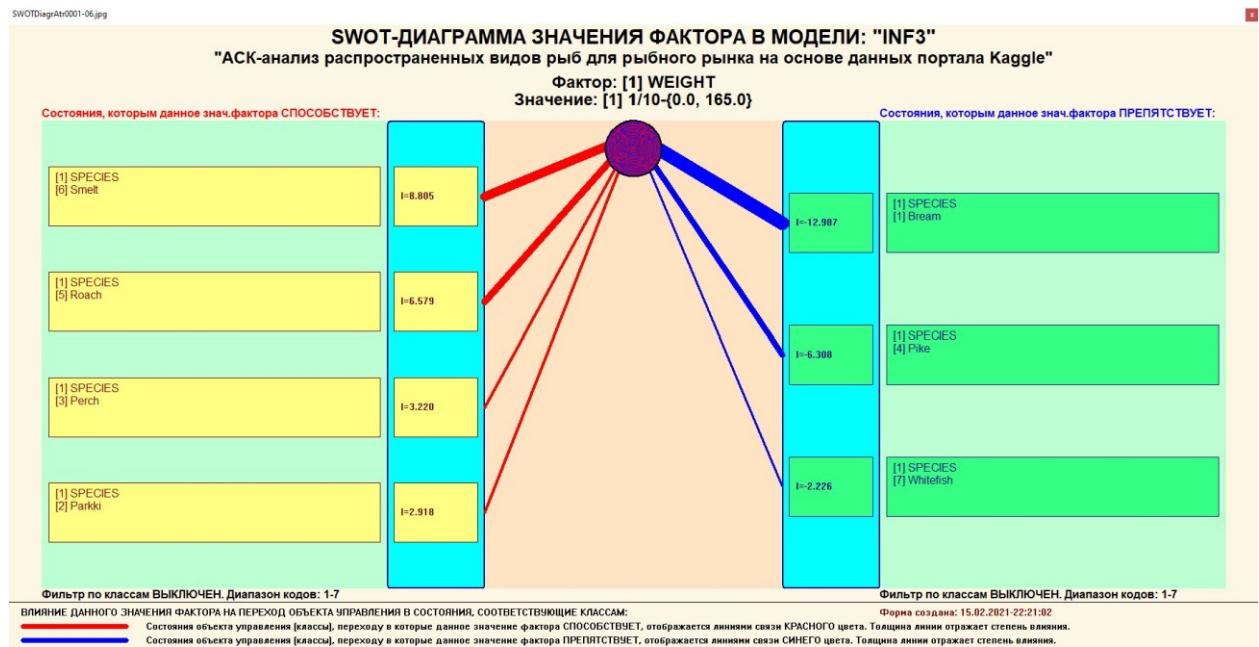


Рисунок 29 - Графическая выходная форма количественного автоматизированного SWOT- и PEST-анализа средствами системы Aidos

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 электронную базу Kaggle.

Сверхзадачей искусственного интеллекта является построение компьютерной интеллектуальной системы, которая обладала бы уровнем эффективности решений неформализованных задач, сравнимым с человеческим или превосходящим его.

Самую существенную часть систем искусственного интеллекта составляют экспертные системы. Экспертная система обычно определяется как программа ЭВМ, моделирующая действия эксперта человека при решении задач в узкой предметной области: составление базы знаний и накопления их.

В данной курсовой работе был показано построение модели зависимости свойств рыбы от популярности на рыбном рынке системой искусственного интеллекта "Aidos-X++". При этом наиболее достоверной в данном приложении оказалась модель INF3, основанная на семантической мере целесообразности информации А.Харкевича при интегральном критерии «Сумма знаний». Точность модели составляет 0,889, что заметно выше, чем достоверность экспертных оценок, которая считается равной около 49,4%.

ACK-анализ текстов позволяет:

- формировать обобщенные лингвистические образы классов (семантические ядра) на основе фрагментов или примеров относящихся к ним текстов на любом языке;

- количественно сравнивать лингвистический образ конкретного человека, или описание объекта, процесса с обобщенными лингвистическими образами групп (классов);
- сравнивать обобщенные лингвистические образы классов друг с другом и создавать их кластеры и конструкты;
- исследовать моделируемую предметную область путем исследования ее лингвистической системно-когнитивной модели;
- проводить интеллектуальную атрибуцию текстов, т.е. определять вероятное авторство анонимных и псевдонимных текстов, датировку, жанр и смысловую направленность содержания текстов;
- все это можно делать для любого естественного или искусственного языка или системы кодирования.

СПИСОК ИСПОЛЬЗУЕМЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.3.
2. 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: КубГАУ, 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.
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.
4. [Электронный ресурс]. Статья "Emergency – 911 Calls": <https://www.kaggle.com/mchirico/montcoalert>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.анг.
5. Сайт профессора Е.В.Луценко [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/>, свободный. - Загл. с экрана. Яз.рус.
6. Луценко Е.В. Количественная оценка степени манипулирования индексом Хирша и его модификация, устойчивая к манипулированию / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 202 – 234. – IDA [article ID]: 1211607005. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/05.pdf>, 2,062 у.п.л.. <http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-121-0057>.
7. 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.
8. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.
9. Луценко Е.В. Синтез семантических ядер научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификации статей по научным специальностям с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос» (на примере Научного журнала КубГАУ и его научных специальностей: механизации, агрономии и ветеринарии) / Е.В. Луценко, Н.В. Андрафанова, Н.В. Потапова // Политематический сетевой электронный научный

журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2019. – №01(145). С. 31 – 102. – IDA [article ID]: 1451901033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2019/01/pdf/33.pdf>, 4,5 у.п.л.

10. Луценко Е.В. Формирование семантического ядра ветеринарии путем Автоматизированного системно-когнитивного анализа паспортов научных специальностей ВАК РФ и автоматическая классификация текстов по направлениям науки / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2018. – №10(144). С. 44 – 102. – IDA [article ID]: 1441810033. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2018/10/pdf/33.pdf>, 3,688 у.п.л.

11. Луценко Е.В. Интеллектуальная привязка некорректных ссылок к литературным источникам в библиографических базах данных с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» (на примере Российского индекса научного цитирования – РИНЦ) / Е.В. Луценко, В.А. Глухов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №01(125). С. 1 – 65. – IDA [article ID]: 1251701001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/01/pdf/01.pdf>, 4,062 у.п.л.

12. Луценко Е.В. Применение АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" для решения в общем виде задачи идентификации литературных источников и авторов по стандартным, нестандартным и некорректным библиографическим описаниям / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №09(103). С. 498 – 544. – IDA [article ID]: 1031409032. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/09/pdf/32.pdf>, 2,938 у.п.л.

13. Луценко Е.В. АСК-анализ проблематики статей Научного журнала КубГАУ в динамике / Е.В. Луценко, В.И. Лойко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №06(100). С. 109 – 145. – IDA [article ID]: 1001406007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/06/pdf/07.pdf>, 2,312 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Атрибуция анонимных и псевдонимных текстов в системно-когнитивном анализе / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 44 – 64. – IDA [article ID]: 0050403003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/03.pdf>, 1,312 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Атрибуция текстов, как обобщенная задача идентификации и прогнозирования / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №02(002). С. 146 – 164. – IDA [article ID]: 0020302013. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/02/pdf/13.pdf>, 1,188 у.п.л.

16. Луценко Д.С., Луценко Е.В. Интеллектуальная датировка текста, определение авторства и жанра на примере русской литературы XIX и XX веков, 2020 // Статья в

открытом

архиве. 38 с.

DOI: [10.13140/RG.2.2.28824.01281](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.28824.01281), <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43796415>

17. Lutsenko D.S., Lutsenko E.V. Intellectual attribution of literary texts (finding the dates of the text, determining authorship and genre on the example of russian literature of the XIX and XX centuries), 2020 // Статья в открытом архиве. 9 p. –
DOI: [10.13140/RG.2.2.15349.81122](https://doi.org/10.13140/RG.2.2.15349.81122), <https://www.elibrary.ru/item.asp?id=43794562>