

УДК 004.8
06.01.00 Агронмия

АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ В АГРОНОМИИ

Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
Scopus Author ID: 57191193316
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>
Кубанский государственный аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

Агронмические системы с полным основанием могут рассматриваться как сложные нелинейные многопараметрические природно-технические системы. В этих системах происходят многочисленные и разнообразные физические, химические и биологические процессы. С одной стороны эти процессы, оказывают существенное влияние на результаты работы этих систем. С другой стороны, они крайне сложно поддаются описанию в виде содержательных аналитических моделей, основанных на уравнениях, например с применением математического аппарата теории автоматического управления. Вследствие этого, разработка содержательных аналитических моделей связана с большим количеством упрощающих допущений, снижающих достоверность этих моделей. Обычно рассматриваются линейные однофакторные модели агрономических систем, тогда как для практики необходимы нелинейные многопараметрические модели. Таким образом, на лицо проблема, которую предлагается решать с применением феноменологических содержательных системно-когнитивных моделей. Эти модели создаются в автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) с применением интеллектуальной системы «Эйдос» непосредственно на основе эмпирических данных и применяются для решения задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области. При этом эмпирические данные могут быть большой размерности, неполными (фрагментированными), зашумленными, представленными в различных типах измерительных шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения. Сопоставимость обработки разнородных данных обеспечивается тем, что они все преобразуются в единицы измерения количества информации. Приводится численный пример

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ АСК-АНАЛИЗ СИСТЕМА «ЭЙДОС»
Doi: 10.21515/1990-4665-136-011

UDC 004.8
Agronomy

AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS IN AGRONOMY

Lutsenko Eugeny Veniaminovich
Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor
Scopus Author ID: 57191193316
RSCI SPIN-code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com <http://lc.kubagro.ru>
Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia

Agronomy systems with good reason can be considered as complex multiparameter natural and technical systems. In these systems, there are numerous and diverse physical, chemical and biological processes. On the one hand, these processes have a significant impact on the performance of these systems. On the other hand, they are extremely difficult to be described in the form of meaningful analytical models based on equations. As a result, the development of meaningful analytical models is associated with a large number of simplifying assumptions that reduce the validity of these models. Usually we consider linear univariate models for agronomic systems, whereas practices are necessary for nonlinear multiparameter models. Thus, we face the problem proposed to be solved by the application of a phenomenological meaningful systemic cognitive models. These models are created using automated system-cognitive analysis (ASC-analysis) using the intellectual system called "Eidos" directly based on empirical data and used for the decision of tasks of forecasting, decision support and research of the modeled subject area. In this case, empirical data can be large, incomplete (fragmented), noisy, presented in different types of measuring scales (nominal, ordinal and numerical) and in different units of measurement. The comparability of the processing of heterogeneous data is ensured by the fact that they are all converted into units of measurement of the amount of information. A numerical example has been given

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" SYSTEM

СОДЕРЖАНИЕ

1. ВВЕДЕНИЕ (INTRODUCTION)	2
2. МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ (MATERIALS AND METHODS)	3
2.1. ИДЕЯ И КОНЦЕПЦИЯ РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ (ЗАДАЧА 1)	3
2.2. ОБОСНОВАНИЕ ВЫБОРА МЕТОДА И ИНСТРУМЕНТА РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ (ЗАДАЧА 2).....	4
2.2.1. Суть метода АСК-анализа.....	4
2.2.2. Суть математической модели АСК-анализа и частные критерии.....	6
2.2.3. Интегральные критерии и принятие управляющих решений.....	12
2.3. ПРИМЕНЕНИЕ СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» ДЛЯ СОЗДАНИЯ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО ПРИЛОЖЕНИЯ (ЗАДАЧА 3) ...	14
2.3.1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области	15
2.3.2. Формализация предметной области и описание исходных данных.....	16
2.3.3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей	25
2.3.4. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей.....	27
2.3.5. Повышение качества модели.....	30
2.3.6. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей.....	31
3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ (RESULTS AND DISCUSSION)	33
3.1. ДИАГНОСТИКА (КЛАССИФИКАЦИЯ, РАСПОЗНАВАНИЕ, ИДЕНТИФИКАЦИЯ) (ЗАДАЧА 3).....	33
3.2. ИССЛЕДОВАНИЕ ПРЕДМЕТНОЙ ОБЛАСТИ ПУТЕМ ИССЛЕДОВАНИЯ ЕЕ МОДЕЛИ (ЗАДАЧА 3)	35
3.2.1. Нелокальные нейроны и нейронные сети	35
3.2.2. Когнитивные диаграммы классов	36
3.2.3. Когнитивные диаграммы значений факторов.....	38
3.2.4. Когнитивные диаграммы содержательного сравнения классов	39
3.2.5. Когнитивные диаграммы содержательного сравнения значений факторов.....	41
3.2.6. Интегральные когнитивные карты.....	43
3.2.7. Когнитивные функции.....	44
3.3. ПОДДЕРЖКА ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ (ЗАДАЧА 3)	47
4. ВЫВОДЫ (CONCLUSIONS)	52
4.1. ЭФФЕКТИВНОСТЬ ПРЕДЛОЖЕННОГО РЕШЕНИЯ ПРОБЛЕМЫ (ЗАДАЧА 4)	52
4.2. ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	52
5. БЛАГОДАРНОСТИ (ACKNOWLEDGEMENTS)	54
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ (REFERENCES)	54

1. Введение (Introduction)

Агрономические системы с полным основанием могут рассматриваться как сложные нелинейные многопараметрические природно-технические системы [1]. В этих системах происходят многочисленные и разнообразные физические, химические и биологические процессы. С одной стороны эти процессы, оказывают существенное влияние на результаты работы этих систем. С другой стороны, они крайне сложно поддаются описанию в виде содержательных аналитических моделей, основанных на уравнениях, например с применением математического аппарата теории автоматического управления. Вследствие этого разработка содержательных аналитических моделей связана с большим количеством упрощающих допущений, снижающих достоверность этих моделей. Обычно рассматриваются линейные однофакторные модели агрономических систем, тогда как для практики необходимы нелинейные многопараметрические модели.

Таким образом на лицо **проблема**, которую предлагается решать с применением феноменологических содержательных системно-когнитивных моделей.

Эти модели создаются в автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) с применением интеллектуальной системы «Эйдос» непосредственно на основе эмпирических данных и применяются для решения задач прогнозирования, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области.

При этом эмпирические данные могут быть большой размерности, неполными (фрагментированными), зашумленными, представленными в различных типах измерительных шкал (номинальных, порядковых и числовых) и в различных единицах измерения. Сопоставимость обработки разнородных данных обеспечивается тем, что они все преобразуются в единицы измерения количества информации.

Поэтому **целью** работы является разработка метода системно-когнитивного моделирования агрономических систем.

Для достижения поставленной цели необходимо решить ряд **задач**, являющихся этапами достижения цели и получаются путем ее декомпозиции:

Задача 1: сформулировать идею и концепцию решения проблемы;

Задача 2: обосновать выбор метода и инструмента решения проблемы;

Задача 3: применить выбранный метод и инструмент для решения поставленной проблемы, для чего выполнить следующие этапы:

3.1. Когнитивная структуризация предметной области.

3.2. Формализация предметной области.

3.3. Синтез и верификация модели.

3.4. Повышение качества модели и выбор наиболее достоверной модели.

3.5. Решение в наиболее достоверной модели задач диагностики (классификации, распознавания, идентификации), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Задача 4: описать эффективность предложенного решения проблемы.

Ниже кратко рассмотрим подходы к решению из этих задач.

2. Материалы и методы (Materials and methods)

2.1. Идея и концепция решения проблемы (задача 1)

Идея решения проблемы состоит в применении для этой цели современных IT-технологий, особенно интеллектуальных технологий.

Концепция решения проблемы конкретизирует сформулированную выше идею и заключается в применении технологий

искусственного интеллекта для создания приложений, обеспечивающих системно-когнитивное моделирование агрономических систем.

Суть предлагаемой концепции состоит в применении теории информации для того, чтобы рассчитать какое количество информации содержится в тех или иных значениях природных, технологических и конструктивных факторов о том, что моделируемая система перейдет в то или иное будущее состояние, соответствующее определенному классу [2].

При этом будущие состояния объекта моделирования могут характеризоваться как его объективно-наблюдаемыми физическими, химическими, биологическими свойствами, так и натуральными и финансово-экономическими параметрами эффективности, типа количества и качества продукции, прибыль и рентабельность.

Считается, что объект моделирования перейдет в то будущее состояние, о переходе в которое в действующей на него системе значений факторов содержится наибольшее количество информации.

Классы можно сравнивать друг с другом по тому, какое количество информации о принадлежности к ним содержат значения факторов.

2.2. Обоснование выбора метода и инструмента решения проблемы (задача 2)

Автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) разработан проф. Е.В. Луценко в 2002 году [3] для решения широкого класса задач идентификации, прогнозирования, классификации, диагностики, поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели. АСК-анализ имеет программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос» (система «Эйдос») [4]. Система «Эйдос» разработана автором проф.Е.В.Луценко в универсальной постановке не зависящей от предметной области и находится в полном открытом бесплатном доступе на сайте автора по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm, причем с открытыми актуальными исходными текстами: http://lc.kubagro.ru/_AIDOS-X.txt. Система имеет 30 встроенных локальных учебных приложений и около 100 облачных Эйдос-приложений учебного и научного характера [5, 21, 22]¹.

2.2.1 Суть метода АСК-анализа

Суть метода АСК-анализа состоит в последовательном повышении степени формализации модели и преобразовании данных в информацию, а ее в знания и решения на основе этих знаний задач идентификации (распознавания, классификации и прогнозирования), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области (рис. 1, 2):

¹ http://lc.kubagro.ru/aidos/Presentation_Aidos-online.pdf



Рисунок 1. О соотношении содержания понятий: «данные», «информация» и «знания» в АСК-анализе

Последовательность обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос-Х++»

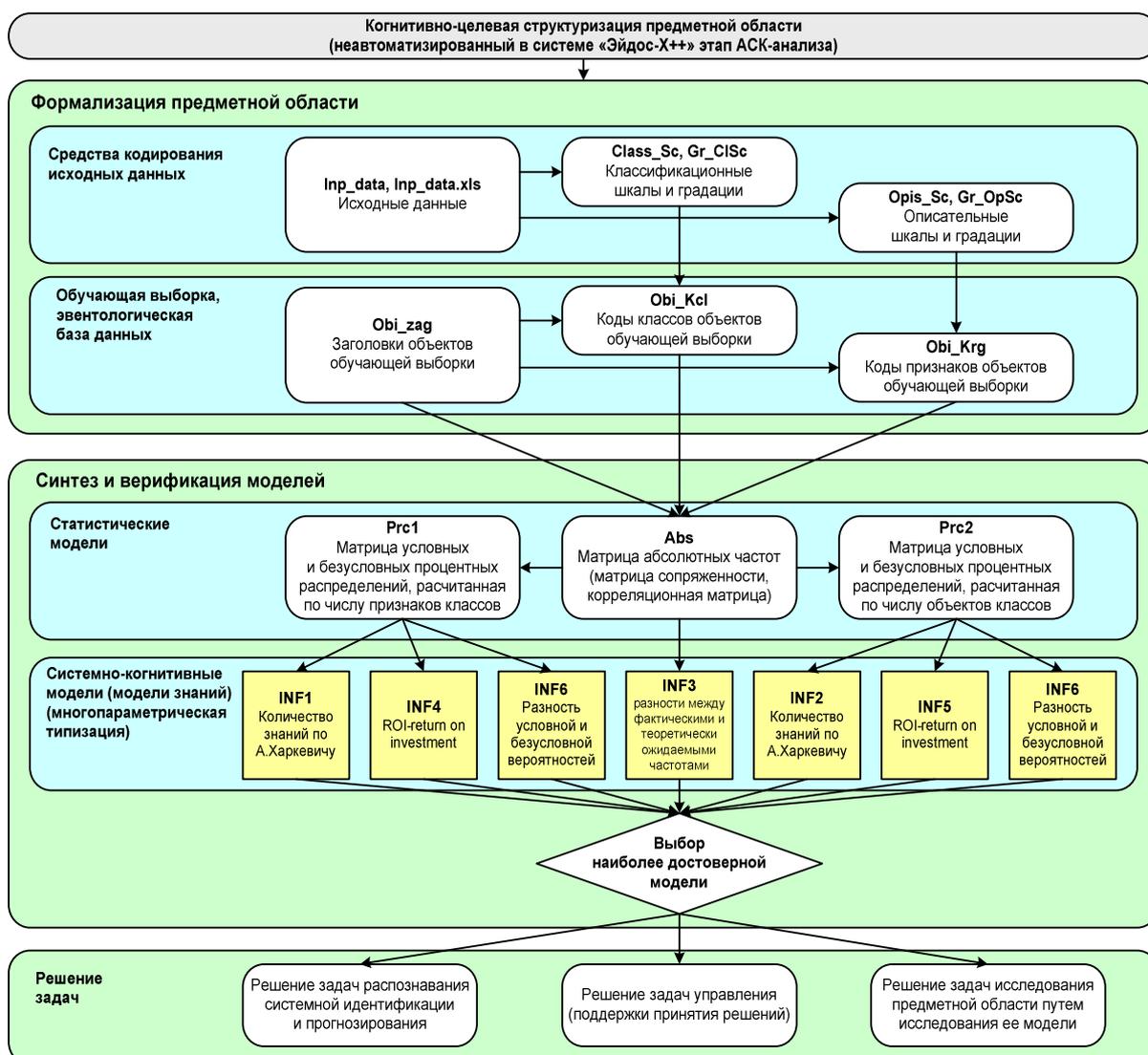


Рисунок 2. Последовательность преобразования данных в информацию, а ее в знания в системе «Эйдос»

Однако для решения поставленной в работе проблемы мы не можем использовать хорошо разработанный математический аппарат непрерывных функций и конформных отображений.

Причины этого просты и очевидны.

Этот аппарат разработан для *метрических ортонормированных пространств*, т.е. таких пространств, оси координат которых являются числовыми шкалами и взаимно перпендикулярны друг другу, причем *размерность* этих пространств должна быть одинаковой.

Если говорить о пространстве факторов и пространстве состояний объекта моделирования, то это означает, что все они должны измеряться в некоторых количественных единицах измерения и должны быть независимы друг от друга, т.е. объект моделирования должен быть линейным [1] а количество описательных классификационных шкал должно быть одинаковым.

В нашем же случае пространство факторов и пространство состояний объекта моделирования в общем случае являются неметрическими неортонормированными пространствами, т.е. могут иметь оси, являющиеся не только числовыми шкалами, но и порядковыми, и даже номинальными [2], и эти оси могут быть не взаимно-перпендикулярными друг к другу [2], а количество этих осей в пространстве факторов и пространстве состояний может быть разным.

Математическое моделирование отображений неметрических неортонормированных пространств разной размерности друг на друга является математической проблемой. В теории линейных и конформных преобразований предполагается, что все оси пространств являются числовыми и взаимно-перпендикулярными, а пространства имеют одинаковую размерность.

В нашем же случае:

- факторы могут измеряться в разных типах описательных шкал и единицах измерения;
- будущие состояния объекта моделирования также могут измеряться в разных типах классификационных шкал и в разных единицах измерения;
- количество описательных и классификационных шкал может быть не равным друг другу;
- описательные шкалы могут быть взаимозависимы, и классификационные шкалы также могут быть взаимозависимы.

Поэтому в данной работе предлагается *математическое преобразование, которое мы назовем обобщенным конформным отображением.*

Для этого необходимо преобразовать номинальные и порядковые шкалы в один тип шкал: числовой, и всех шкал в одну единицу измерения. Это преобразование измерительных шкал называется «метризация» [2].

В качестве этой единицы измерения нами выбрана единица измерения количества информации [1-6]. Иначе говоря в математической модели АСК-анализа мы рассчитываем, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о том, что объект моделирования перейдет в те или иные будущие состояния [2]. Причем делается это непосредственно на основе эмпирических данных, которые могут быть большой размерности, фрагментированы, зашумлены и взаимозависимы.

Непосредственно на основе эмпирических данных рассчитывается матрица абсолютных частот (таблица 1).

Таблица 1 – Матрица абсолютных частот

		Классы					Сумма
		<i>1</i>	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
Значения факторов	<i>1</i>	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
	...						
	<i>i</i>	N_{i1}		N_{ij}		N_{iW}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...						
	<i>M</i>	N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}	
Суммарное количество Признаков по классу				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^M N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^M N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу				$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{j=1}^W N_{\Sigma j}$

На ее основе рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений:

1-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу;

2-й способ: в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу.

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений

		Классы					Безусловная вероятность признака
		1	...	j	...	w	
Значения факторов	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1w}	
	...						
	i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iw}	$P_{i\Sigma} = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
	...						
	M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{Mw}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Затем на основе таблицы 2 с использованием частных критериев, приведенных таблице 3 рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 4).

Таблица 3 – Различные аналитические формы частных критериев знаний

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS , матрица абсолютных частот	---	N_{ij}
PRC1 , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
PRC2 , матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество объектов обучающей выборки по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
INF1 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j-му классу. Вероятность того, что если у объекта j-го класса обнаружен	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$

признак, то это i -й признак		
INF2 , частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу. Вероятность того, что если предъявлен объект j -го класса, то у него будет обнаружен i -й признак.	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij}N}{N_i N_j}$
INF3 , частный критерий: Хи-квадрат : разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$
INF5 , частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}N}{N_i N_j} - 1$
INF6 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
INF7 , частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

Обозначения к таблице 3:

i – значение прошлого параметра;

j – значение будущего параметра;

N_{ij} – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра;

M – суммарное число значений всех прошлых параметров;

W – суммарное число значений всех будущих параметров.

N_i – количество встреч i -м значения прошлого параметра по всей выборке;

N_j – количество встреч j -го значения будущего параметра по всей выборке;

N – количество встреч j -го значения будущего параметра при i -м значении прошлого параметра по всей выборке.

I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i -го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j -му значению будущего параметра;

Ψ – нормировочный коэффициент [1], преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

P_i – безусловная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра в обучающей выборке;

P_{ij} – условная относительная частота встречи i -го значения прошлого параметра при j -м значении будущего параметра .

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели

		Классы				Значимость фактора	
		I	...	j	...		W
Значения факторов	1	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{1\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
	...						
	i	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	...						
	M	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса		$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в факте наличия или определенной степени выраженности того или иного личностного свойства о том, что обладающий им кандидат будет проявлять определенную степень успешности профессиональной деятельности, работая на той или иной должности. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о респондентах, полученную с помощью различных тестов и других различных источников [2].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 4 (отличаются частыми критериями), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели [1-6].

Для решения этих задач в АСК-анализе и системе «Эйдос» в настоящее время используется два интегральных критерия, кратко описанные ниже.

2.2.3. Интегральные критерии и принятие управляющих решений

Задача принятия управляющих решений представляет собой обратную задачу прогнозирования. Если при прогнозировании на основе значений факторов, воздействующих на объект управления, определяется в какое состояние он под их воздействием перейдет, но при принятии решений наоборот, по желательному (целевому) состоянию объекта управления определяется система значений факторов, обуславливающих переход объекта в это целевое состояние.

Не все модели обеспечивают решение обратной задачи прогнозирования. Для этого они должны обеспечивать многопараметрическую типизацию, т.е. создавать обобщенные образы в будущих состояний объекта управления. Как влияет на поведение объекта управления одно значение фактора отражено в системно-когнитивных моделях. Как влияние система факторов определяется с помощью интегральных критериев. В настоящее время в системе «Эйдос» используется два аддитивных интегральных критерия:

- сумма знаний;
- резонанс знаний.

1-й интегральный критерий «Сумма знаний» представляет собой суммарное количество знаний, содержащееся в системе значений факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний:

$$I_j = (I_{ij}^P, L_i^P).$$

В выражении круглыми скобками обозначено скалярное произведение. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i,$$

где: М – количество градаций описательных шкал (признаков);

$I_{ij}^P = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j–го класса;

$L_i^P = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$L_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n, т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

2-й интегральный критерий «Семантический резонанс знаний» представляет собой *нормированное* суммарное количество знаний, содержащееся в системе факторов различной природы, характеризующих сам объект управления, управляющие факторы и окружающую среду, о переходе объекта в будущие целевые или нежелательные состояния.

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний и имеет вид:

$$I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j) (L_i - \bar{L}),$$

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);

\bar{I}_j – средняя информативность по вектору класса;

\bar{L} – среднее по вектору объекта;

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

$\overset{P}{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j-го класса;

$\overset{P}{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$L_i = \begin{cases} 1, & \text{если } i - \text{й фактор действует;} \\ n, & \text{где } n > 0, \text{ если } i - \text{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, & \text{если } i - \text{й фактор не действует.} \end{cases}$$

В текущей версии системы «Эйдос-Х++» значения координат вектора состояния распознаваемого объекта принимались равными либо 0, если признака нет, или n, если он присутствует у объекта с интенсивностью n,

т.е. представлен n раз (например, буква «о» в слове «молоко» представлена 3 раза, а буква «м» – один раз).

Свое наименование интегральный критерий сходства «Семантический резонанс знаний» получил потому, что по своей математической форме является корреляцией двух векторов: состояния j -го класса и состояния распознаваемого объекта.

Система «Эйдос» обеспечивает построение информационно-измерительных систем в различных предметных областях. В системе «Эйдос» реализовано большое количество программных интерфейсов, обеспечивающий автоматизированный ввод в систему данных различных типов: текстовых, табличных и графических.

Путем многопараметрической типизации в системе создается системно-когнитивная модель, с применением которой, если модель окажется достаточно достоверной, могут решаться задачи системной идентификации, прогнозирования, классификации, поддержки принятия решений и исследования моделируемого объекта путем исследования его системно-когнитивной модели.

Всем этим и обусловлен выбор АСК-анализа и его программного инструментария интеллектуальной системы «Эйдос» [4] в качестве инструментария решения поставленной проблемы.

2.3. Применение системы «Эйдос» для создания интеллектуального приложения (задача 3)

Для этого в качестве *примера* для создания интеллектуального приложения в области агрономии рассмотрим фирму, занимающуюся производством и переработкой сельскохозяйственной различной продукции, находящуюся в Краснодарском крае. Из всех видов продукции, производимых фирмой, для исследования мы выбрали *озимую пшеницу*. Необходимо отметить, что как выбор для исследования фирмы определенного направления деятельности, так и выбор конкретного вида продукции фирмы, является непринципиальным с точки зрения разрабатываемой методики, т.е. *все разрабатываемые интеллектуальные технологии применимы и для фирм с другими направлениями и объемами деятельности и другими видами продукции и услуг*.

Решение задачи 3 предполагает выполнение следующих этапов, стандартных для АСК-анализа:

- когнитивная структуризация предметной области;
- формализация предметной области;
- синтез и верификация модели;
- повышение качества модели и выбор наиболее достоверной модели

– решение в наиболее достоверной модели задач диагностики (классификации, распознавания, идентификации), поддержки принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Все эти этапы АСК-анализа, за исключением 1-го, автоматизированы в системе «Эйдос». Рассмотрим их в порядке исполнения в новой версии системы «Эйдос», основываясь на работе [7].

2.3.1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области

На этом этапе мы должны решить, что будем рассматривать как факторы, а что как результаты их действия. Это единственный неформализованный и не реализованный программно в системе «Эйдос» этап АСК-анализа.

На этом этапе было решено рассматривать:

в качестве следствий, т.е. классов – основные результирующие хозяйственные и экономические показатели деятельности фирмы:

Урожайность (ц/га).

Качество.

Прибыль (тыс.руб./га).

Прибыль (тыс.руб./поле).

Удельная прибыль (тыс.у.е./поле).

Удельная прибыль (у.е./га).

в качестве причин (факторов): – различные агротехнологические факторы:

Площадь поля (га) .

Сорт озимой пшеницы.

Предшественник 1 год назад.

Предшественник 2 года назад.

Предшественник 3 года назад.

Предшественник 4 года назад.

Предшественник 5 лет назад.

Предшественник 6 лет назад.

Предшественник 7 лет назад.

Предшественник 8 лет назад.

Предшественник 9 лет назад.

Предшественник 10 лет назад.

Обработка почвы (способ и глубина (см))

Посев (способ и норма высева (кг/га))

Основные внесенные удобрения (кг/га д.в.)

Борьба с вредителями (препарат и доза)

Борьба с сорняками (препарат и доза)

Подкормка при севе

1-я подкормка

2-я подкормка

3-я подкормка

Микро и макро элементы (снижение стресса)

Борьба с болезнями (препарат и доза).

Идентификатор	Наименование приложения	Автор приложения	Страна	Регион	Год	Фирма	Гиперссылка Email
1	Лаб.раб. № 3.01: Идентификация слов по алфавиту и числу букв	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
2	Лаб.раб. № 3.02: Алгоритм анализа и локализации текста	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
3	Лаб.раб. № 3.03: Идентификация признаков по их признакам	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
4	Лаб.раб. № 3.04: Оценка законности с помощью по их характеристикам	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
5	Лаб.раб. № 3.05: Оценка качества по параметрам качества, веса и...	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
6	Лаб.раб. № 3.06: Прогнозирование и прогнозы развития в будущем	Луцкево Е.В., Коржаков В.Е.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
7	Лаб.раб. № 3.07: Прогнозы развития по мультипараметрической системе	Луцкево Е.В., Коржаков В.Е.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
8	Лаб.раб. № 3.08: Управление инновационной и облачной реализацией	Луцкево Е.В., Коржаков В.Е.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
9	Лаб.раб. № 3.09: Автоматизированный ЭМТ-анализ и распознавание	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
10	Лаб.раб. № 3.10: Прогноз рисков ДПП и стратегия выхода из системы	Луцкево Е.В., Подставка В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
11	ВНОФР ... Тактика и идентификация распознающих по астрономическим дан...	Грушев А.П., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
12	Курова... АСК-анализ законности системы организации АИТ по их характеристикам	Луцкево Е.В., Маркисова В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
13	Курова... АСК-анализ эффективности работы производственных аграрного учета	Луцкево Е.В., Костромин Д.С.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
14	Курова... АСК-анализ качества и интеллектуальной системы «Эйдос» для	Луцкево Е.В., Грушев А.А.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
15	Курова... Интерактивный сервис ядра для анализа признаков с применением	Луцкево Е.В., Курченко И.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
16	ВНОФР ... Реализация диагностических ветеринарных и медицинских тестов	Луцкево Е.В., Коржаков В.Е.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
17	ВНОФР ... Исследование интеллекта и цифровая раса методов теории информ...	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
18	ВНОФР ... Прогнозирование продуктивности видов пашенных, перелесных	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
19	ВНОФР ... Применение АСК-анализа в интеллектуальной системе «Эйдос» для	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
20	Лаб.раб. № 3.11: АСК-анализ планет Солнечной системы (графика характеристика)	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
21	Лаб.раб. № 3.12: АСК-анализ планет Солнечной системы (подобная характеристика)	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
22	Лаб.раб. № 3.13: Идентификация признаков текста по их признакам	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
23	ВНОФР ... АСК-анализ конкурентных и объективных инноваций по их параметрам	Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
24	Курова... АСК-анализ дисперсионных данных по биологическим данным	Остринская В.А., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
25	Курова... АСК-анализ интеллектуальной системы «Эйдос» для анализа текст...	Грушев А.П., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
26	Курова... Нормативная экспертиза заявок РИТ на основе базы данных ре...	Подставка В., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
27	Курова... АСК-анализ производственных инновационных образцов	Денисова Е.М., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
28	Курова... Анализ поведения и предельных значений World of Warcraft	Савченко И.В., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru
29	Курова... АСК-анализ цен на рынке компьютерной техники	Фомченко Д.М., Луцкево Е.В.	Россия	Южный федеральный	2015	Кубанский госагроуниверситет	http://ej.kubagro.ru

Рисунок 4. Экранная форма каталога облачных Эйдос-приложений

Для ввода этих исходных данных в систему «Эйдос» используем режим 2.3.2.2 с указанными параметрами (рисунок 5):

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

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) (Стандарт DBF-файла)
- DBF - DBASE IV (DBF/NTX) (Стандарт CSV-файла)
- CSV - Comma-Separated Values

Задайте параметры:

- Нули и пробелы считать ОТСУТСТВИЕМ данных
- Нули и пробелы считать ЗНАЧЕНИЯМИ данных
- Создавать БД средних по классам "Inp_davv.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 АСК-анализа
- Применить сценарный метод АСК-анализа
- Применить спец.интерпретацию текстовых полей классов
- Применить спец.интерпретацию текстовых полей признаков

Параметры интерпретации значений текстовых полей "Inp_data":

Интерпретация TXT-полей классов:

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

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 5. Экранная форма универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

Таблица 5 полностью соответствует требованиям этого программного интерфейса, описанным в его Help (рисунок 6):



Рисунок 6. HELP универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

Отметим, что действующие факторы и их конкретные значения описываются колонками 8-30 файла исходных данных (описательные шкалы), приведенного в таблице 1, а результаты действия этих факторов – колонками 2-7 (классификационные шкалы).

В данном случае в таблице исходных данных есть и текстовые, и числовые классификационные и описательных шкалы.

При нажатии на 'ОК' на экранной форме, представленной на рисунке 4, система «Эйдос» загружает Excel-файл исходных данных, анализирует его и выводит экранную форму внутреннего калькулятора, представленную на рисунке 7:

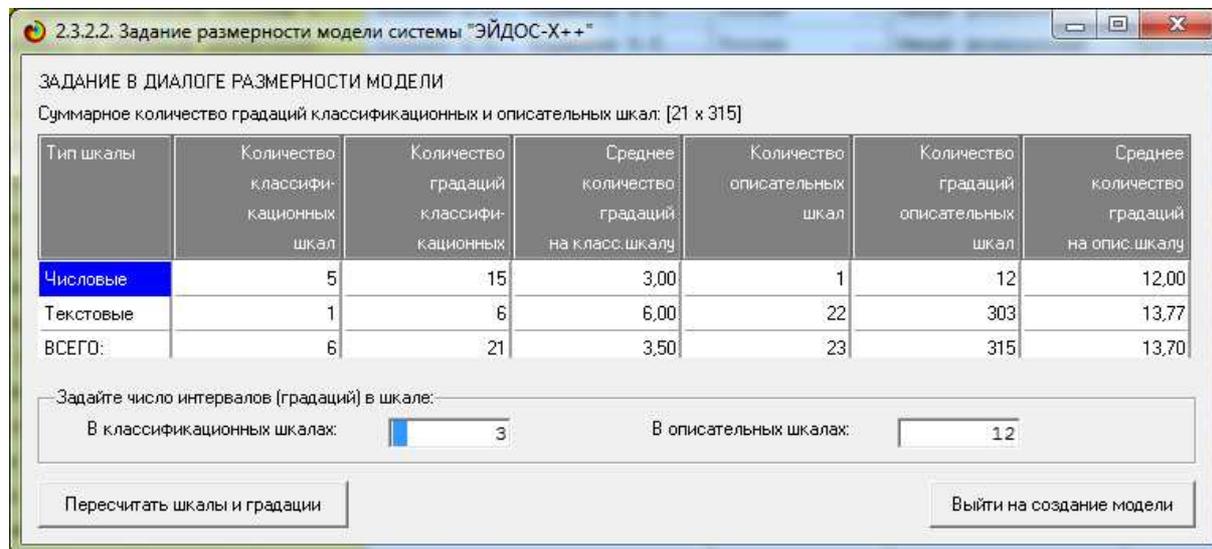


Рисунок 7. Внутренний калькулятор универсального программного интерфейса импорта данных в систему «Эйдос»

При выходе на создание модели происходит нормализация базы исходных данных и формирование обучающей выборки (базы событий). Стадия исполнения и его результаты отражены на экранной форме, приведенной на рисунке 8.

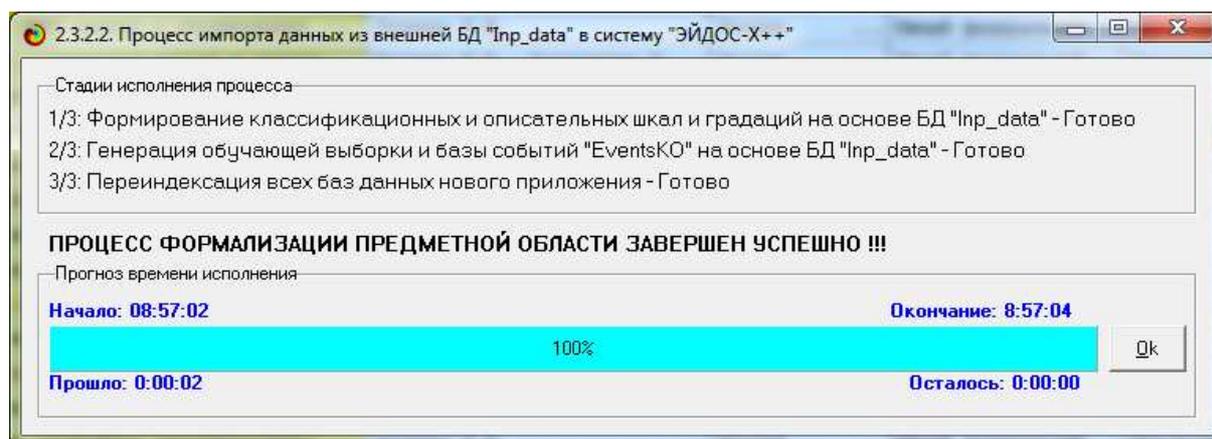


Рисунок 8. Отчет о формируемых классификационных и описательных шкалах и градациях

Из этой экранной формы видно, что ввод в систему «Эйдос» исходных данных занял 2 секунды.

Ниже приведены классификационные и описательные шкалы и градации (таблицы 6 и 7), а также обучающая выборка (рисунок 9):

Таблица 6 – Классификационные шкалы и градации

KOD_CLS	NAME_CLS
1	УРОЖАЙНОСТЬ(Ц/ГА)-1/3-{32.1000000, 45.9333333}
2	УРОЖАЙНОСТЬ(Ц/ГА)-2/3-{45.9333333, 59.7666667}
3	УРОЖАЙНОСТЬ(Ц/ГА)-3/3-{59.7666667, 73.6000000}
4	КАЧЕСТВО-1 класс
5	КАЧЕСТВО-2 класс
6	КАЧЕСТВО-3 класс
7	КАЧЕСТВО-4 класс
8	КАЧЕСТВО-5 класс
9	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА)-1/3-{1.6000000, 7.7666667}
10	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА)-2/3-{7.7666667, 13.9333333}
11	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА)-3/3-{13.9333333, 20.1000000}
12	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ПОЛЕ)-1/3-{126.0000000, 973.6000000}
13	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ПОЛЕ)-2/3-{973.6000000, 1821.2000000}
14	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ПОЛЕ)-3/3-{1821.2000000, 2668.8000000}
15	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (ТЫС.У.Е./ПОЛЕ)-1/3-{4.2190000, 41.4893333}
16	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (ТЫС.У.Е./ПОЛЕ)-2/3-{41.4893333, 78.7596667}
17	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (ТЫС.У.Е./ПОЛЕ)-3/3-{78.7596667, 116.0300000}
18	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (У.Е./ГА)-1/3-{57.4757282, 329.6112698}
19	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (У.Е./ГА)-2/3-{329.6112698, 601.7468113}
20	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (У.Е./ГА)-3/3-{601.7468113, 873.8823529}

Таблица 7 – Описательные шкалы и градации

KOD_ATR	NAME_ATR
1	ПЛОЩАДЬ (ГА)-1/12-{49.0000000, 56.5000000}
2	ПЛОЩАДЬ (ГА)-2/12-{56.5000000, 64.0000000}
3	ПЛОЩАДЬ (ГА)-3/12-{64.0000000, 71.5000000}
4	ПЛОЩАДЬ (ГА)-4/12-{71.5000000, 79.0000000}
5	ПЛОЩАДЬ (ГА)-5/12-{79.0000000, 86.5000000}
6	ПЛОЩАДЬ (ГА)-6/12-{86.5000000, 94.0000000}
7	ПЛОЩАДЬ (ГА)-7/12-{94.0000000, 101.5000000}
8	ПЛОЩАДЬ (ГА)-8/12-{101.5000000, 109.0000000}
9	ПЛОЩАДЬ (ГА)-9/12-{109.0000000, 116.5000000}
10	ПЛОЩАДЬ (ГА)-10/12-{116.5000000, 124.0000000}
11	ПЛОЩАДЬ (ГА)-11/12-{124.0000000, 131.5000000}
12	ПЛОЩАДЬ (ГА)-12/12-{131.5000000, 139.0000000}
13	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Батько
14	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Вита
15	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Восторг
16	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Грация
17	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дея
18	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дон-95
19	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-зимородок
20	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Княжна
21	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Краснодарская-99
22	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Крошка
23	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Кулава
24	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Лири
25	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Москвич
26	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Ника-кубани
27	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Новокубанка
28	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Офелия
29	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Офелия элита
30	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Победа-50
31	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Половчанка
32	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Селлта
33	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Селянка
34	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Скифянка
35	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Скмфянка
36	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Таня
37	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Татьяна
38	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Уманка
39	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Финт
40	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Фортуна
41	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Эхо
42	ПРЕДШЕСТ. 1-горох
43	ПРЕДШЕСТ. 1-кук.зерно
44	ПРЕДШЕСТ. 1-кук.силосная
45	ПРЕДШЕСТ. 1-мног.травы
46	ПРЕДШЕСТ. 1-озим.пшеница
47	ПРЕДШЕСТ. 1-подсолнечник
48	ПРЕДШЕСТ. 1-сах.свекла
49	ПРЕДШЕСТ. 1-соя
50	ПРЕДШЕСТ. 2-горох
51	ПРЕДШЕСТ. 2-кук.зерно

52	ПРЕДШЕСТ. 2-кук.зерновая
53	ПРЕДШЕСТ. 2-кук.силосная
54	ПРЕДШЕСТ. 2-много.травы
55	ПРЕДШЕСТ. 2-озим.пшеница
56	ПРЕДШЕСТ. 2-озим.ячмень
57	ПРЕДШЕСТ. 2-подсолнечник
58	ПРЕДШЕСТ. 2-сах.свекла
59	ПРЕДШЕСТ. 3-горох
60	ПРЕДШЕСТ. 3-кук.зерно
61	ПРЕДШЕСТ. 3-кук.зерновая
62	ПРЕДШЕСТ. 3-кук.силосная
63	ПРЕДШЕСТ. 3-много.травы
64	ПРЕДШЕСТ. 3-озим.пшеница
65	ПРЕДШЕСТ. 3-озим.ячмень
66	ПРЕДШЕСТ. 3-подсолнечник
67	ПРЕДШЕСТ. 3-сах.свекла
68	ПРЕДШЕСТ. 3-соя
69	ПРЕДШЕСТ. 3-яров.ячмень
70	ПРЕДШЕСТ. 4-кук.зерно
71	ПРЕДШЕСТ. 4-кук.зерновая
72	ПРЕДШЕСТ. 4-кук.силосная
73	ПРЕДШЕСТ. 4-много.травы
74	ПРЕДШЕСТ. 4-озим.пшеница
75	ПРЕДШЕСТ. 4-озим.ячмень
76	ПРЕДШЕСТ. 4-подсолнечник
77	ПРЕДШЕСТ. 4-сах.свекла
78	ПРЕДШЕСТ. 5-горох
79	ПРЕДШЕСТ. 5-кук.зерно
80	ПРЕДШЕСТ. 5-кук.зерновая
81	ПРЕДШЕСТ. 5-кук.силосная
82	ПРЕДШЕСТ. 5-много.травы
83	ПРЕДШЕСТ. 5-озим.пшеница
84	ПРЕДШЕСТ. 5-озим.ячмень
85	ПРЕДШЕСТ. 5-подсолнечник
86	ПРЕДШЕСТ. 5-сах.свекла
87	ПРЕДШЕСТ. 5-яров.ячмень
88	ПРЕДШЕСТ. 6-горох
89	ПРЕДШЕСТ. 6-кук.зерно
90	ПРЕДШЕСТ. 6-кук.зерновая
91	ПРЕДШЕСТ. 6-кук.силосная
92	ПРЕДШЕСТ. 6-много.травы
93	ПРЕДШЕСТ. 6-озим.пшеница
94	ПРЕДШЕСТ. 6-озим.ячмень
95	ПРЕДШЕСТ. 6-подсолнечник
96	ПРЕДШЕСТ. 6-сах.свекла
97	ПРЕДШЕСТ. 6-яров.ячмень
98	ПРЕДШЕСТ. 7-горох
99	ПРЕДШЕСТ. 7-кук.зерно
100	ПРЕДШЕСТ. 7-кук.зерновая
101	ПРЕДШЕСТ. 7-кук.силосная
102	ПРЕДШЕСТ. 7-много.травы
103	ПРЕДШЕСТ. 7-озим.пшеница
104	ПРЕДШЕСТ. 7-озим.ячмень
105	ПРЕДШЕСТ. 7-подсолнечник
106	ПРЕДШЕСТ. 7-сах.свекла
107	ПРЕДШЕСТ. 7-яров.ячмень
108	ПРЕДШЕСТ. 8-горох
109	ПРЕДШЕСТ. 8-кук.зерно
110	ПРЕДШЕСТ. 8-кук.зерновая
111	ПРЕДШЕСТ. 8-кук.силосная
112	ПРЕДШЕСТ. 8-много.травы
113	ПРЕДШЕСТ. 8-озим.пшеница
114	ПРЕДШЕСТ. 8-озим.ячмень
115	ПРЕДШЕСТ. 8-подсолнечник
116	ПРЕДШЕСТ. 8-сах.свекла
117	ПРЕДШЕСТ. 8-яров.ячмень
118	ПРЕДШЕСТ. 9-горох
119	ПРЕДШЕСТ. 9-кук.зерно
120	ПРЕДШЕСТ. 9-кук.зерновая
121	ПРЕДШЕСТ. 9-кук.силосная
122	ПРЕДШЕСТ. 9-много.травы
123	ПРЕДШЕСТ. 9-озим.пшеница
124	ПРЕДШЕСТ. 9-озим.ячмень
125	ПРЕДШЕСТ. 9-подсолнечник
126	ПРЕДШЕСТ. 9-сах.свекла
127	ПРЕДШЕСТ. 9-яров.ячмень
128	ПРЕДШЕСТ. 10-горох
129	ПРЕДШЕСТ. 10-кук.зерно
130	ПРЕДШЕСТ. 10-кук.зерновая
131	ПРЕДШЕСТ. 10-кук.силосная
132	ПРЕДШЕСТ. 10-много.травы

133	ПРЕДШЕСТ. 10-озим.пшеница
134	ПРЕДШЕСТ. 10-озим.ячмень
135	ПРЕДШЕСТ. 10-подсолнечник
136	ПРЕДШЕСТ. 10-сах.свекла
137	ПРЕДШЕСТ. 10-яров.ячмень
138	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-дискование 10-12
139	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-дискование 12-14
140	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-дискование 8-10
141	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-дискование в два следа 8-10
142	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-дискование в три следа 8-10
143	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-пахота 20-22
144	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-пахота 20-25
145	ОБРАБОТКА ПОЧВЫ(СПОСОБ И ГЛУБИНА(СМ))-пахота 25-27
146	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-перекрестная 306
147	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-перекрестный 273
148	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 178
149	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 201
150	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 202
151	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 207
152	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 209
153	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 211
154	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 214
155	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 215
156	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 216
157	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 218
158	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 221
159	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 223
160	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 226
161	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 228
162	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 230
163	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 231
164	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 234
165	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 235
166	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 237
167	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 238
168	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 239
169	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 240
170	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 241
171	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 242
172	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 245
173	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 246
174	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 247
175	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 248
176	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 249
177	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 250
178	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 253
179	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 254
180	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 256
181	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 258
182	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 259
183	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 264
184	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 267
185	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 270
186	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 271
187	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 274
188	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 276
189	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 287
190	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 288
191	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 296
192	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 301
193	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 303
194	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 308
195	ПОСЕВ(СПОСОБ И НОРМА ВЫСЕВА(КГ/ГА))-рядовой 320
196	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)- Ам.селитра-2ц/га ,N-34
197	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Аммофос-1ц/га, N-8, P-34, Хлор.калий-1ц/га, K-78
198	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Аммофос-1ц/га, Хлор.калий-1ц/га, N-8, P-34, K-64
199	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Аммофос-2,3ц/га ,N-42, P-118, Хлор.калий-1ц/га, K-93
200	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Аммофос-2,5ц/га ,N-36, P-103, Хлор.калий-1ц/га,K-65
201	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Аммофос-2ц/га, N-15, P-62
202	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммоска-2ц/га, Калий-1ц/га, N-20, P-52, K-52
203	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-1,5ц/га, N-16, P-42, K-42
204	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-1,5ц/га, N-29, P-75
205	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-1ц/га,N-12, P-30
206	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га ,N-15 P-62
207	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га ,N-24, P-62, Хлор.калий-1ц/га, K-62
208	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, N-20, P-52, Хлор.калий-1ц/га , K-52
209	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, N-20, P-52, Хлор.калий,K-52
210	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, N-20, P-52,Хлор.калий-1ц/га, K-52
211	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, N-21, P-54, Хлор.калий, K-54
212	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, N-29, P-75
213	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, N-29, P-75, Хлор.калий-1ц/га, K-75

214	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га, Калий-1ц/га, N-20, P-52, K-52
215	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Диаммофоска-2ц/га,Калий-1ц/га N-30, P-78, K-78
216	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Хлор.калий, K-37,8, Диаммофоска, N-16, P-42, K-42
217	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Хлор.калий, K-61,6, Аммофос, N-17,3, P-75,3
218	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Хлористый калий-1ц/га, K-67, Аммофос-2ц/га, N-15, P-68
219	ОСНОВН. ВНЕСЕН. УДОБ.(КГ/ГА Д.В.)-Хлористый калий, K-67, Диаммофоска, N-15, P-68
220	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Акору-100г/га
221	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Альтера-100г/га, Варат-4,5кг/га
222	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Альтера-100г/га, Парашют-5л/га, Варат-3,2кг/га
223	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Альфацин-100г/га
224	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Бром БД-0,37л/га, Варат-3,6кг/га, Альфацин-100
225	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Бром БД-0,3л/га, Клерат-3,4кг/га, Альфацин-100
226	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Бром БД-0,8л/га, Альфацин-100г/га, Данодим-0,5
227	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Варат-12,6кг/га, Альфацин-100г/га
228	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Варат-2,8кг/га, Альфацин-100г/га, Демитоат-0,5
229	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Варат-3,4кг/га, Альтера- 100г/га, Парашют-0,5
230	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Варат-3,7кг/га, Альфацин-100г/га
231	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Варат-6,8гр/га, Анорд-100г/га, Парашют-0,5л/га
232	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Варат-7,6кг/га, Альфацин-100г/га
233	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Данодим- 500г/га
234	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Данодим-500г/га
235	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Данодим-500г/га, Кристалон-1кг/га
236	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Клерат-4кг/га, Альтера-100г/га
237	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Лямбда-100г/га
238	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Радикум-0,6л/га, Альфацин-100г/га
239	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Фостак-100г/га
240	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Фосфид-цинка-0,011г/га
241	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Циткор-100г/га, Рогор-500г/га
242	БОРЬБА С ВРЕДИТ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Циткор-100г/га, Рогор-С-500г/га
243	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-2,4Д.ам.соль-50%-1,3кг/га
244	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-2,4Д.ам.соль-50%-13,кг/га
245	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-2,4Д.ам.соль-50% 1,2кг
246	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Дианат-0,2л/га, Гранстар-про-15г/га
247	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Дикамерон-200г/га
248	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Луварам-1,6кг/га
249	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Луварам 1,6кг/га
250	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Секатор-160г/га
251	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Эстерон-0,8л/га
252	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Эстерон-08л/га
253	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Эстерон-800г/га, Тиллура-био-2л/га
254	БОРЬБА С СОРНЯКАМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Эстерон-800г/га; Тиллура-био-2л/га.
255	ПОДКОРМКА ПРИ СЕБЕ- Ам.селитр
256	ПОДКОРМКА ПРИ СЕБЕ-Ам.селитра
257	ПОДКОРМКА ПРИ СЕБЕ-Ам.силитра
258	ПОДКОРМКА ПРИ СЕБЕ-Аммофос-0,
259	ПОДКОРМКА ПРИ СЕБЕ-Аммофос-2ц
260	ПОДКОРМКА ПРИ СЕБЕ-Диаммофоск
261	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-1,5кг/га ,N-34
262	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-1,5ц/га, N-38,2
263	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-1ц/га,N-17
264	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-2,5ц/га , N-65
265	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-2,5ц/га, N-68,8
266	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-2ц/га, N-68,8
267	1-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитра-2ц/га,N-51
268	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,3ц/га, N-28
269	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,3ц/га, N-36,6
270	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,3ц/га, N-37,8
271	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,3ц/га, N25
272	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,5ц/га ,N-34
273	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,5ц/га ,N-35,5
274	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,5ц/га ,N-37
275	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,5ц/га, N-34
276	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,5ц/га, N-37,8
277	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1,7ц/га, N-54
278	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1ц/га, N-21
279	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-1ц/га,N-25,5
280	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2,1ц/га, N-70
281	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га , N-78
282	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га ,N-51
283	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га ,N-57
284	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га, N-64
285	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га, N-68
286	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га, N-68,8
287	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га, N-71,2
288	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра-2ц/га,N-61,7
289	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.силитра-2,5ц/га, N-68
290	1-Я ПОДКОРМКА-Ам.силитра-2ц/га, N-68,8
291	2-Я ПОДКОРМКА- Ам.селит
292	2-Я ПОДКОРМКА- Ам.селитр
293	2-Я ПОДКОРМКА-Ам.селитра
294	3-Я ПОДКОРМКА-Мочевина-48кг/га

295	3-Я ПОДКОРМКА-Мочевина-50кг/га
296	3-Я ПОДКОРМКА-Мочевина-50кг/га.
297	МИКРО И МАКРО ЭЛЕМЕНТЫ(СНИЖЕНИЕ СТРЕСА)-Акварин-2кг/га
298	МИКРО И МАКРО ЭЛЕМЕНТЫ(СНИЖЕНИЕ СТРЕСА)-Акварин-4кг/га
299	МИКРО И МАКРО ЭЛЕМЕНТЫ(СНИЖЕНИЕ СТРЕСА)-Кристалон-2кг/га
300	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Гуманат калия-0,5л/га, Рекс-дуо-0,3л/га
301	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Дерозал-Евро-0,6л/га
302	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Рекс-дуо-0,3л/га, Фалькон-0,3л/га
303	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Рекс-дуо-0,4л/га
304	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Рекс-дуо-0,5л/га
305	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Рекс-дуо-0,6л/га
306	БОРЬБА С БОЛЕЗНЯМИ(ПРЕПАРАТ И ДОЗА)-Фалькон-0,5л/га

Обучающая выборка представляет собой базу исходных данных (таблица 5), нормализованную (закодированную) с помощью созданных классификационных и описательных шкал (таблицы 6 и 7) (рисунок 9):

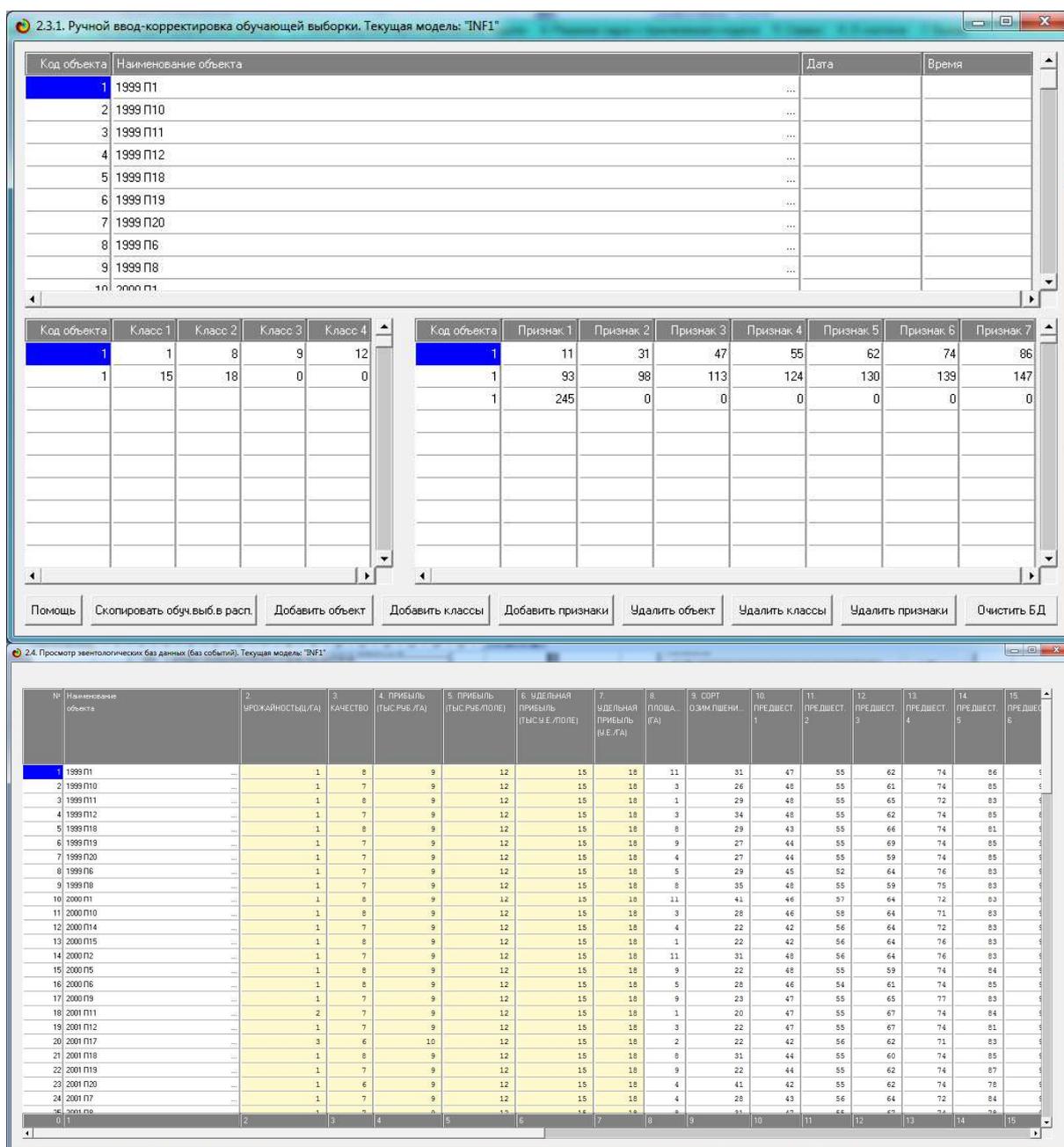


Рисунок 9. Обучающая выборка (фрагмент)

Таким образом созданы все необходимые и достаточные условия для выполнения следующего этапа АСК-анализа: т.е. для синтеза и верификации моделей.

2.3.3. Синтез статистических и системно-когнитивных моделей

Синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5 системы «Эйдос» (рисунок 10).

Стадия процесса исполнения синтеза и верификации моделей и прогноз времени его окончания отображается на экранной форме (рисунок 11):

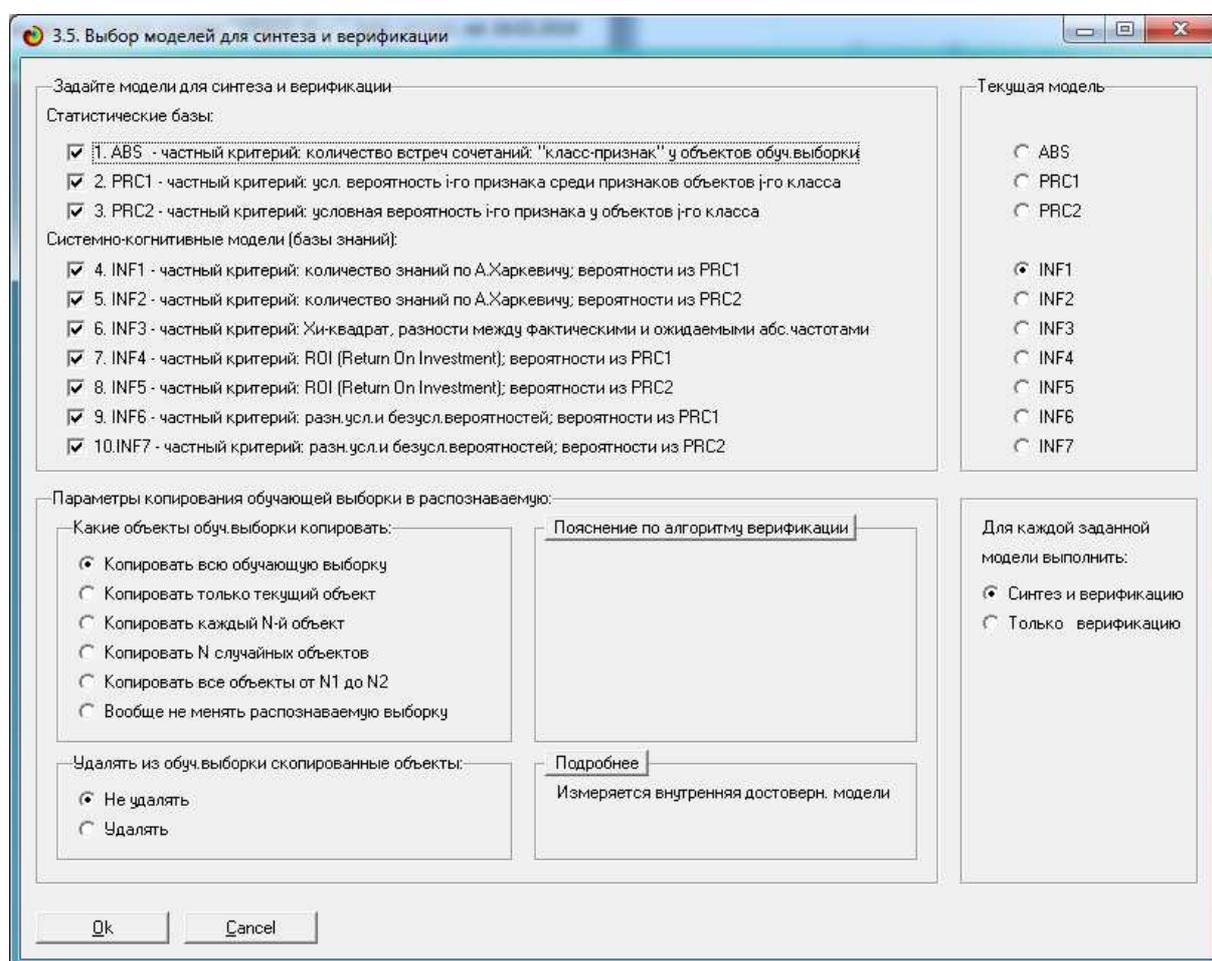


Рисунок 10. Экранная форма режима синтеза и верификации моделей системы «Эйдос»

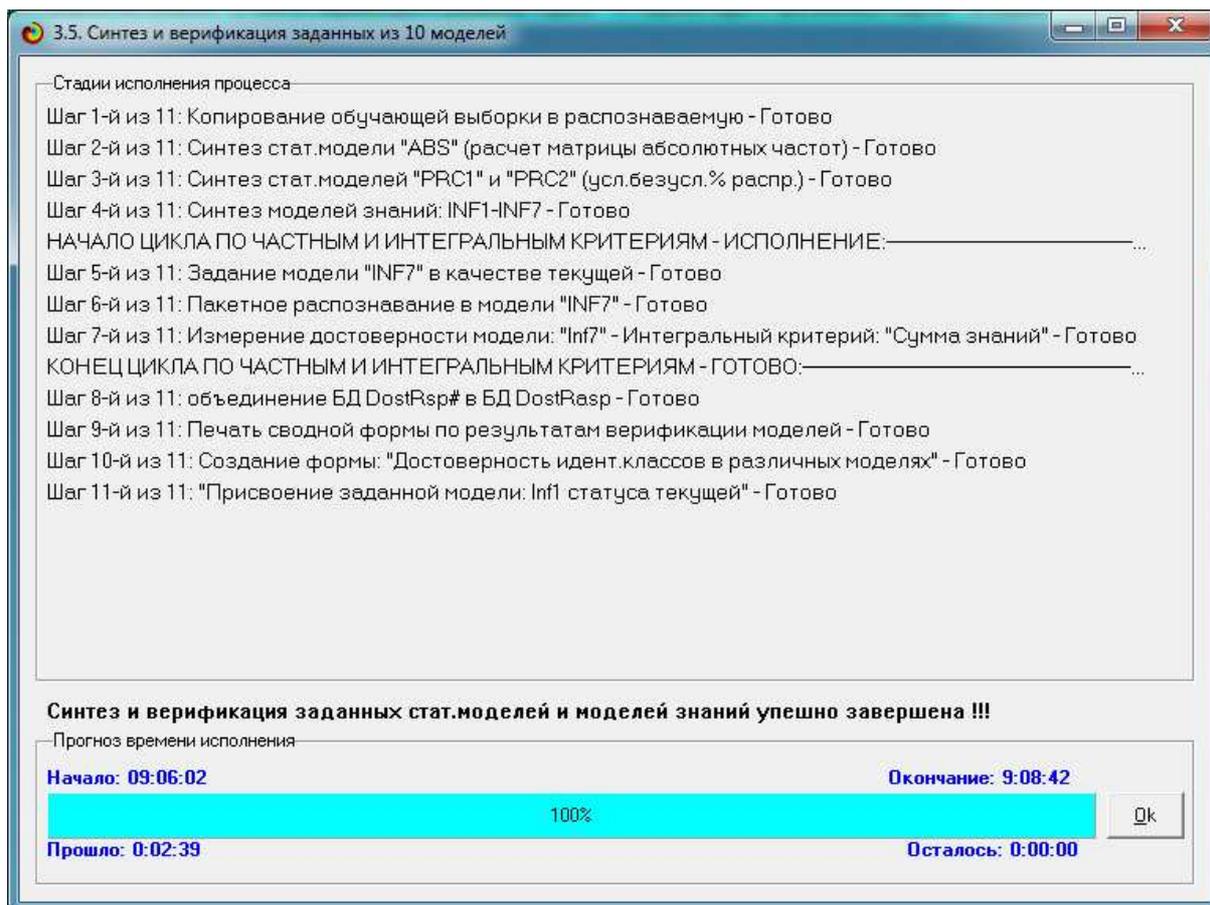


Рисунок 11. экранная форма с отображением стадия процесса исполнения синтеза и верификации моделей и прогноза времени его окончания

Из рисунка 11 видно, что весь процесс синтеза и верификации статистических и системно-когнитивных моделей занял 2 минуты 39 секунд. Фрагменты некоторых из этих моделей приведены на рисунках 12-14:

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙНО... 1/3 (32.1, 45.9)	2. УРОЖАЙНО... 2/3 (45.9, 59.8)	3. УРОЖАЙНО... 3/3 (59.8, 73.6)	4. КАЧЕСТВО 1 КЛАСС	5. КАЧЕСТВО 2 КЛАСС	6. КАЧЕСТВО 3 КЛАСС	7. КАЧЕСТВО 4 КЛАСС	8. КАЧЕСТВО 5 КЛАСС	9. ПРИБЫЛЬ (ТЫС РЫБ./Г... 1/3 (1.6, 7.8)	10. ПРИБЫЛЬ (ТЫС РЫБ./Г... 2/3 (7.8, 13.9)	11. ПРИБЫЛЬ (ТЫС РЫБ./Г... 3/3 (13.9, 20.1)	12. ПРИБЫЛЬ (ТЫС РЫБ./Г... 1/3 (126.0, 973.6)
1	Площадь (Га)-1/12(49.0000000, 56.5000000) ...	2	4	3		1	2	3	3	6	2	1	9
2	Площадь (Га)-2/12(56.5000000, 64.0000000) ...	1	1	3			2	2	1	1	4		5
3	Площадь (Га)-3/12(64.0000000, 71.5000000) ...	4	5	3		1		6	5	10	1	1	11
4	Площадь (Га)-4/12(71.5000000, 79.0000000) ...	4	7	3		1	4	8	1	8	5	1	12
5	Площадь (Га)-5/12(79.0000000, 86.5000000) ...	2	2	2		1	2	2	1	3	2	1	5
6	Площадь (Га)-6/12(86.5000000, 94.0000000) ...												
7	Площадь (Га)-7/12(94.0000000, 101.5000000) ...												
8	Площадь (Га)-8/12(101.5000000, 109.0000000) ...	4	9	2		3	2	7	3	9	5	1	10
9	Площадь (Га)-9/12(109.0000000, 116.5000000) ...	5	5	4		2	3	7	2	7	5	2	8
10	Площадь (Га)-10/12(116.5000000, 124.0000000) ...												
11	Площадь (Га)-11/12(124.0000000, 131.5000000) ...	4	6				2	3	1	3	7	3	7
12	Площадь (Га)-12/12(131.5000000, 139.0000000) ...	1		3	1			2	1	2	1	1	
13	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Батык		1	2		1	1	1		1	2		2
14	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Витя			1			1					1	
15	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Восторг	1					1				1		1
16	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Грация		1					1			1		
17	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дяя		2				1	1		1	1		2
18	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дон95	1							1	1			1
19	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Экспресс		2					1	1	1	1		2
20	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Княжна	1	4					3	2	5			5

Рисунок 12. Матрица абсолютных частот (фрагмент)

5.5. Модель: "4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркевичу; вероятности из PRС1"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙНОС. 1/3 (32,1; 45,9)	2. УРОЖАЙНОС. 2/3 (45,9; 59,8)	3. УРОЖАЙНОС. 3/3 (59,8; 73,6)	4. КАЧЕСТВО 1 КЛАСС	5. КАЧЕСТВО 2 КЛАСС	6. КАЧЕСТВО 3 КЛАСС	7. КАЧЕСТВО 4 КЛАСС	8. КАЧЕСТВО 5 КЛАСС	9. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 1/3 (1,6; 7,8)	10. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 2/3 (7,8; 13,9)	11. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 3/3 (13,9; 20,1)	12. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 1/3 (126,0; 973,6)
1	ПЛОШАДЬ (ГА)1/12(49.0000000, 56.5000000) ...	-0,095	-0,003	0,074		-0,117	-0,023	-0,081	0,222	0,084	-0,204	0,035	
2	ПЛОШАДЬ (ГА)2/12(56.5000000, 64.0000000) ...	-0,145	-0,378	0,350			0,254	0,005	-0,018	-0,483	0,398		
3	ПЛОШАДЬ (ГА)3/12(64.0000000, 71.5000000) ...	0,095	-0,033	-0,062		-0,253		0,110	0,327	0,189	-0,666	-0,100	
4	ПЛОШАДЬ (ГА)4/12(71.5000000, 79.0000000) ...	0,023	0,053	-0,134		-0,325	0,095	0,173	-0,503	0,011	0,019	-0,173	
5	ПЛОШАДЬ (ГА)5/12(79.0000000, 86.5000000) ...	0,109	-0,125	0,087		0,087	0,181	-0,067	-0,091	-0,038	0,000	0,239	
6	ПЛОШАДЬ (ГА)6/12(86.5000000, 94.0000000) ...												
7	ПЛОШАДЬ (ГА)7/12(94.0000000, 101.5000000) ...												
8	ПЛОШАДЬ (ГА)8/12(101.5000000, 109.0000000) ...	-0,010	0,139	-0,358		0,159	-0,263	0,078	-0,018	0,034	-0,014	-0,205	
9	ПЛОШАДЬ (ГА)9/12(109.0000000, 116.5000000) ...	0,128	-0,105	0,001		0,001	-0,040	0,110	-0,177	-0,052	0,019	0,154	
10	ПЛОШАДЬ (ГА)10/12(116.5000000, 124.0000000) ...												
11	ПЛОШАДЬ (ГА)11/12(124.0000000, 131.5000000) ...	0,189	0,147			0,167	0,126	-0,639	0,180	0,115	-0,055		
12	ПЛОШАДЬ (ГА)12/12(131.5000000, 138.0000000) ...	-0,040		0,455	1,393		0,359	-0,216		-0,052	-0,149	0,417	
13	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Батюко ...		-0,138	0,400		0,400	0,168	-0,081		-0,242	0,313		
14	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Витя ...			0,591			0,917					1,070	
15	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Восторг ...	0,613					0,685				0,503		
16	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Грация ...		0,379					0,436			0,503		
17	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дейя ...		0,379				0,359	0,110		-0,052	0,177		
18	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дон95 ...	0,613							0,739	0,275			
19	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Зиелорадок ...		0,379				0,359	0,110		-0,052	0,177		
20	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Киевка ...	-0,145	0,274				0,196	0,308	0,275				

Рисунок 13. Матрица информативностей INF1 (фрагмент)

5.5. Модель: "6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абсолютными частотами"

Код признака	Наименование описательной шкалы и градации	1. УРОЖАЙНОС. 1/3 (32,1; 45,9)	2. УРОЖАЙНОС. 2/3 (45,9; 59,8)	3. УРОЖАЙНОС. 3/3 (59,8; 73,6)	4. КАЧЕСТВО 1 КЛАСС	5. КАЧЕСТВО 2 КЛАСС	6. КАЧЕСТВО 3 КЛАСС	7. КАЧЕСТВО 4 КЛАСС	8. КАЧЕСТВО 5 КЛАСС	9. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 1/3 (1,6; 7,8)	10. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 2/3 (7,8; 13,9)	11. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 3/3 (13,9; 20,1)	12. ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА) 1/3 (126,0; 973,6)
1	ПЛОШАДЬ (ГА)1/12(49.0000000, 56.5000000) ...	-0,449	-0,021	0,434	-0,117	-0,283	-0,100	-0,560	1,128	0,979	-1,088	0,072	
2	ПЛОШАДЬ (ГА)2/12(56.5000000, 64.0000000) ...	-0,361	-1,234	1,574	-0,065	-0,713	0,834	0,022	-0,040	-1,790	2,284	-0,515	
3	ПЛОШАДЬ (ГА)3/12(64.0000000, 71.5000000) ...	0,734	-0,362	-0,422	-0,156	-0,711	-2,799	1,253	2,504	3,305	-3,118	-0,237	
4	ПЛОШАДЬ (ГА)4/12(71.5000000, 79.0000000) ...	0,190	0,744	-0,992	-0,161	-0,996	0,734	2,462	-1,912	0,189	0,196	-0,443	
5	ПЛОШАДЬ (ГА)5/12(79.0000000, 86.5000000) ...	0,412	-0,606	0,337	-0,076	0,168	0,639	-0,308	-0,213	-0,254	-0,002	0,399	
6	ПЛОШАДЬ (ГА)6/12(86.5000000, 94.0000000) ...												
7	ПЛОШАДЬ (ГА)7/12(94.0000000, 101.5000000) ...												
8	ПЛОШАДЬ (ГА)8/12(101.5000000, 109.0000000) ...	-0,082	2,298	-2,277	-0,194	0,862	-1,499	1,066	-0,120	0,631	-0,147	-0,546	
9	ПЛОШАДЬ (ГА)9/12(109.0000000, 116.5000000) ...	1,190	-1,256	0,008	-0,181	0,004	-0,266	1,462	-0,912	-0,811	0,196	0,557	
10	ПЛОШАДЬ (ГА)10/12(116.5000000, 124.0000000) ...												
11	ПЛОШАДЬ (ГА)11/12(124.0000000, 131.5000000) ...	1,324	1,606	-2,804	-0,127	0,598	0,706	-2,890	0,955	1,514	-0,374	-1,013	
12	ПЛОШАДЬ (ГА)12/12(131.5000000, 138.0000000) ...	-0,089	-1,787	1,859	0,948	-0,570	1,067	-0,582	-0,832	-0,232	-0,373	0,588	
13	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Батюко ...	-0,816	-0,340	1,145	-0,039	0,572	0,300	-0,187	-0,624	-0,674	0,971	-0,309	
14	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Витя ...	-0,272	-0,447	0,715	-0,013	0,857	-0,233	-0,396	-0,208	-0,558	-0,343	0,897	
15	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Восторг ...	0,728	-0,447	-0,285	-0,013	-0,143	0,767	-0,396	-0,208	-0,558	0,657	-0,103	
16	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Грация ...	-0,272	0,553	-0,285	-0,013	-0,143	-0,233	0,604	-0,208	-0,558	0,657	-0,103	
17	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дейя ...	-0,544	1,106	-0,570	-0,026	-0,285	0,533	0,209	-0,416	-0,116	0,314	-0,206	
18	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Дон95 ...	0,728	-0,447	-0,285	-0,013	-0,143	-0,233	-0,396	0,792	0,442	-0,343	-0,103	
19	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Зиелорадок ...	-0,544	1,106	-0,570	-0,026	-0,285	0,533	0,209	-0,416	-0,116	0,314	-0,206	
20	СОРТ ОЗИМ.ПШЕНИЦЫ-Киевка ...	-0,361	1,766	-1,426	-0,065	-0,713	-1,166	1,022	0,960	2,210	-1,716	-0,515	

Рисунок 14. Модель INF3 (фрагмент)

2.3.4. Верификация статистических и системно-когнитивных моделей

Оценка достоверности моделей в системе «Эйдос» осуществляется путем решения задачи классификации исходных изображений по обобщенным образам классов и подсчета количества истинных положительных и отрицательных, а также ложных положительных и отрицательных решений по F-мере Ван Ризбергера и L1- L2-мерам проф.Е.В.Луценко [8]. Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергера основана на подсчете суммарного количества верно и ошибочно идентифицированных и не идентифицированных объектов обучающей выборки. В мультиклассовых системах классификации, таких как система «Эйдос», один и тот же объект

обучающей или распознаваемой выборки может одновременно относиться ко многим классам. Соответственно, при синтезе модели его описание используется для формирования обобщенных образов многих классов, к которым он относится. При использовании модели для классификации определяется степень сходства-различия объекта со всеми классами, причем истинно-положительным решением может являться принадлежность объекта сразу к нескольким классам. В результате такой классификации получается, что объект не просто правильно или ошибочно относится или не относится к различным классам, как в классической F-мере, но правильно или ошибочно относится или не относится к ним в различной степени. Однако классическая F-мера не учитывает того, что объект может, фактически, одновременно относиться ко многим классам (мультиклассовость) и того, что в результате классификации может быть получена различная степень сходства-различия объекта с классами (нечеткость). На многочисленных численных примерах автором установлено, что при истинно-положительных и истинно-отрицательных решениях модуль сходства-различия объекта с классами значительно выше, чем при ложно-положительных и ложно-отрицательных решениях.

Поэтому была предложена L1-мера достоверности моделей [8], учитывающая не просто сам факт истинно или ложно положительного или отрицательного решения, но и степень уверенности классификатора в этих решениях.

Однако при классификации больших данных было обнаружено большое количество ложно-положительных решений с низким уровнем сходства, которые, суммарно могут вносить большой вклад в снижение достоверности модели.

Чтобы преодолеть эту проблему предлагается L2-мера [8], в которой вместо сумм уровней сходства используется средние уровни сходства по различным вариантам классификации.

Таким образом, в системе «Эйдос» применяются меры достоверности моделей, названные L1-мера и L2-мера, смягчающие и преодолевающие недостатки F-меры. В работе [8] эти меры описаны математически и их применение продемонстрировано на численном примере. В интеллектуальной системе «Эйдос», которая является программным инструментарием автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), реализованы все эти меры достоверности моделей: F, L1 и L2

В режиме 4.1.3.6 кратко и в режиме 4.1.3.7 более подробно показана достоверность каждой частной модели в соответствии с этими мерами достоверности. В данном случае по L2-мере наивысшую достоверность имеет модель INF3 (рисунок 15):

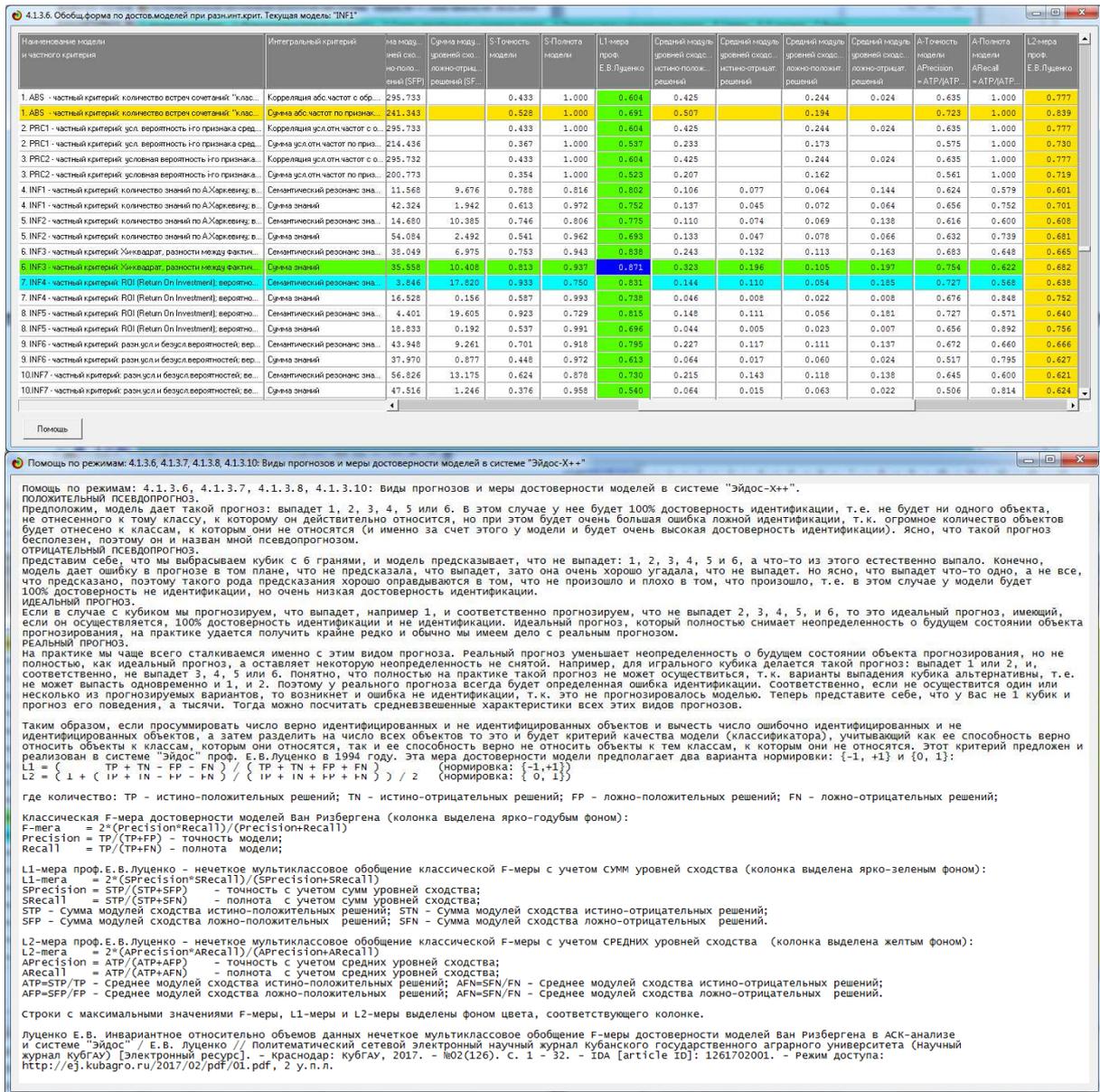


Рисунок 15. Экранная форма с информацией о достоверности моделей по F-критерию Ван Ризбергера и L1- и L2-критериям проф.Е.В.Луценко [8]

Из рисунка 15 мы видим, что в данном интеллектуальном приложении по критерию L1 наиболее достоверной (0,871) является модель INF3 с интегральным критерием «сумма знаний» (частный критерий, аналогичный хи-квадрат).

На рисунке 16 приведено частные распределения уровней схождения и различия истинных и ложных положительных и отрицательных решений в наиболее достоверной модели INF3:

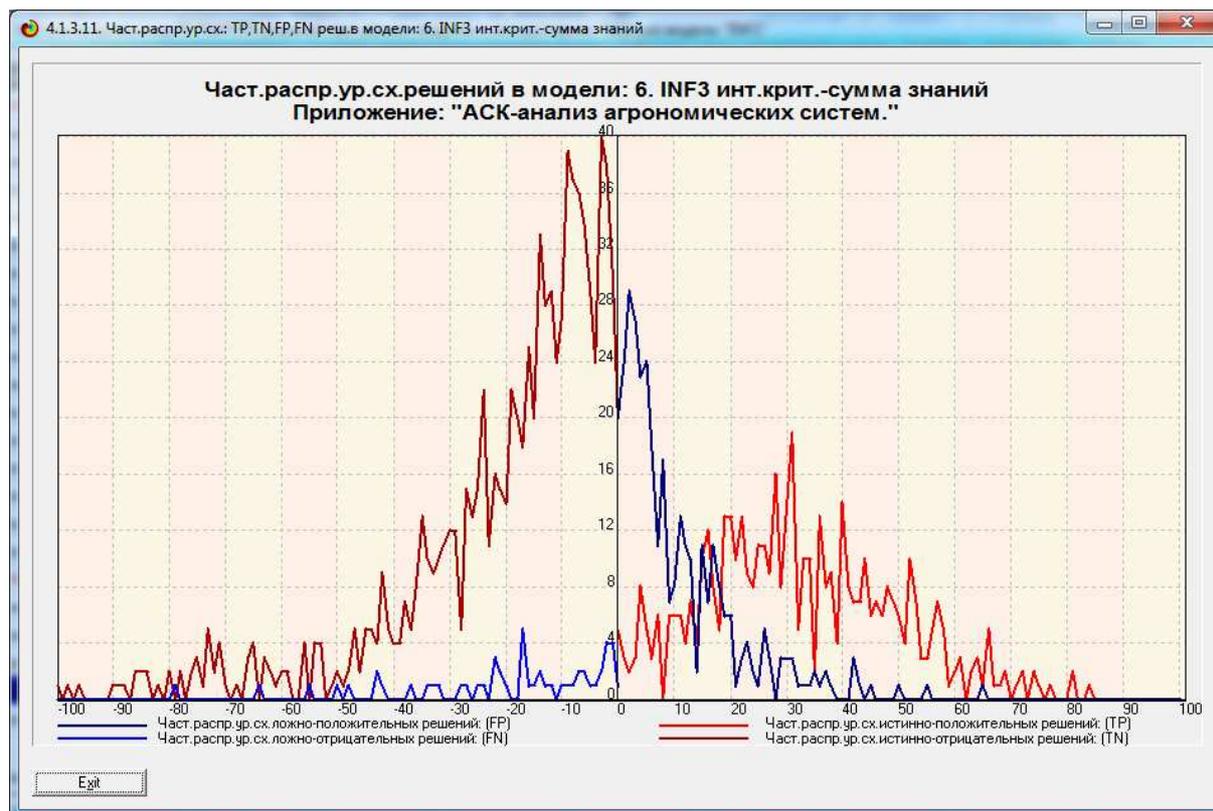


Рисунок 16. Частотные распределения уровней сходства

Из рисунка 16 мы видим, что истинно-отрицательных решений (т.е. решений о непринадлежности объекта к классу) в данной модели всегда больше чем ложных.

С истинно-положительными решениями (т.е. о принадлежности объекта у классу) картина более сложная:

- при уровнях сходства ниже 13% ложно-положительных решений больше, чем истинно-положительных;
- при уровнях сходства выше 18% ложно-положительных решений меньше, чем истинно-положительных.

При этом чем выше уровень сходства, тем выше доля истинных решений. Это неплохие и вполне разумные результаты.

2.3.5. Повышение качества модели

Обратимся к режиму 3.7.5. Данный режим показывает Парето-зависимость суммарной дифференцирующей мощности модели от числа градаций описательных шкал, рассортированных в порядке убывания их селективной силы (рисунок 17):

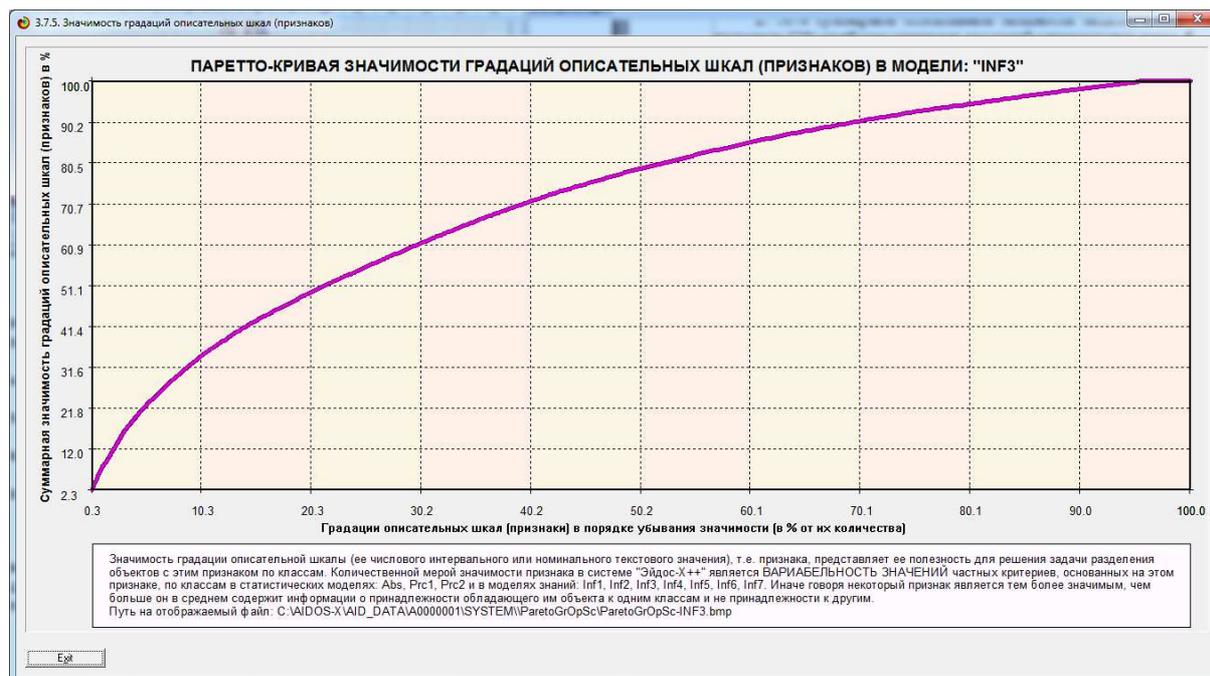


Рисунок 17. Парето-зависимость суммарной дифференцирующей мощности модели от числа градаций описательных шкал, рассортированных в порядке убывания их селективной силы

На основе рисунка 17 и соответствующих таблиц, которые здесь не приводятся из-за ограниченности объема статьи, можно обоснованно сделать следующие выводы:

1. 50% наиболее значимых градаций описательных шкал обеспечивают около 80% суммарной селективной мощности модели.
2. 50% суммарной селективной мощности модели обеспечивается примерно 20% наиболее значимых градаций описательных шкал.
3. Число градаций описательных шкал может быть существенно сокращено без особой потери качества модели путем удаления из модели малозначимых градаций. При этом размерность модели существенно сократится и ее быстроедействие соответственно возрастет.

2.3.6. Выбор наиболее достоверной модели и присвоение ей статуса текущей

В соответствии со схемой обработки данных, информации и знаний в системе «Эйдос» (рисунок 2), присвоим наиболее достоверной статус текущей модели. Для это запустим режим 5.6 с параметрами, приведенными на экранной форме (рисунок 18):

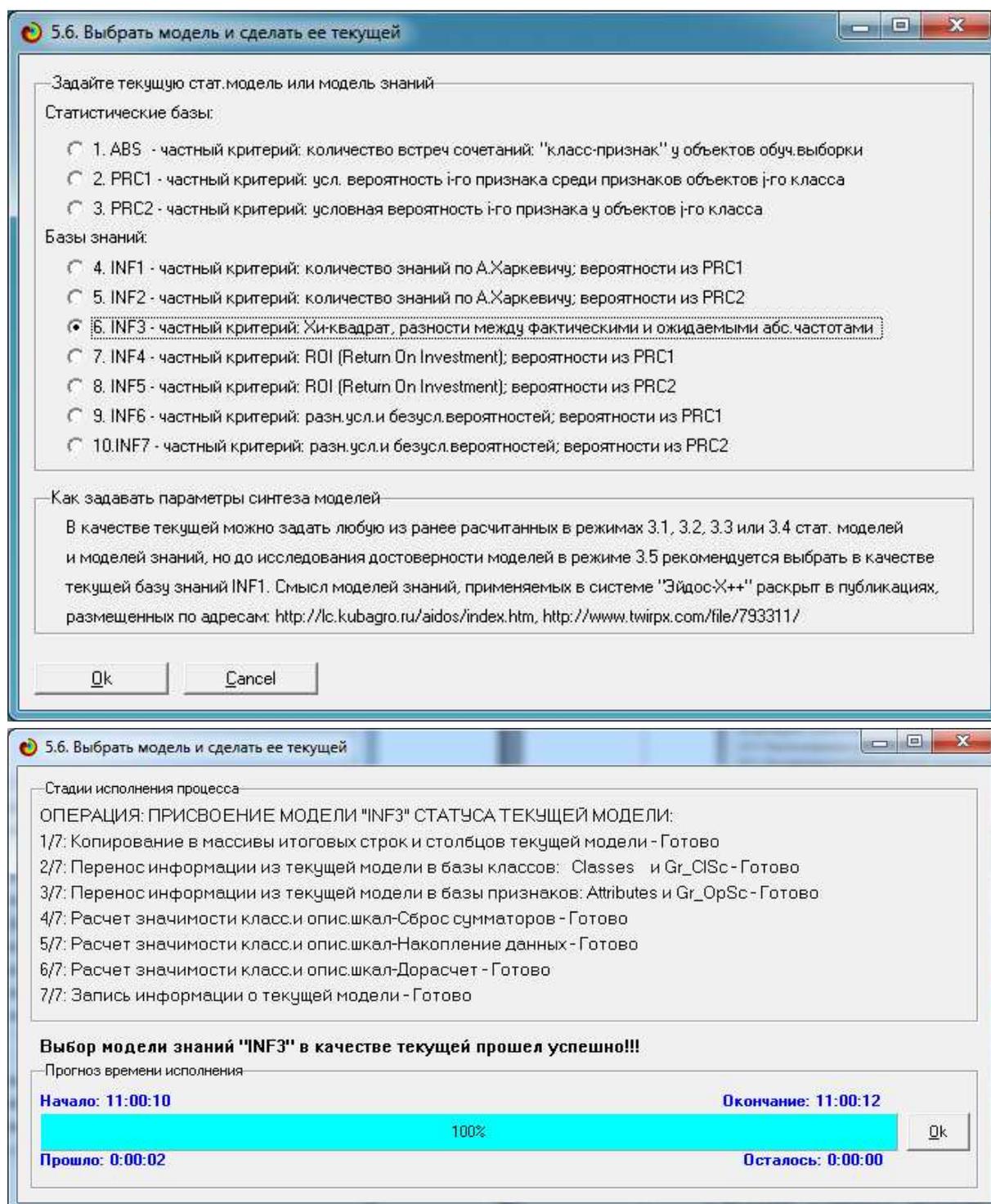


Рисунок 18. Экранные формы придания модели статуса текущей

3. Результаты и обсуждение (Results and discussion)

3.1. Диагностика (классификация, распознавание, идентификация) (задача 3)

Решим задачу идентификации в наиболее достоверной модели. Для этого запустим режим 4.1.2 (рисунок 19):

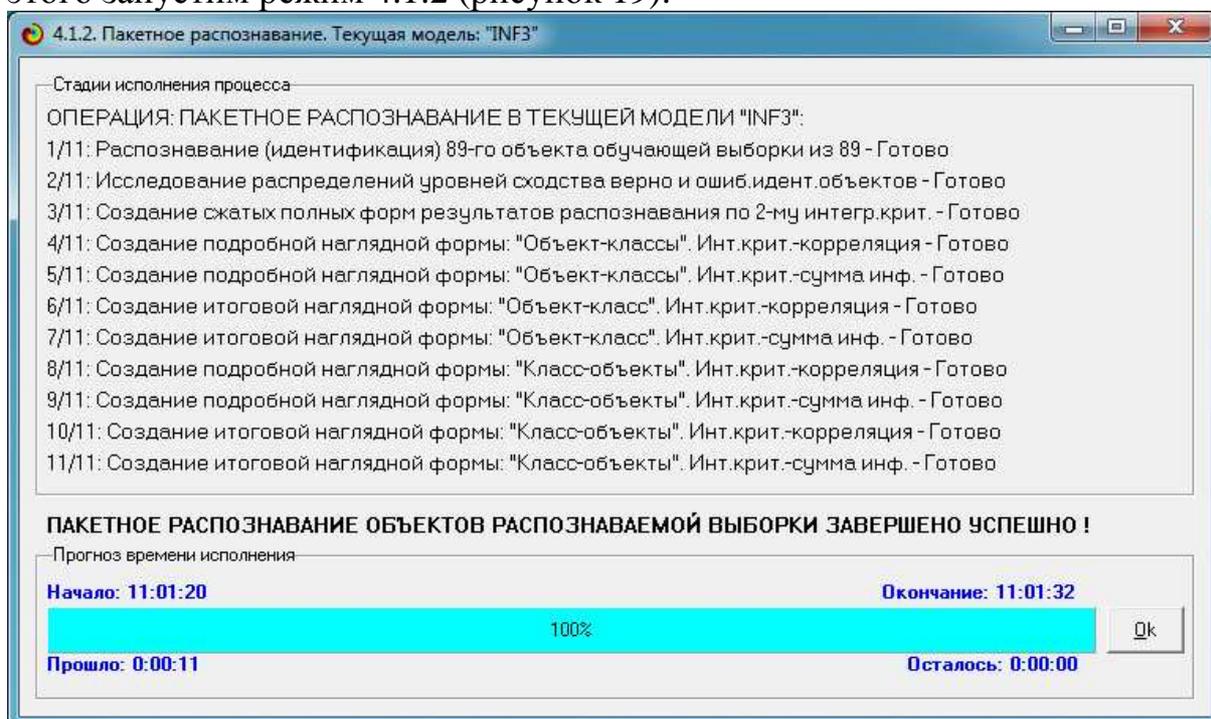
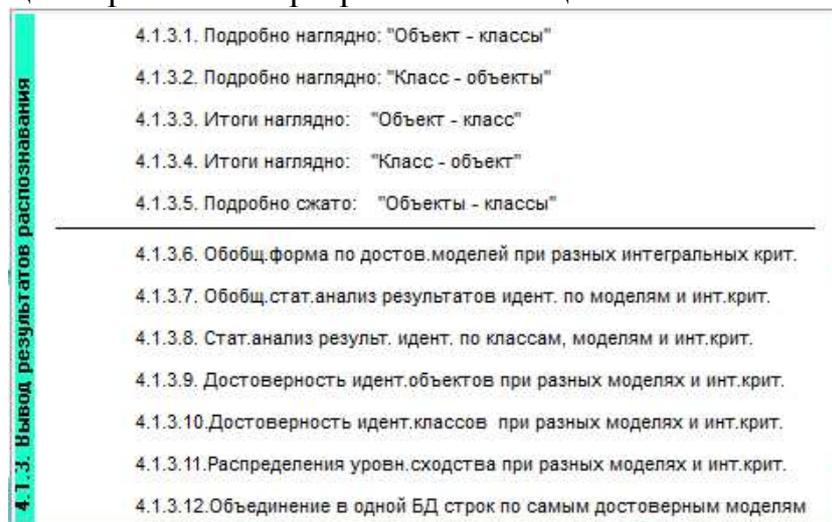


Рисунок 19. Экранная форма отображения процесса решения задачи идентификации в наиболее достоверной модели

Видно, что идентификация 89 примеров в ранее созданных моделях заняла 11 секунд.

Система «Эйдос» формирует 10 выходных форм с результатами идентификации в различных разрезах и обобщениях:



Приведем две формы из этих 10: 4.1.3.1 и 4.1.3.2 (рисунок 20):

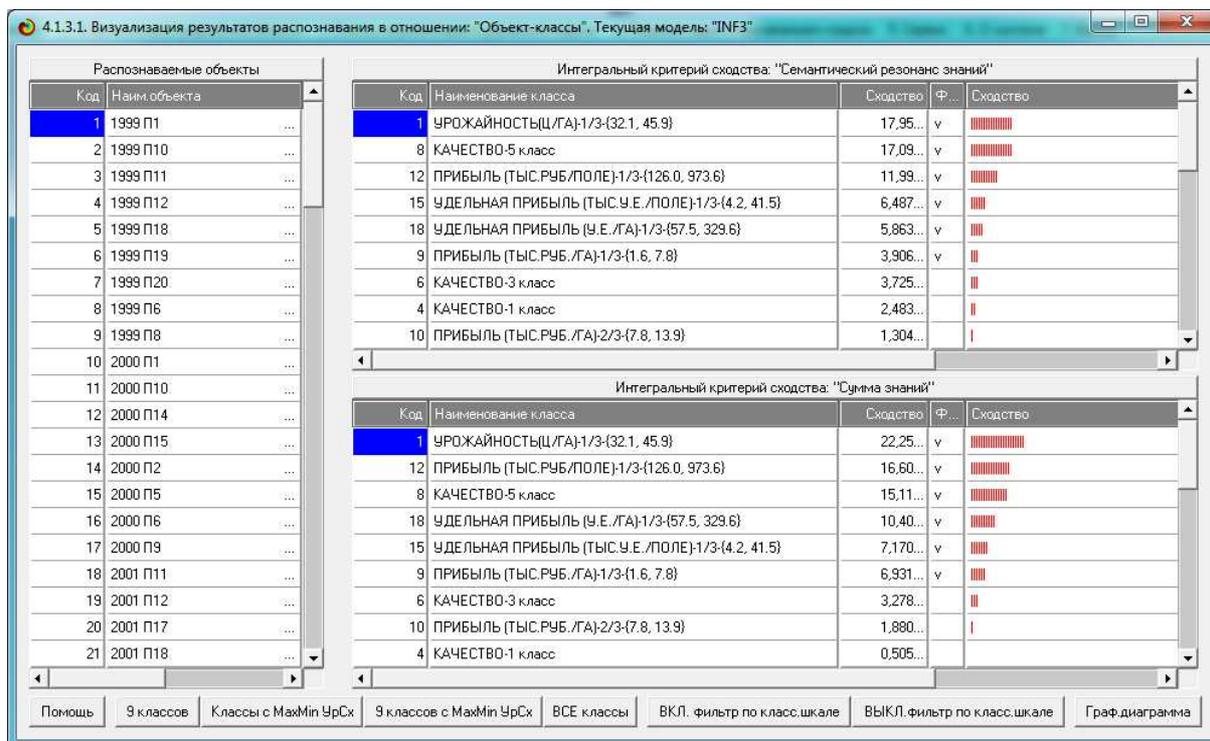
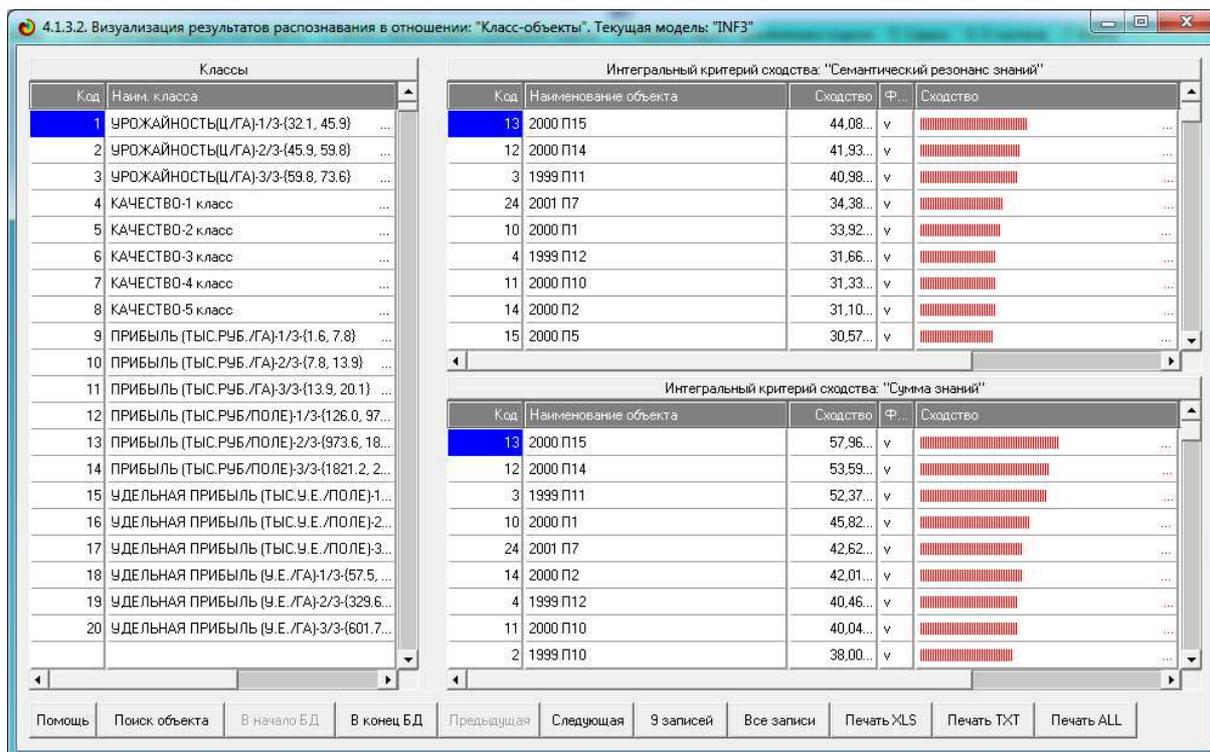


Рисунок 20. Выходные формы по результатам идентификации

3.2. Исследование предметной области путем исследования ее модели (задача 3)

Исследование моделируемого объекта путем исследования его моделей является корректным, если модель верно отражает моделируемый объект и включает ряд возможностей. Используем те из этих возможностей, которые полезны для решения задачи, поставленной в работе, т.е. для определения рациональных конструктивных особенностей и режимов работы релятивных барабанов для качественного смешивания комбикормов.

3.2.1. Нелокальные нейроны и нейронные сети

В работе [10] автором предложены нелокальные нейроны и нелокальные нейронные сети прямого счета, основанные на теории информации. Эти сети, предложенные автором 15 лет очень сходны с популярным сегодня нейробайесовским подходом [11].

Один из нелокальных нейронов модели INF3 приведен на рисунке 21, а нелокальная нейронная сеть INF3 на рисунке 22:

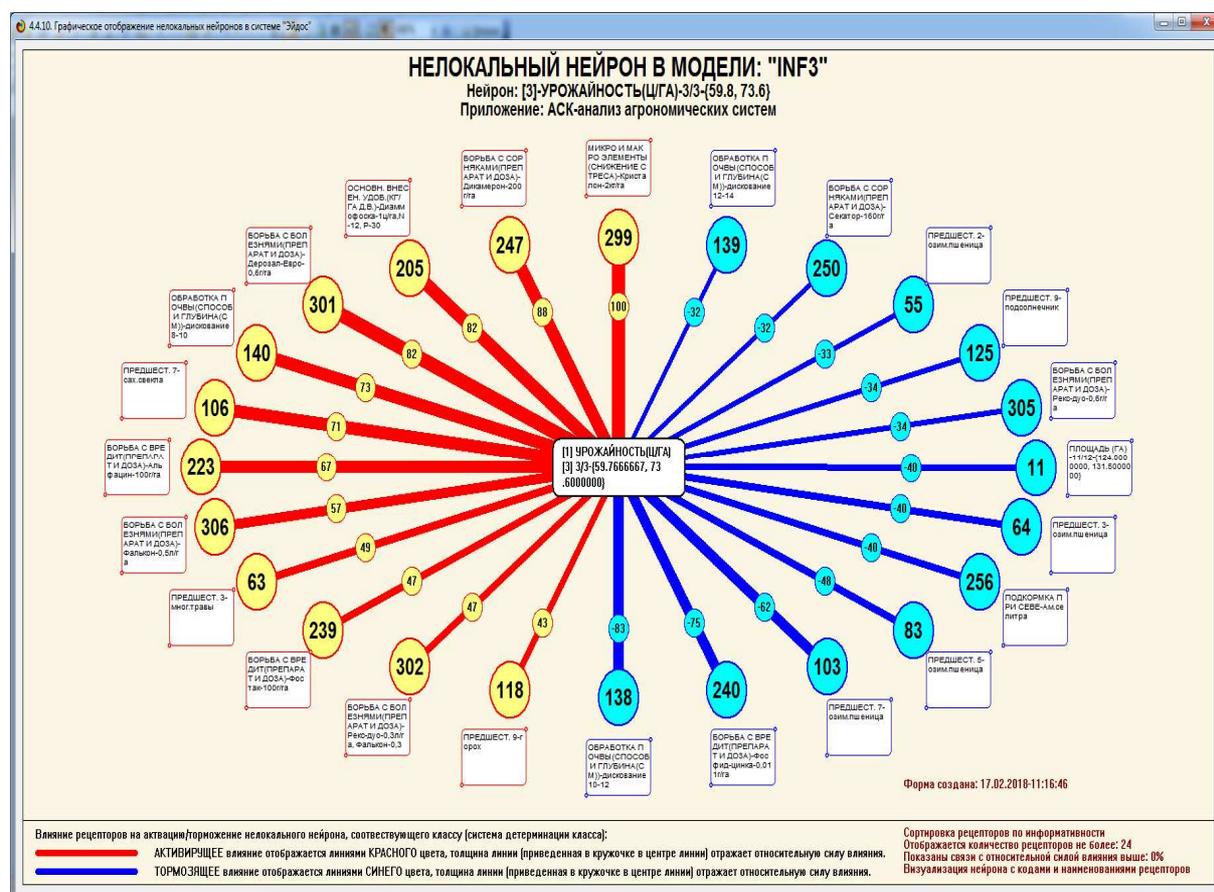


Рисунок 21. Нелокальный нейрон

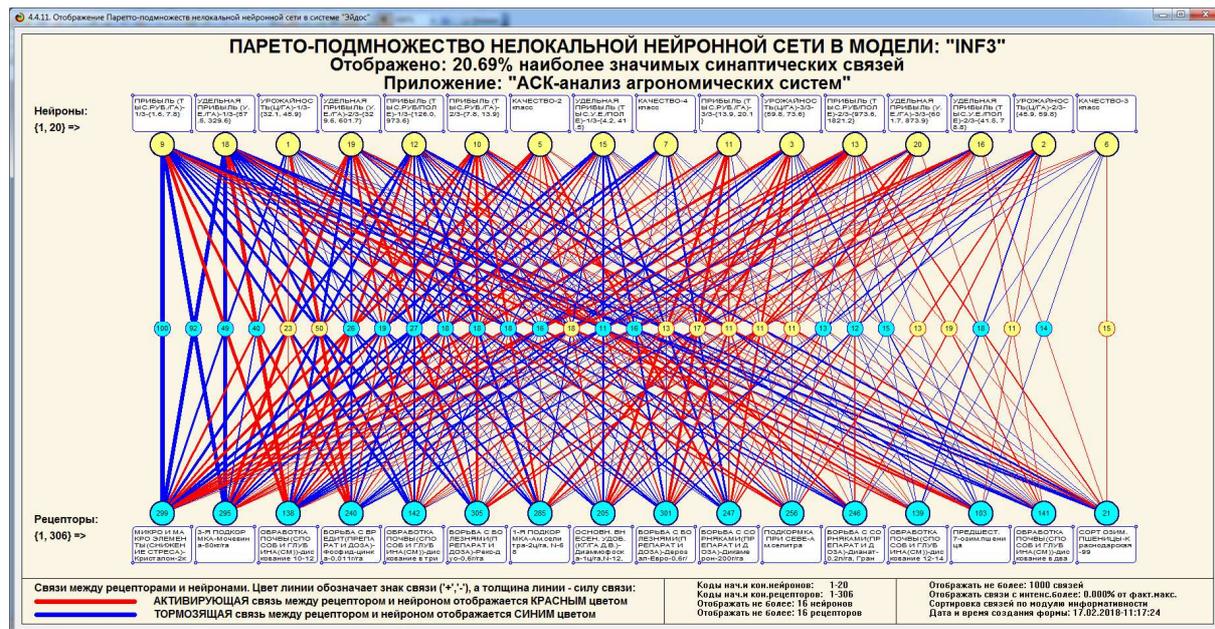


Рисунок 22. Парето-подмножество нелокальной нейронной сети (показаны 20,69% наиболее значимых синаптических связей)

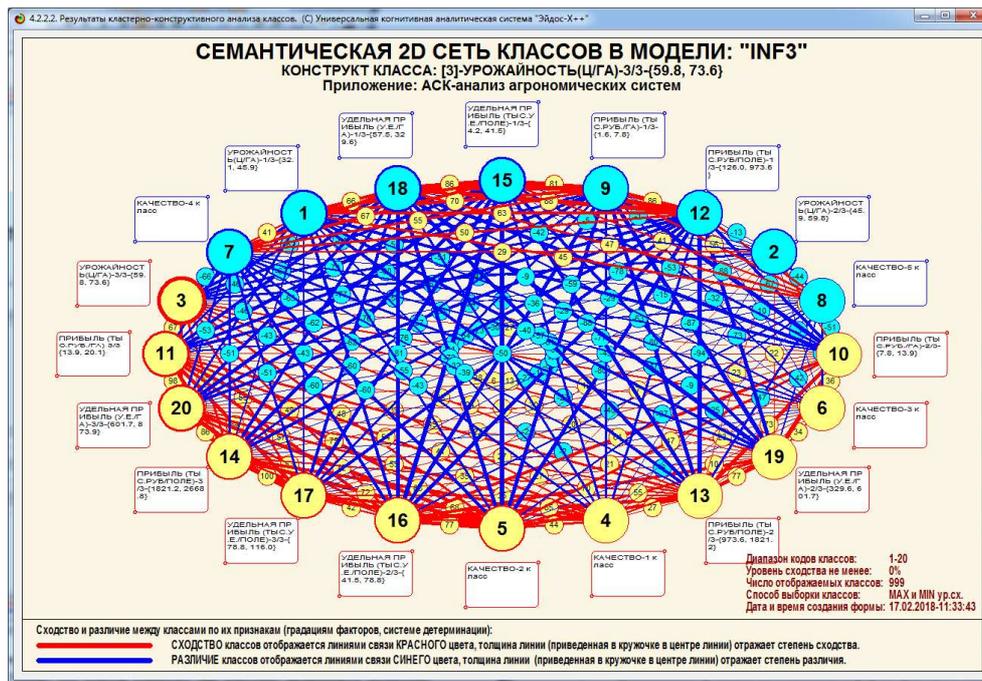
3.2.2. Когнитивные диаграммы классов

В режиме 4.2.2.1 рассчитывается матрица сходства классов, отражающая сходство-различие классов друг с другом (таблица 8).

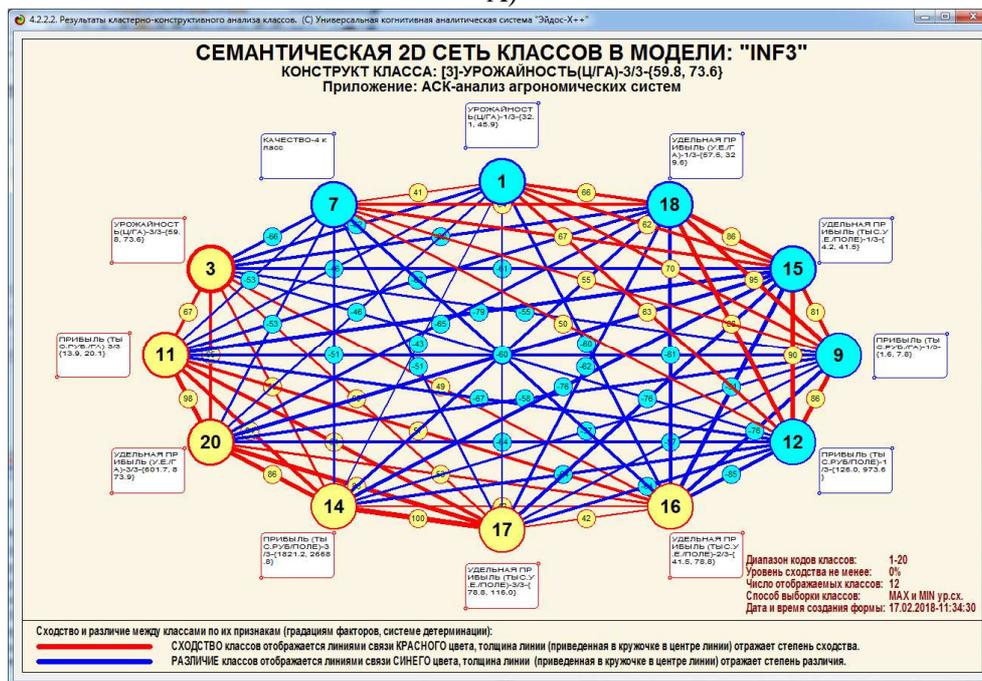
Таблица 8 – Матрица сходства классов

KOD_CLS	NAME_CLS	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	N10	N11	N12	N13	N14	N15	N16	N17	N18	N19	N20
1	УРОЖАЙНОСТЬ(Ц/ГА)-1/3-(32.1, 45.9)	100.0	-41.8	-62.2	-31.8	-54.7	-28.7	41.4	45.3	69.7	-58.7	-46.1	62.7	-57.8	-42.8	62.3	-59.5	-42.8	66.1	-57.2	-45.5
2	УРОЖАЙНОСТЬ(Ц/ГА)-2/3-(45.9, 59.8)	-41.8	100.0	-45.1	-8.8	7.4	-3.4	28.8	-44.5	-16.7	35.6	-24.2	-13.0	22.7	-15.1	-1.4	11.9	-15.1	-4.6	21.9	-23.5
3	УРОЖАЙНОСТЬ(Ц/ГА)-3/3-(59.8, 73.6)	-62.2	-45.1	100.0	38.9	48.2	30.6	-65.8	-6.6	-54.8	27.4	67.0	-51.4	38.4	55.3	-60.9	49.4	55.3	-61.8	37.9	65.4
4	КАЧЕСТВО-1 класс	-31.8	-8.8	38.9	100.0	43.7	9.5	-43.4	-24.9	-45.0	23.1	53.9	-46.9	27.5	67.9	-54.5	33.0	67.9	-48.4	28.8	55.3
5	КАЧЕСТВО-2 класс	-54.7	7.4	48.2	43.7	100.0	-6.4	-60.4	-36.8	-73.8	46.7	74.8	-79.7	66.3	71.7	-87.5	76.7	71.7	-77.9	54.5	72.0
6	КАЧЕСТВО-3 класс	-28.7	-3.4	30.6	9.5	-6.4	100.0	-39.7	-43.5	-32.0	35.7	5.6	-10.4	13.0	-1.7	-15.3	21.3	-1.7	-29.2	34.0	5.6
7	КАЧЕСТВО-4 класс	41.4	28.8	-65.8	-43.4	-60.4	-39.7	100.0	-8.7	54.9	-36.3	-52.6	50.0	-38.9	-50.6	66.8	-60.4	-50.6	63.9	-50.0	-52.6
8	КАЧЕСТВО-5 класс	45.3	-44.5	-6.6	-24.9	-36.8	-43.5	-8.7	100.0	55.6	-50.7	-30.4	47.7	-46.7	-26.6	40.7	-40.0	-26.6	46.6	-41.7	-28.5
9	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА)-1/3-(1.6, 7.8)	69.7	-16.7	-54.8	-45.0	-73.8	-32.0	54.9	55.6	100.0	-87.7	-60.3	86.1	-80.3	-56.9	80.6	-76.3	-56.9	95.4	-86.5	-58.2
10	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА)-2/3-(7.8, 13.9)	-58.7	35.6	27.4	23.1	46.7	35.7	-36.3	-50.7	-87.7	100.0	14.7	-66.9	72.9	19.8	-52.7	60.7	19.8	-78.1	92.8	13.0
11	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ГА)-3/3-(13.9, 20.1)	-46.1	-24.2	67.0	53.9	74.8	5.6	-52.6	-30.4	-60.3	14.7	100.0	-66.8	45.3	83.9	-78.8	57.3	83.9	-67.0	24.2	98.0
12	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ПОЛЕ)-1/3-(126.0, 973.6)	62.7	-13.0	-51.4	-46.9	-79.7	-10.4	50.0	47.7	86.1	-66.9	-66.8	100.0	-94.1	-64.3	89.9	-84.7	-64.3	88.0	-72.9	-64.3
13	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ПОЛЕ)-2/3-(973.6, 1821.2)	-57.8	22.7	38.4	27.5	66.3	13.0	-38.9	-46.7	-80.3	72.9	45.3	-94.1	100.0	34.7	-76.8	85.3	34.7	-80.5	77.1	41.1
14	ПРИБЫЛЬ (ТЫС.РУБ./ПОЛЕ)-3/3-(1821.2, 2668.8)	-42.8	-15.1	55.3	67.9	71.7	-1.7	-50.6	-26.6	-56.9	19.8	83.9	-64.3	34.7	100.0	-75.8	42.5	100.0	-61.8	27.2	85.8
15	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (ТЫС.У.Е./ПОЛЕ)-1/3-(4.2, 41.5)	62.3	-1.4	-60.9	-54.5	-87.5	-15.3	66.8	40.7	80.6	-52.7	-78.8	89.9	-76.8	-75.8	100.0	-91.2	-75.8	86.0	-62.5	-77.1
16	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (ТЫС.У.Е./ПОЛЕ)-2/3-(41.5, 78.8)	-59.5	11.9	49.4	33.0	76.7	21.3	-60.4	-40.0	-76.3	60.7	57.3	-84.7	65.3	42.5	-91.2	100.0	42.5	-80.7	69.7	53.2
17	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (ТЫС.У.Е./ПОЛЕ)-3/3-(78.8, 116.0)	-42.8	-15.1	55.3	67.9	71.7	-1.7	-50.6	-26.6	-56.9	19.8	83.9	-64.3	34.7	100.0	-75.8	42.5	100.0	-61.8	27.2	85.8
18	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (У.Е./ГА)-1/3-(67.5, 329.6)	66.1	-4.6	-61.8	-48.4	-77.9	-29.2	63.9	46.6	95.4	-78.1	-67.0	88.0	-80.5	-61.8	86.0	-80.7	-61.8	100.0	-88.2	-64.7
19	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (У.Е./ГА)-2/3-(329.6, 601.7)	-57.2	21.9	37.9	28.8	54.5	34.0	-50.0	-41.7	-86.5	92.8	24.2	-72.9	77.1	27.2	-62.5	69.7	27.2	-88.2	100.0	22.1
20	УДЕЛЬНАЯ ПРИБЫЛЬ (У.Е./ГА)-3/3-(601.7, 873.9)	-45.5	-23.5	65.4	55.3	72.0	5.6	-52.6	-28.5	-58.2	13.0	98.0	-64.3	41.1	85.8	-77.1	53.2	85.8	-64.7	22.1	100.0

В графической форме эта таблица отображается в форме когнитивных диаграмм (рисунок 23):



А)



Б)

Рисунок 23. Когнитивные диаграммы, отражающие сходство-различие обобщенных образов классов друг с другом: А) все классы, Б) 12 классов

Видно, что классы образуют два кластера, являющиеся полюсами конструкта. В кластеры объединены сходные классы, а на полюсах конструкта находятся противоположные по смыслу кластеры. Малозначимые связи могут отфильтрованы (не отображаться).

В текущей версии системы «Эйдос» реализована дивизивная кластеризация, а агломеративная когнитивная кластеризация была реализована лишь в DOS-версии системы «Эйдос» [12].

3.2.3. Когнитивные диаграммы значений факторов

В режиме 4.2.2.1 рассчитывается матрица сходства классов, отражающая сходство-различие классов друг с другом (таблица 9).

Таблица 9 – Матрица сходства значений факторов (фрагмент)

В таблице 9 приведен лишь фрагмент матрицы сходства значений факторов, т.к. это матрица 306 × 306. Соответствующая база данных находится по пути: ..\Aidos-X\AID_DATA\A0000001\System\SxodAtrInf3.DBF и почти полностью может быть открыта в MS Excel. При задании масштаба просмотра 500% таблица 9 вполне читабельна.

В графической форме эта таблица отображается в форме когнитивных диаграмм (рисунок 24):

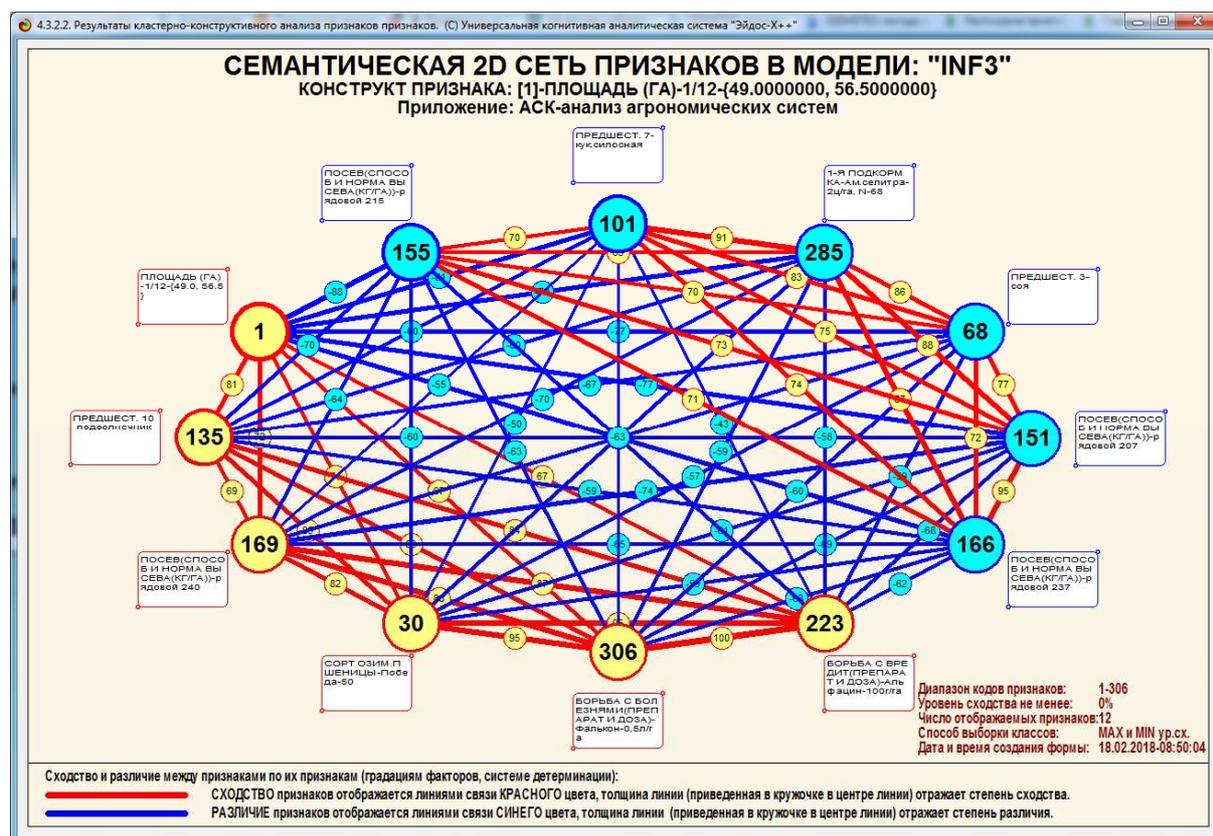


Рисунок 24. Когнитивная диаграмма, отражающие сходство-различие значений факторов друг с другом

Из рисунка 24 видно, что разные по природе значения факторов оказывают сходное влияние на агросистему. Все значения факторов образуют два кластера, в которых они объединены по сходству, а сами кластеры противоположны по смыслу и образуют полюса конструкта.

3.2.4. Когнитивные диаграммы содержательного сравнения классов

Система «Эйдос» обеспечивает расшифровку способа образования любой линии связи на графе, представленном на рисунке 23 в форме когнитивных диаграмм. На рисунке 25 приведена экранная форма задания параметров формирования и отображения когнитивных диаграмм

содержательного сравнения классов, на рисунке 26 – сама когнитивная диаграмма, а на рисунке 27 Help данного режима:

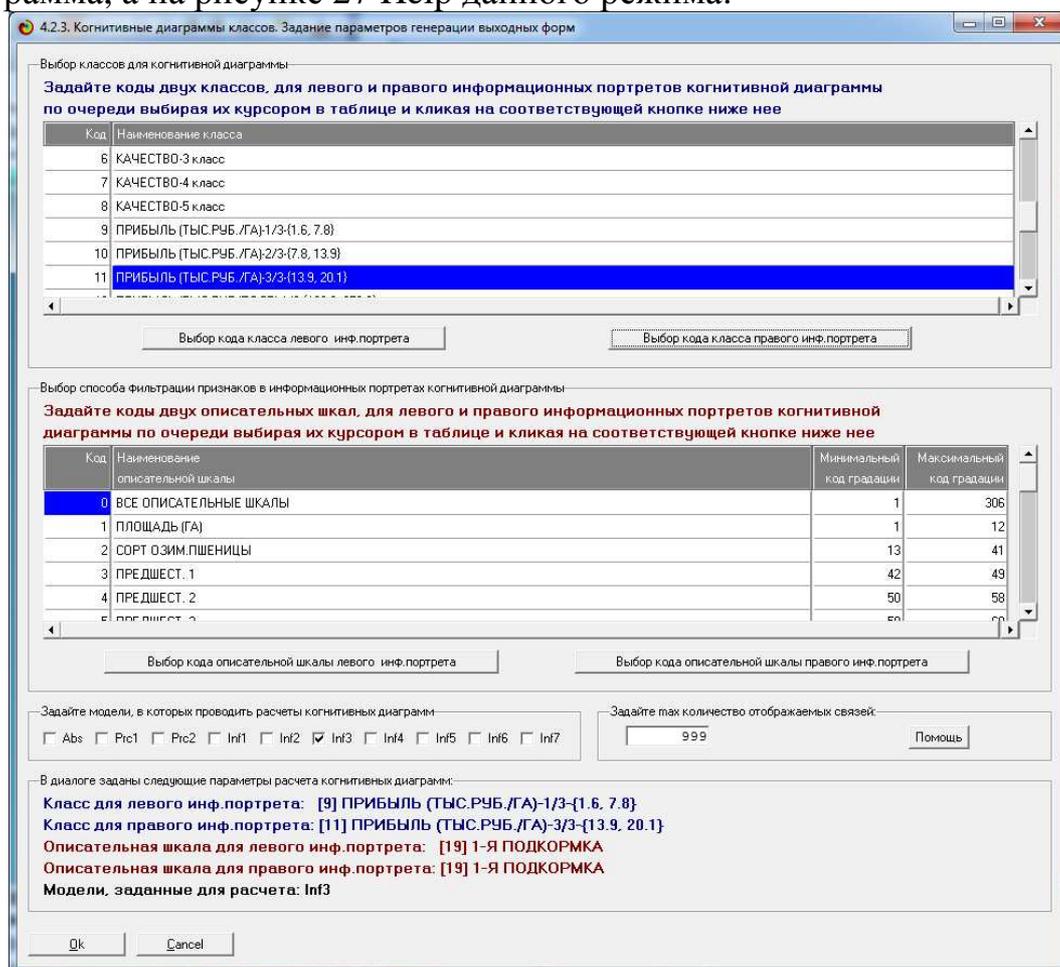


Рисунок 25. Экранная форма задания параметров формирования и отображения когнитивных диаграмм содержательного сравнения классов

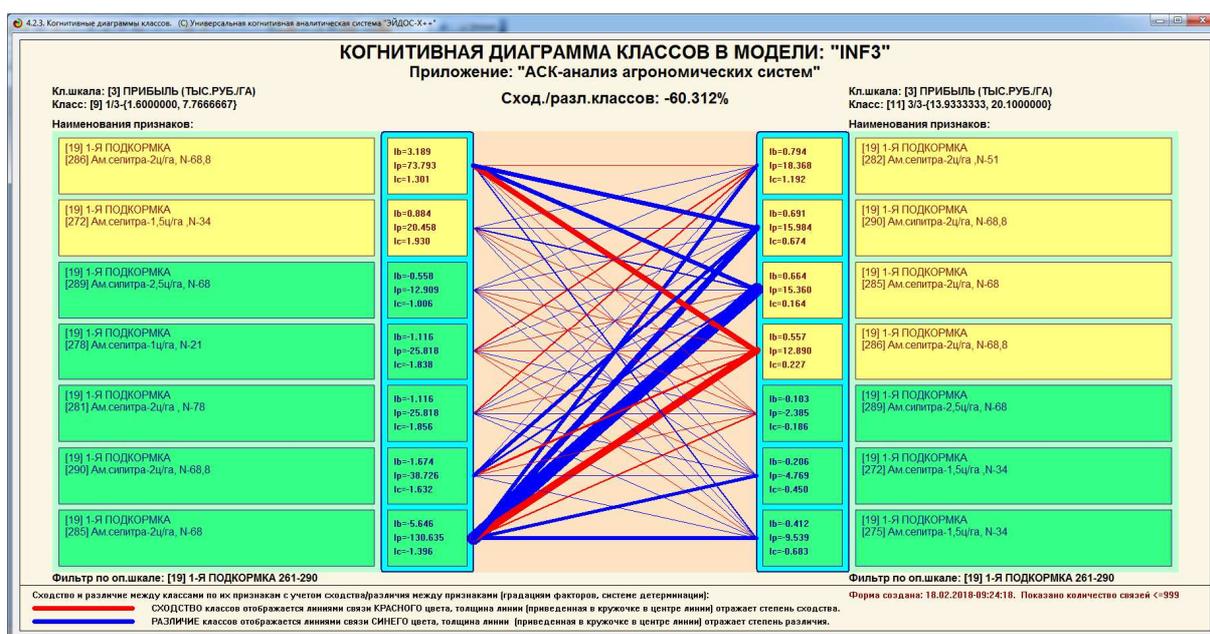


Рисунок 26. Когнитивная диаграмма содержательного сравнения классов

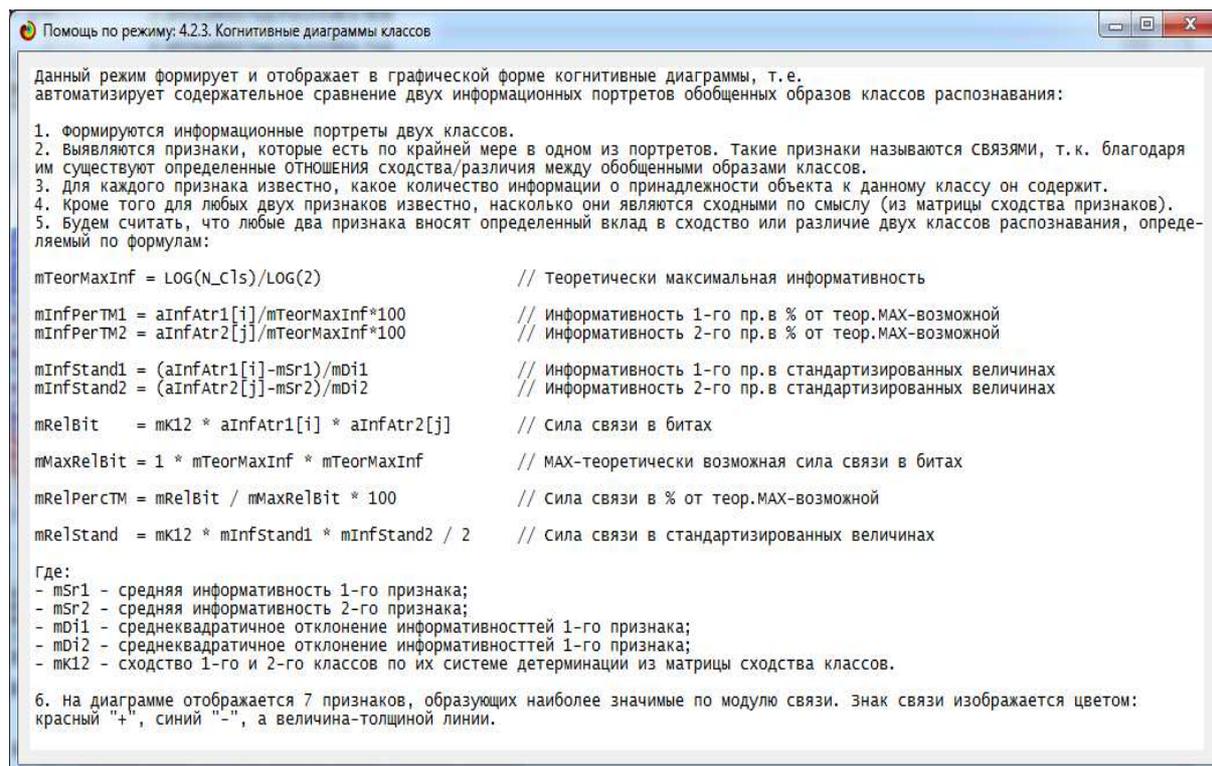


Рисунок 27. Help режима задания параметров формирования и отображения когнитивных диаграмм содержательного сравнения классов

Даная когнитивная диаграмма показывает содержательное сравнение влияния 1-й подкормки на получение низкой и высокой прибыли. Аналогично можно исследовать влияние любого фактора.

3.2.5. Когнитивные диаграммы содержательного сравнения значений факторов

Система «Эйдос» обеспечивает расшифровку способа образования любой линии связи на графе, представленном на рисунке 24 в форме когнитивных диаграмм. На рисунке 28 приведена экранная форма задания параметров формирования и отображения когнитивных диаграмм содержательного сравнения классов, на рисунке 29 – сама когнитивная диаграмма, а на рисунке 30 Help данного режима:

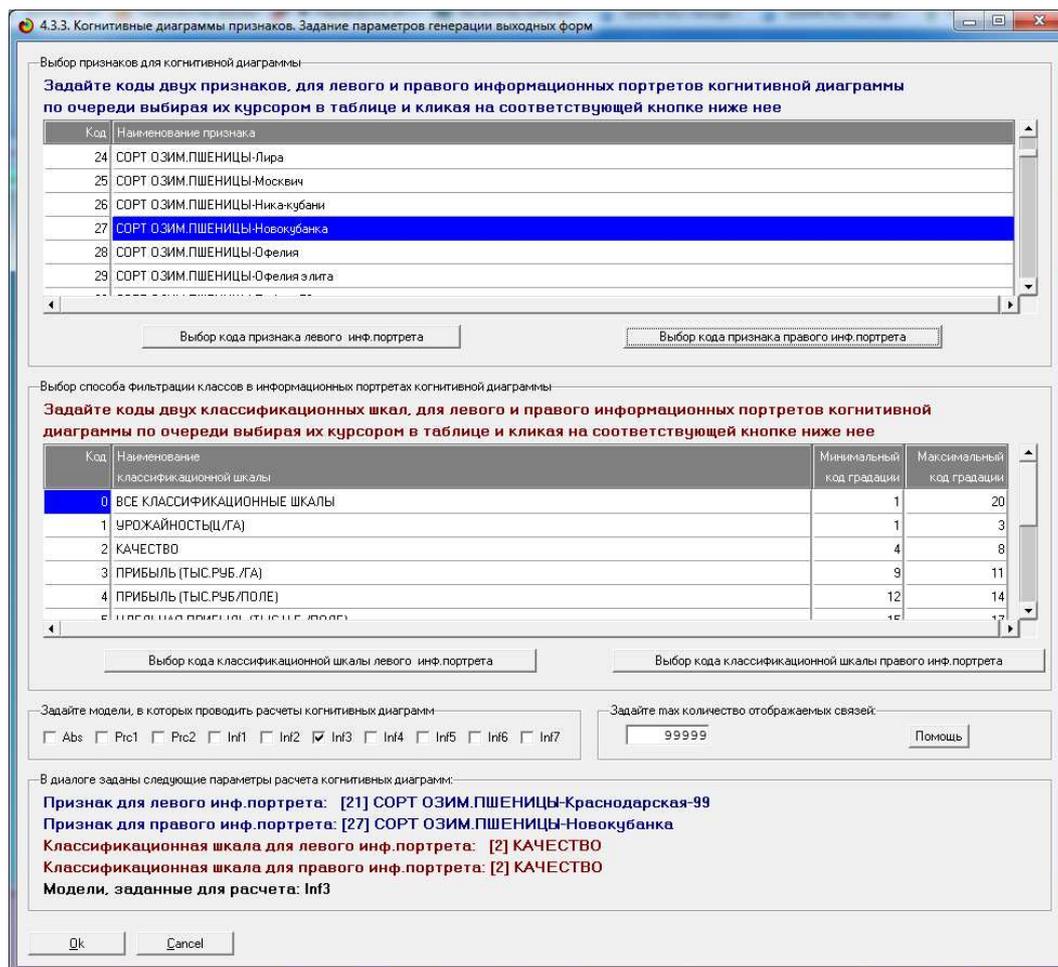


Рисунок 28. Экранная форма задания параметров формирования и отображения когнитивных диаграмм содержательного сравнения значений факторов

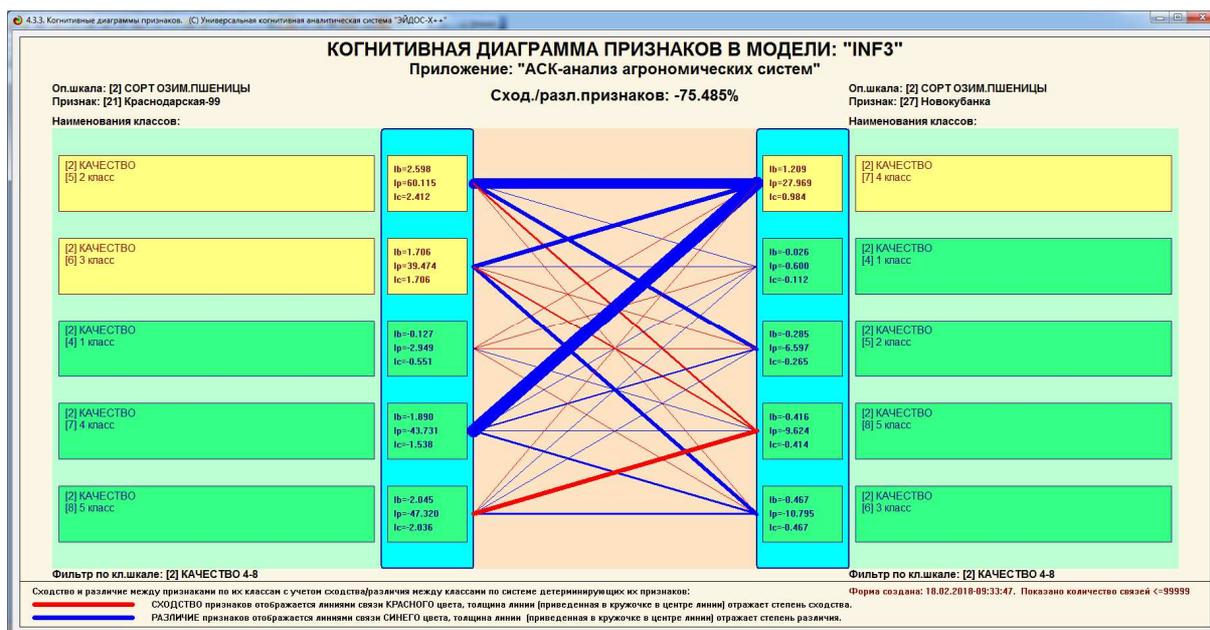


Рисунок 29. Когнитивная диаграмма содержательного сравнения значений факторов

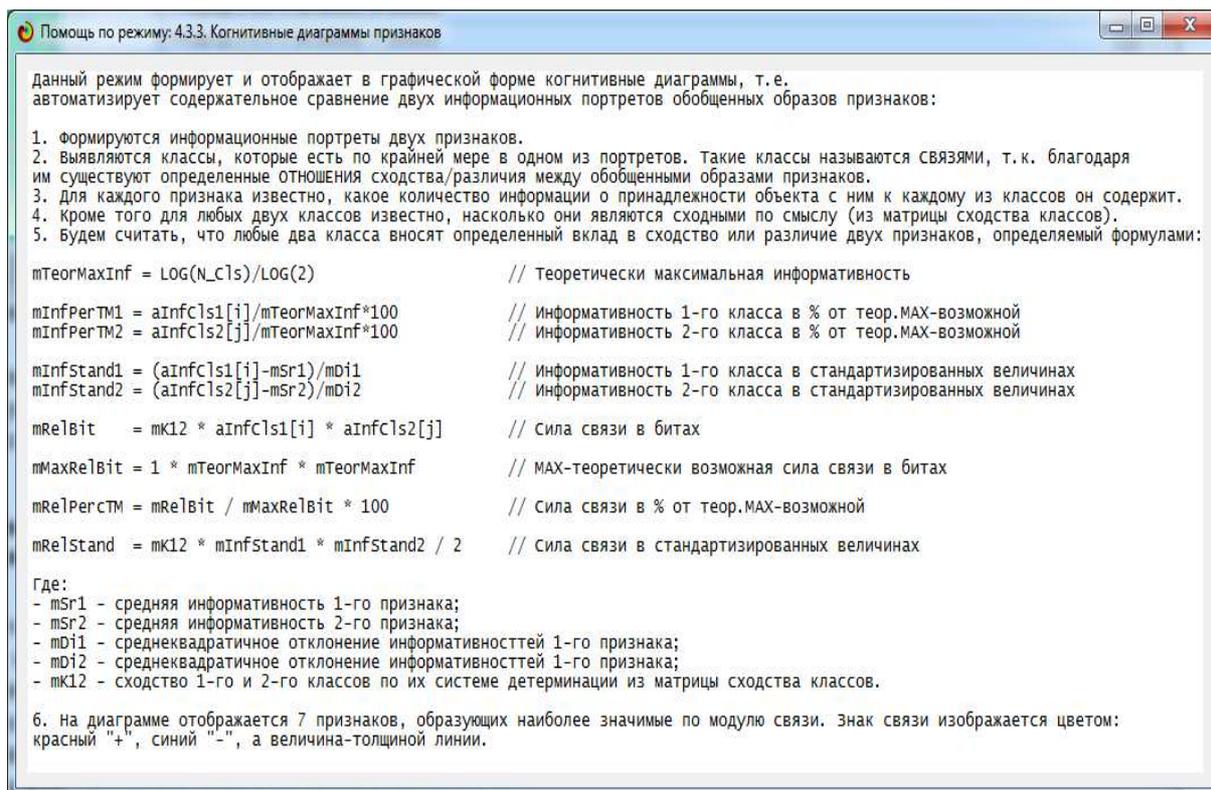


Рисунок 30. Help режима задания параметров формирования и отображения когнитивных диаграмм содержательного сравнения значений факторов

Даная когнитивная диаграмма показывает содержательное сравнение влияния сорта пшеницы на ее качество. Аналогично можно исследовать влияние любого фактора.

3.2.6. Интегральные когнитивные карты

Система «Эйдос» обеспечивает формирование и отображение когнитивных диаграмм, объединяющих нейронную сеть (рисунок 22), когнитивные диаграммы сходства различия классов (рисунок 23) и когнитивные диаграммы сходства различия значений факторов (рисунок 24).

На рисунке 31 приведена экранная форма задания параметров формирования и отображения интегральных когнитивных карт, а на рисунке 32 соответствующая заданным параметрам интегральная когнитивная карта:

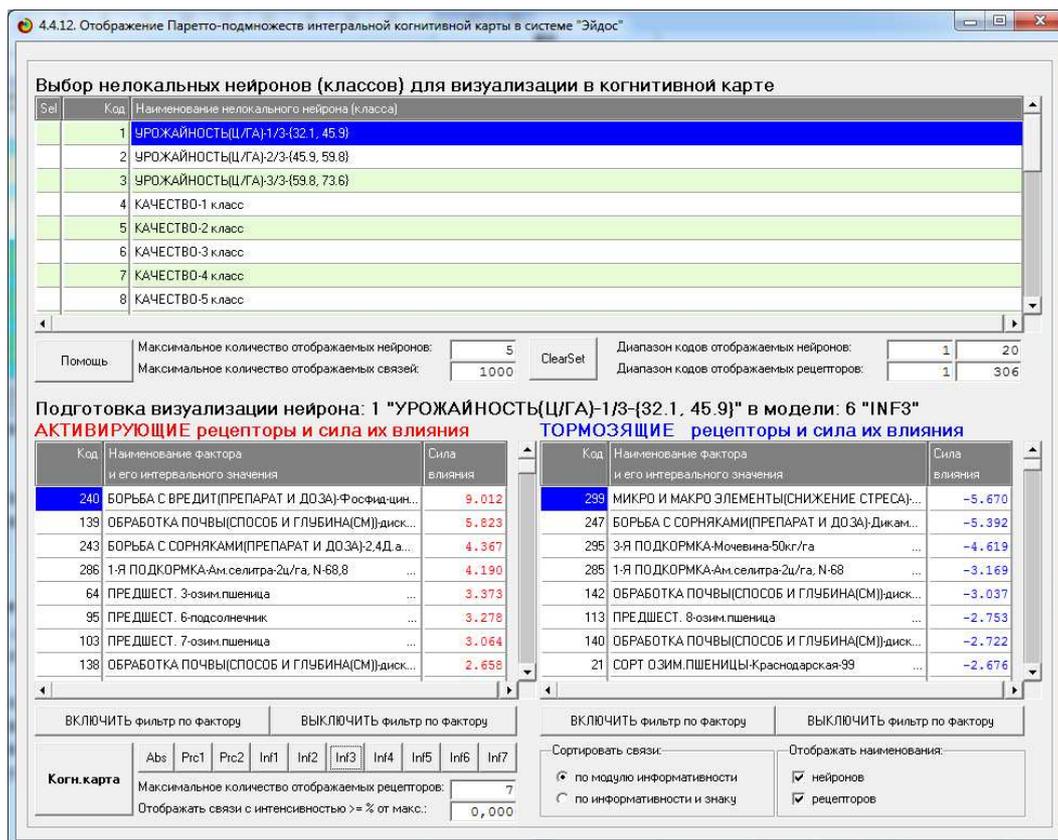


Рисунок 31. Экранная форма задания параметров формирования и отображения интегральных когнитивных карт

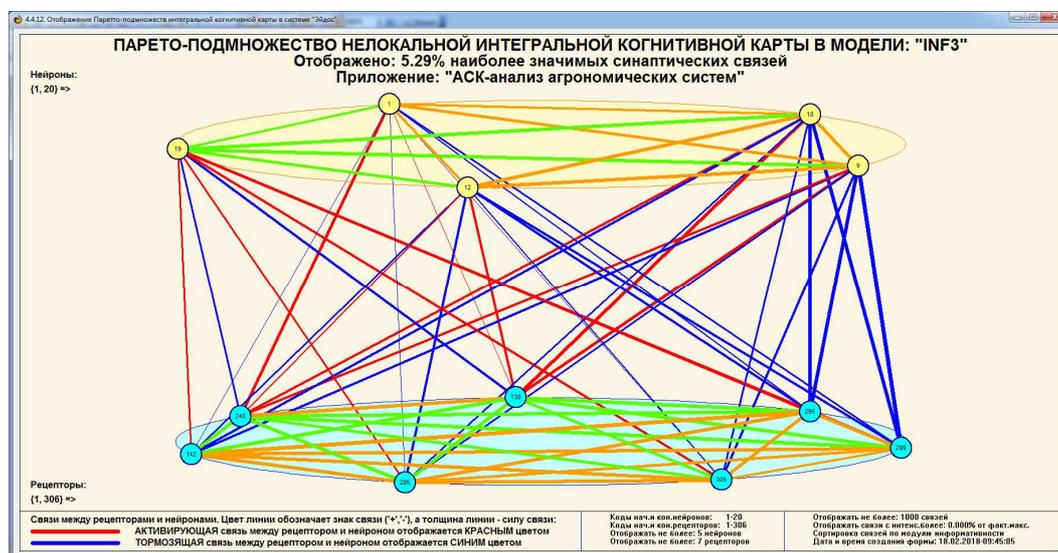


Рисунок 32. Пример интегральной когнитивной карты

3.2.7. Когнитивные функции

Система «Эйдос» является единственной на данный момент системой, обеспечивающей полностью автоматизированное определение количества информации в значениях аргумента о значениях функции непосредственно на основе эмпирических данных и визуализацию на этой

основе прямых, обратных, позитивных, негативных, полностью и частично редуцированных когнитивных функций [6].

Когнитивная функция представляет собой графическое отображение силы и направления влияния различных значений некоторого фактора на переходы объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам. Когнитивные функции представляют собой новый перспективный инструмент отражения и наглядной визуализации закономерностей и эмпирических законов. Разработка содержательной научной интерпретации когнитивных функций представляет собой способ познания природы, общества и человека. Когнитивные функции могут быть: прямые, отражающие зависимость классов от признаков, обобщающие информационные портреты признаков; обратные, отражающие зависимость признаков от классов, обобщающие информационные портреты классов; позитивные, показывающие чему способствуют система детерминации; негативные, отражающие чему препятствуют система детерминации; средневзвешенные, отражающие совокупное влияние всех значений факторов на поведение объекта (причем в качестве весов наблюдений используется количество информации в значении аргумента о значениях функции) различной степенью редукции или степенью детерминации, которая отражает в графической форме (в форме полосы) количество знаний в аргументе о значении функции и является аналогом и обобщением доверительного интервала. Если отобразить подматрицу матрицы знания, отображая цветом силу и направление влияния каждой градации некоторой описательной шкалы на переход объекта в состояния, соответствующие классам некоторой классификационной шкалы, то получим нередуцированную когнитивную функцию. Когнитивные функции являются наиболее развитым средством изучения причинно-следственных зависимостей в моделируемой предметной области, предоставляемым системой "Эйдос". Необходимо отметить, что на вид функций влияния математической моделью АСК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и не дифференцируемые. Отметим, что полученные и отраженные в форме когнитивных функций причинно-следственные зависимости обнаружены непосредственно на основе эмпирических данных путем преобразования их в информацию, а ее в знания и отражают факты, а не их теоретическое объяснение (теоретическую интерпретацию), разработка которой является делом специалиста, хорошо содержательно разбирающегося в моделируемой предметной области [14]. Выводы и рекомендации по рациональному выбору конструктивных особенностей и режимов работы сложных аграрных систем, полученные на основе SWOT-диаграмм и когнитивных функций, совпадают. Ниже приведены когнитивные функции, отражающие зависимость значений классификационных шкал (классов) от значений описательных шкал (факторов) (рисунок 24):

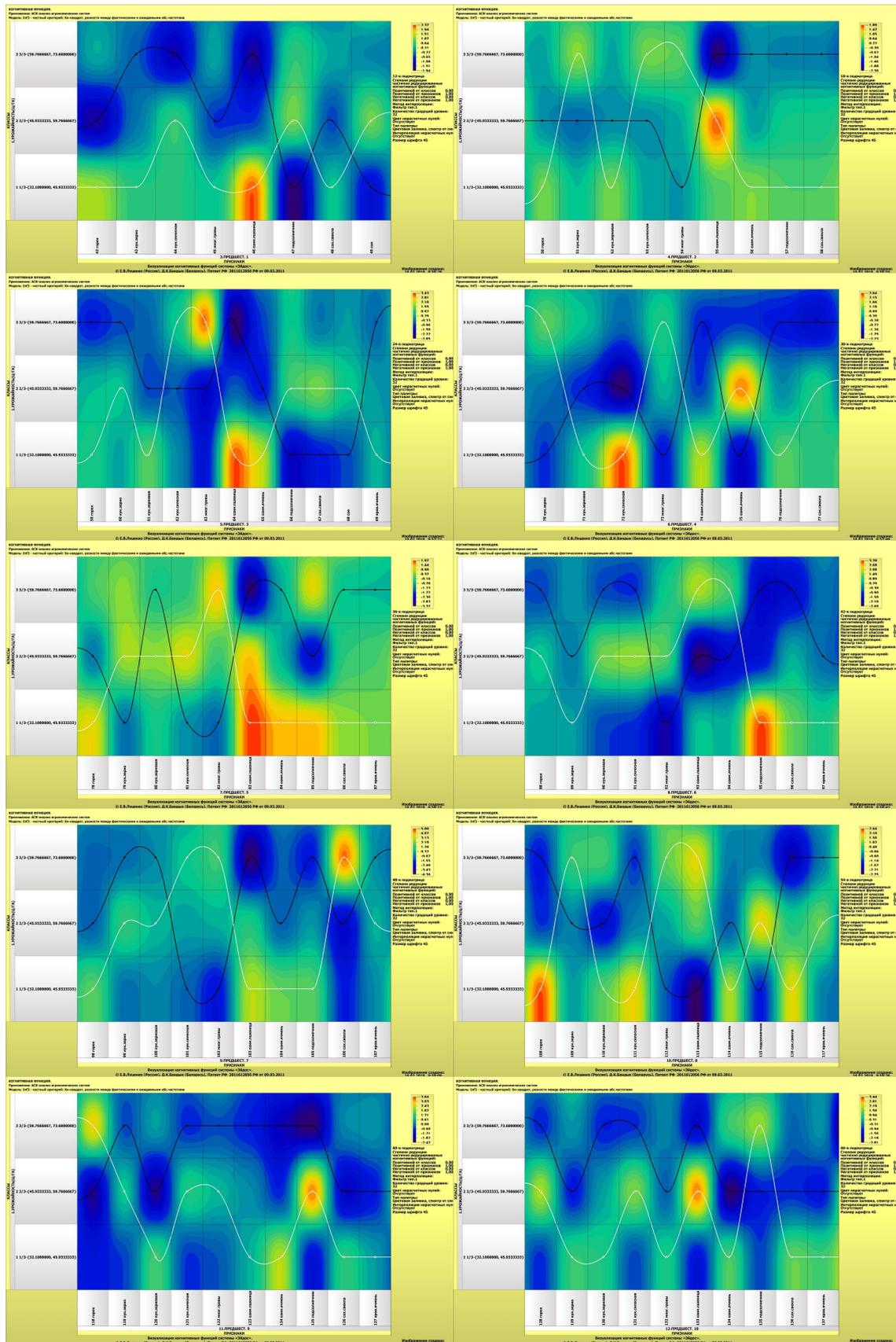


Рисунок 33. Когнитивные функции, отражающие влияние предшественников на урожайность

3.3. Поддержка принятия решений (задача 3)

При принятии решений определяется сила и направления влияния факторов на принадлежность состояний объекта моделирования к тем или иным классам. По сути это решение задачи SWOT-анализа [9]. 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. Подобная технология разработана давно, ей уже около 30 лет, но она малоизвестна – это интеллектуальная система «Эйдос» [4].

В статье [9] на реальном численном примере подробно описывается возможность проведения количественного автоматизированного SWOT-анализа средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» без использования экспертных оценок непосредственно на основе эмпирических данных. Предложено решение прямой и обратной задач SWOT-анализа. PEST-анализ рассматривается как SWOT-анализ, с более детализированной классификацией внешних факторов. Поэтому выводы, полученные в статье [9] на примере SWOT-анализа, можно распространить и на PEST-анализ.

В системе «Эйдос» в режиме 4.4.8 поддерживается решение этой задачи (рисунок 34):

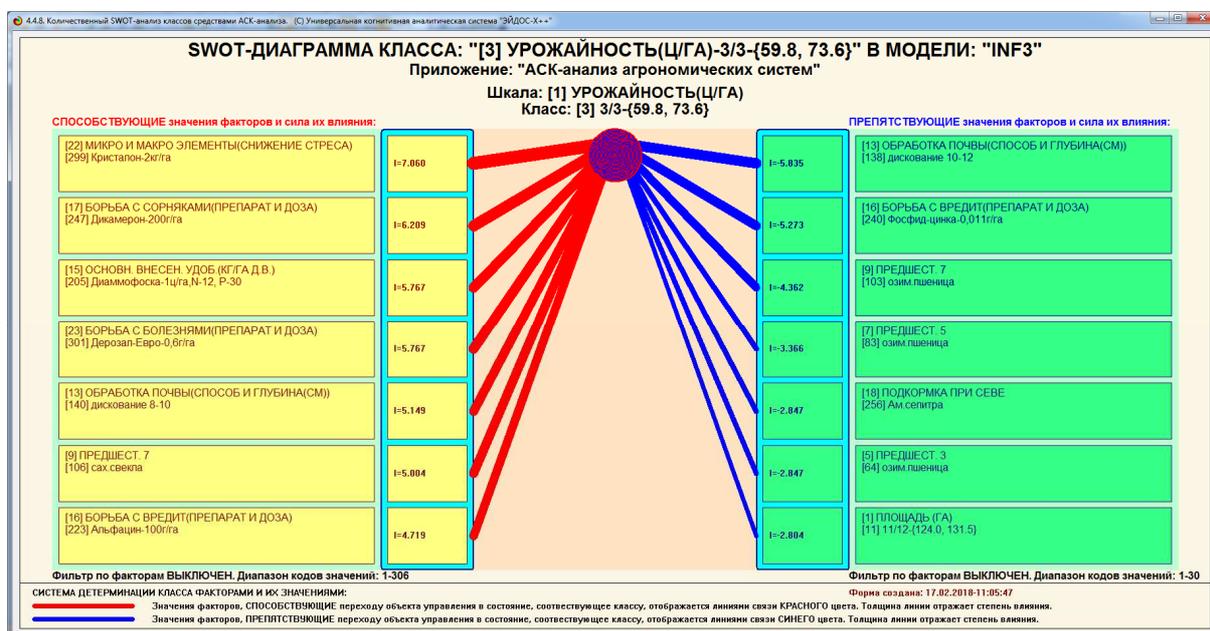
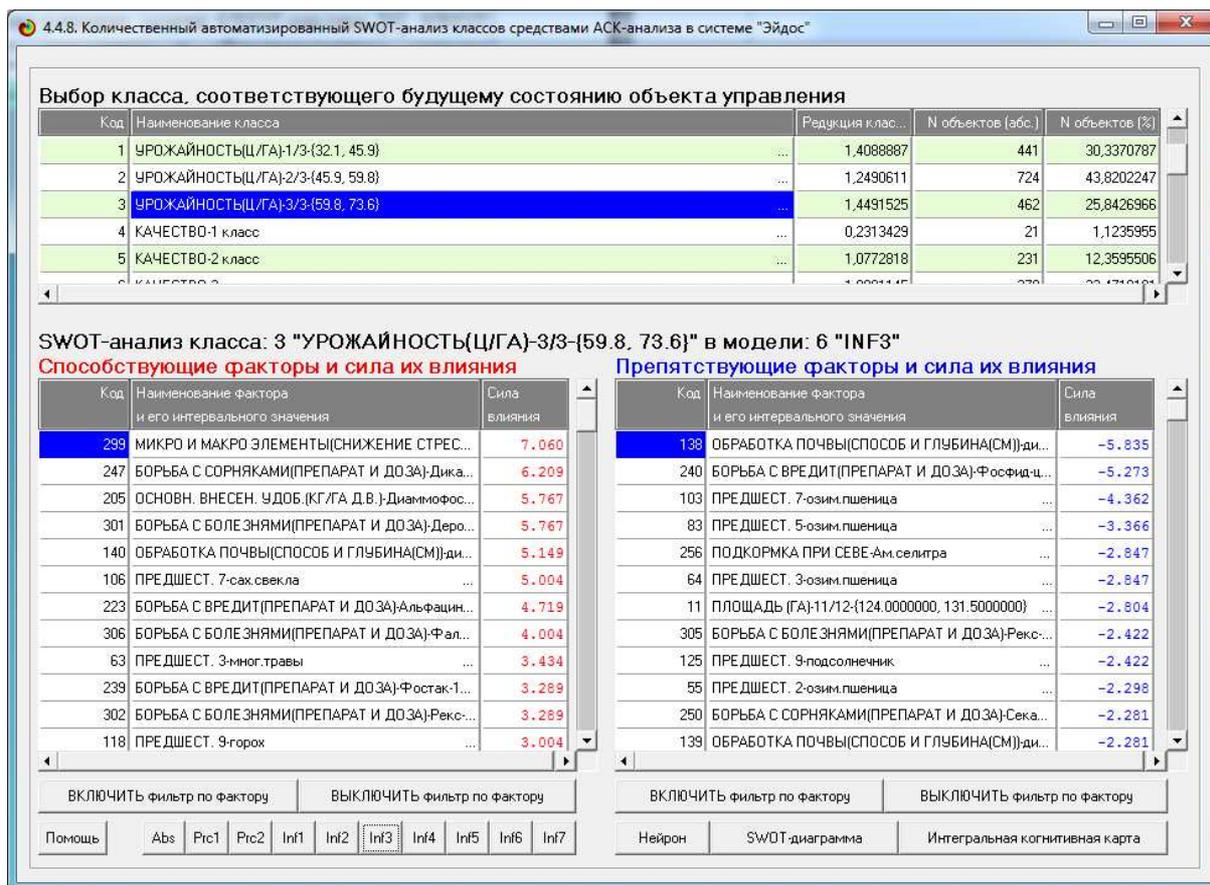


Рисунок 34. Экранные формы решения задачи SWOT-анализа

Можно исследовать также влияние любого фактора, например предшественников 7 лет назад (рисунок 35):

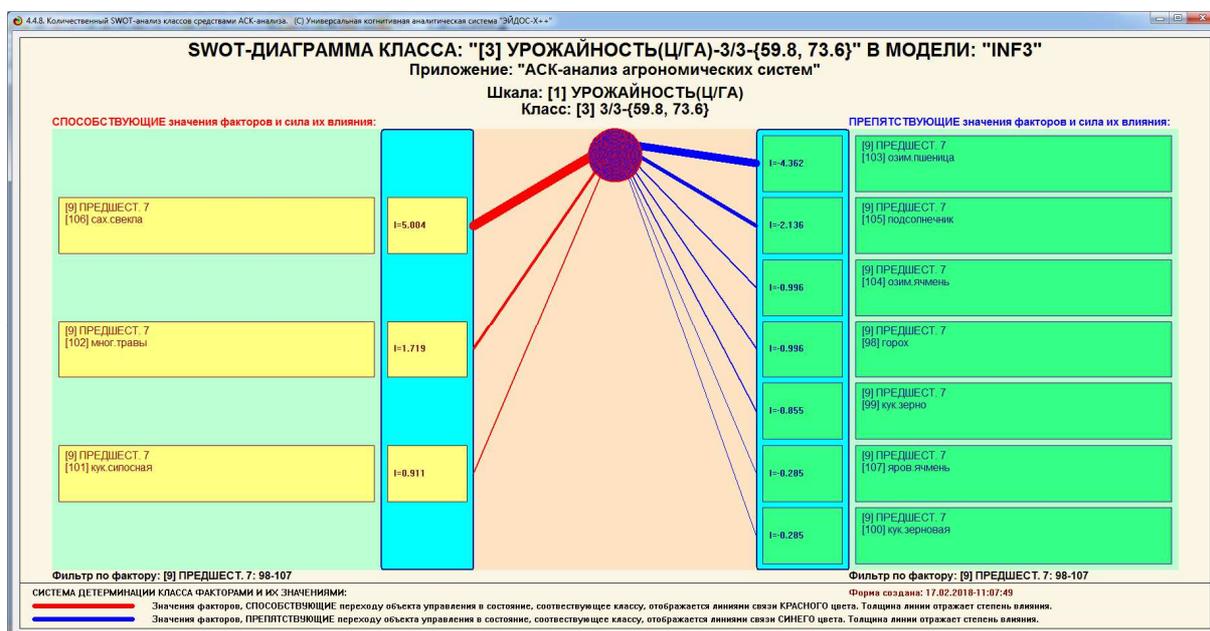
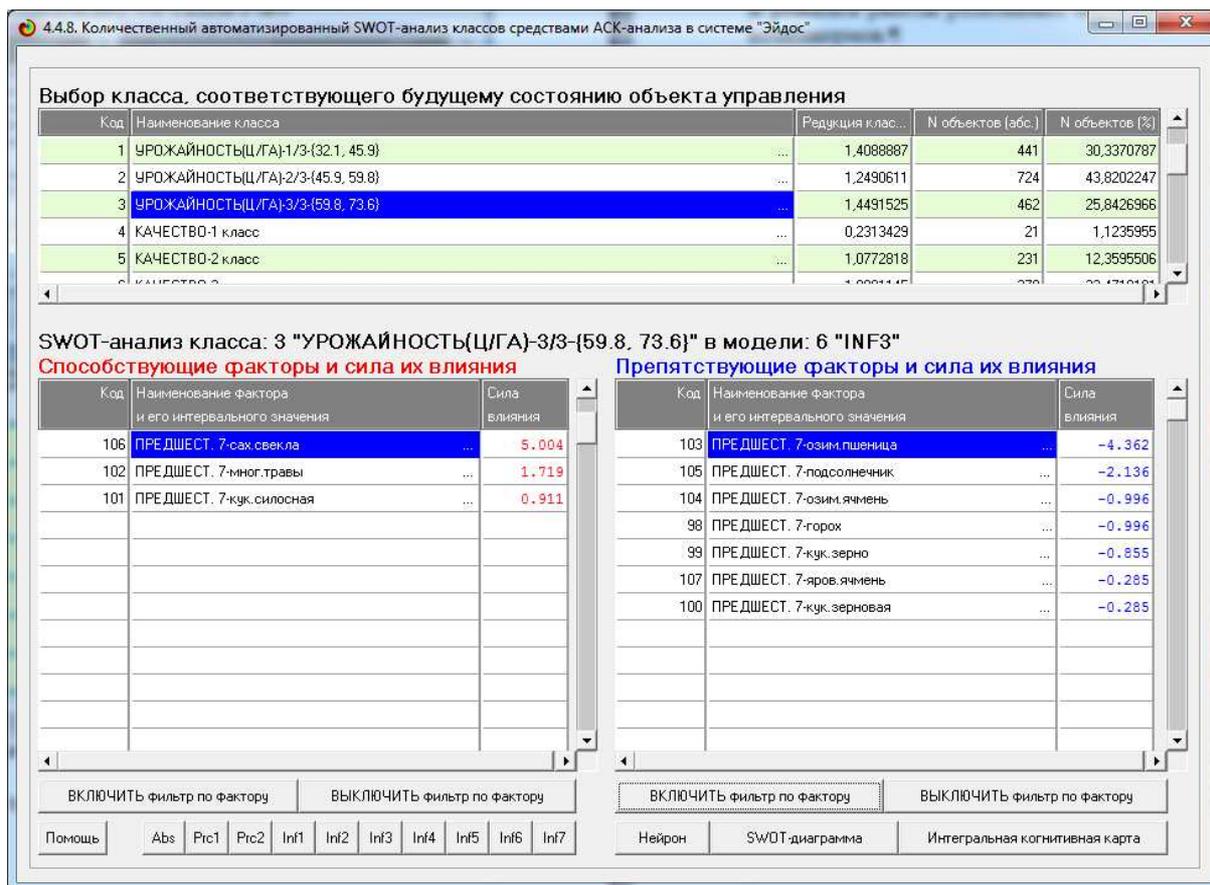


Рисунок 35. Экранные формы решения задачи SWOT-анализа с фильтром по фактору: «Предшественники 7 лет назад»

В системе «Эйдос» имеется также возможность отображения инвертированных SWOT-диаграмм (предложены автором [9]), отражающих влияние на объект моделирования заданного значения фактора (рисунок 36):

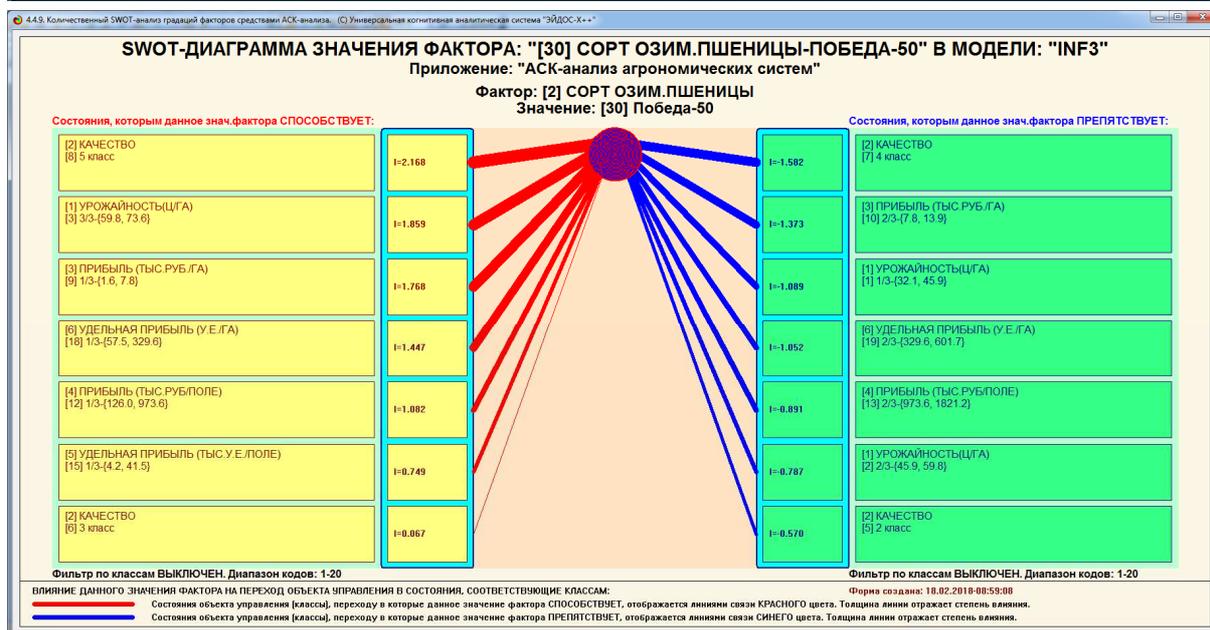
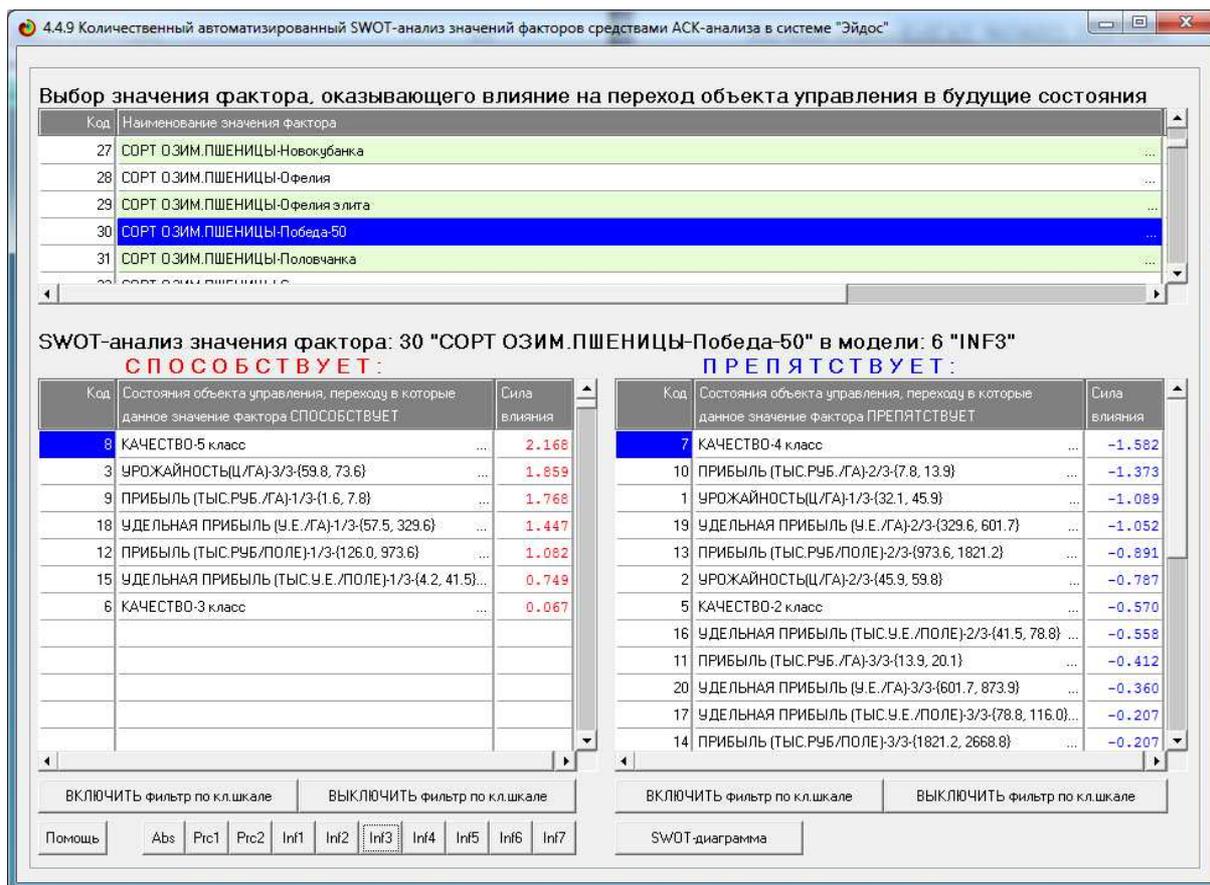


Рисунок 36. Экранные формы инвертированных SWOT-диаграмм отражающих влияние заданного значения фактора на агросистему

На рисунке 37 приведен алгоритм принятия управляющих решений в АСК-анализе и системе «Эйдос»:

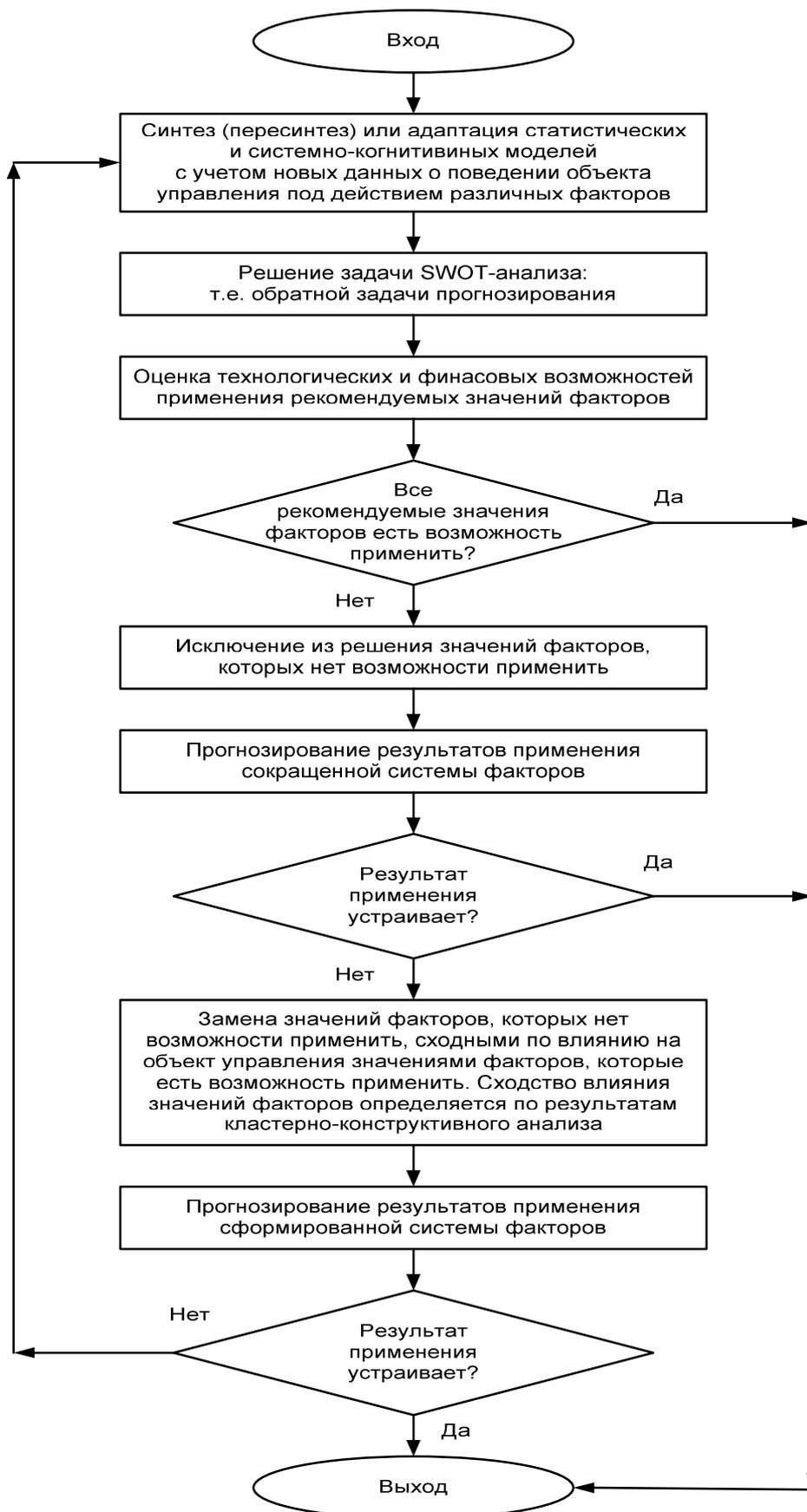


Рисунок 37. Алгоритм принятия управляющих решений в АСК-анализе и системе «Эйдос»

Обратим внимание на то, что приведенный на рисунке 27 алгоритм принятия решений используется непосредственно в цикле управления многопараметрической агросистемой и предусматривает постоянную адаптацию модели, а случае необходимости и ее пересинтез, что обеспечивает учет динамики моделируемой предметной области, т.е. как самого объекта управления, так и окружающей среды.

В данной работе кратко описано, как в АСК-анализе разрабатываются и применяются системно-когнитивные модели, отражающие, какое количество информации содержится в различных значениях факторов о переходе объекта моделирования в различные будущие состояния.

В системно-когнитивном анализе формулируется гипотеза о том, что это количество информации и ее знак отражают, соответственно, силу и направление действия реально существующих в моделируемой предметной области причинно-следственные закономерностей.

В работе [14] обосновывается, что системно-когнитивные модели имеют статус *содержательных феноменологических моделей*. Для дальнейшего повышения их статуса до уровня *эмпирических законов* необходимо расширить эмпирическую область и создать соответствующие модели. Если после этого раскрыть *механизмы и причинные действия этих закономерностей* и дать их *содержательную интерпретацию*, то можно расширить область применения эмпирических законов на всю предметную область, в которой действуют те же причинные и механизмы, и, таким образом, сформулировать *научные законы* [14].

4. Выводы (Conclusions)

4.1. Эффективность предложенного решения проблемы (задача 4)

Как показывает анализ результатов численного эксперимента предложенное и реализованное в системе «Эйдос» решение поставленных задач является вполне эффективным, что позволяет обоснованно утверждать, что цель работы достигнута.

4.2. Заключение

В сложных многопараметрических агрономических системах происходят многочисленные и разнообразные физические процессы, которые, с одной стороны, оказывают существенное влияние на характеристики этих систем, а с другой стороны, крайне сложно поддаются описанию в виде содержательных аналитических моделей, основанных на уравнениях, т.к. эти модели должны учитывать специфические особенности систем. Вследствие этого разработка

содержательных аналитических моделей является *«штучной работой»* и связана с большим количеством упрощающих допущений, снижающих их универсальность и достоверность.

Но известен и другой принцип моделирования: построение феноменологических информационных моделей, т.е. моделей, не имеющих аналитической формы представления и описывающих моделируемую систему чисто внешне как «черный ящик». Такие модели могут строиться непосредственно на основе эмпирических данных и при наличии соответствующего программного инструментария это может быть по *типовой* технологии намного быстрее и значительно менее трудоемко, чем разработка содержательных аналитических моделей.

С другой стороны феноменологические информационные модели могут быть вполне достаточны для определения рациональных конструктивных особенностей и параметров режимов работы сложных аграрных систем. Кроме того такие феноменологические модели могут рассматриваться в качестве первого этапа разработки содержательных аналитических моделей.

Предлагается применить для создания феноменологических моделей сложных нелинейных агрономических систем новый универсальный инновационный метод искусственного интеллекта: автоматизированный системно-когнитивный анализ (АСК-анализ) и его программный инструментарий – универсальную когнитивную аналитическую систему «Эйдос». В системе «Эйдос» реализован программный интерфейс, обеспечивающий непосредственный ввод в систему больших объемов эмпирических данных из Excel-файла.

Система «Эйдос» непосредственно на основе эмпирических (экспериментальных или наблюдательных) данных позволяет рассчитать какое количество информации о результатах работы агрономической системы содержится в ее свойствах и в определенных значениях технологических факторов и параметров. На этой основе системой предлагаются научно-обоснованные и адекватные рекомендации по рациональному выбору свойств моделируемой агросистемы и агротехнологических факторов.

Таким образом, метод АСК-анализа может быть применен для анализа и рационального выбора свойств и агротехнологий, т.е. задача, поставленная в работе, успешно решена.

Отметим, что АСК-анализ и его программный инструментарий интеллектуальная система «Эйдос» позволяют моделировать не только биологические характеристики сложных аграрных систем, но и их *социальные свойства*, такие, например, как *финансово-экономические и инженерно-психологические*. Можно исследовать как конструктивные особенности и параметры режимов работы сложных аграрных систем влияют на финансово-экономическую и инженерно-психологическую

эффективность применения этих систем и на этой основе выбирать их рациональные конструктивные особенности и режимы работы.

Материалы данной статьи и предлагаемый в ней подход могут быть использованы при преподавании дисциплин: интеллектуальные системы; инженерия знаний и интеллектуальные системы; интеллектуальные технологии и представление знаний; представление знаний в интеллектуальных системах; основы интеллектуальных систем; введение в нейроматематику и методы нейронных сетей; основы искусственного интеллекта; интеллектуальные технологии в науке и образовании; управление знаниями; автоматизированный системно-когнитивный анализ и интеллектуальная система «Эйдос»; которые автор ведет в настоящее время³, а также и в других дисциплинах, связанных с преобразованием данных в информацию, а ее – в знания и применением этих знаний для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области (а это практически все дисциплины во всех областях науки), например: Моделирование в агроинженерии [21].

Этим и другим применениям должно способствовать и то, что система «Эйдос» является мультязычной on-line средой и находится в полном открытом бесплатном доступе (причем с подробно комментированными открытыми исходными текстами: <http://lc.kubagro.ru/AIDOS-X.txt>) на сайте автора по адресу: <http://lc.kubagro.ru/aidos/Aidos-X.htm>.

5. Благодарности (Acknowledgements)

Автор благодарен Заслуженному деятелю науки Российской Федерации, доктору технических наук, профессору В.И.Лойко, Заслуженному деятелю науки Кубани, доктору биологических наук, профессору Л.П.Трошину, доктору экономических наук, доценту К.Н.Горпинченко, кандидату экономических наук, профессору Л.О.Великановой за поддержку исследований по автоматизированному системно-когнитивному анализу агросистем [15-20].

Список литературы (References)

1. Луценко Е.В. Моделирование сложных многофакторных нелинейных объектов управления на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос-X++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. –

³ http://lc.kubagro.ru/My_training_schedule.doc

№07(091). С. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 у.п.л.

2. Луценко Е.В. Метризация измерительных шкал различных типов и совместная сопоставимая количественная обработка разнородных факторов в системно-когнитивном анализе и системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 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. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

4. Луценко Е.В. Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос». Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>

5. Сайт автора АСК-анализа и системы «Эйдос» проф. Е.В.Луценко: <http://lc.kubagro.ru/>

6. Орлов А.И., Луценко Е.В. Системная нечеткая интервальная математика. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2014. – 600 с. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

7. Луценко Е.В. Интеллектуальная консалтинговая система выявления технологических знаний и принятия решений по их эффективному применению на основе системно-когнитивного анализа бизнес-процессов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков, А.И. Ладыга // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2010. – №05(059). С. 79 – 110. – Шифр Информрегистра: 0421000012/0091, IDA [article ID]: 0591005007. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2010/05/pdf/07.pdf>, 2 у.п.л.

8. 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 // Политематический 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 у.п.л.

9. Луценко Е.В. Количественный автоматизированный SWOT- и PEST-анализ средствами АСК-анализа и интеллектуальной системы «Эйдос-Х++» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №07(101). С. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 у.п.л.

10. 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.

11. Artem Artemov, Eugeny Lutsenko, Edward Ayunts, Ivan Bolokhov/ Informational Neurobayesian Approach to Neural Networks Training. Opportunities and Prospects // [arXiv Computer Science, Learning \(cs.LG\) //arXiv preprint arXiv:1710.07264](#). – Режим доступа: <https://arxiv.org/pdf/1710.07264>

12. Луценко Е.В. Метод когнитивной кластеризации или кластеризация на основе знаний (кластеризация в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос») / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №07(071). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

13. Луценко Е.В. Автоматизация Функционально-стоимостного анализа и метода "Директ-костинг" на основе АСК-анализа и системы "Эйдос" (автоматизация управления натуральной и финансовой эффективностью затрат без содержательных технологических и финансово-экономических расчетов на основе информационных и когнитивных технологий и теории управления) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №07(131). С. 1 – 18. – IDA [article ID]: 1311707001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/07/pdf/01.pdf>, 1,125 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Проблемы и перспективы теории и методологии научного познания и автоматизированный системно-когнитивный анализ как автоматизированный метод научного познания, обеспечивающий содержательное феноменологическое моделирование / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №03(127). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1271703001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.

15. Луценко Е.В., Лойко В.И., Семантические информационные модели управления агропромышленным комплексом. Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2005. – 480 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21720635>

16. Луценко Е. В., Лойко В.И., Великанова Л.О. Прогнозирование и принятие решений в растениеводстве с применением технологий искусственного интеллекта: Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ, 2008. – 257 с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683725>

17. Горпинченко К.Н., Луценко Е.В. Прогнозирование и принятие решений по выбору агротехнологий в зерновом производстве с применением методов искусственного интеллекта (на примере СК-анализа). Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2013. – 168 с. ISBN 978-5-94672-644-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20213254>

18. Луценко Е.В. Решение задач ампелографии с применением АСК-анализа изображений листьев по их внешним контурам (обобщение, абстрагирование, классификация и идентификация) / Е.В. Луценко, Д.К. Бандык, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №08(112). С. 862 – 910. – IDA [article ID]: 1121508064. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/64.pdf>, 3,062 у.п.л.

19. Луценко Е.В. Количественное измерение сходства-различия клонов винограда по контурам листьев с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Л.П. Трошин, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал

Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1205 – 1228. – IDA [article ID]: 1161602077. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/77.pdf>, 1,5 у.п.л.

20. Луценко Е.В. Применение теории информации и когнитивных технологий для решения задач генетики (на примере вычисления количества информации в генах о признаках и свойствах различных автохтонных сортов винограда) / Е.В. Луценко, Л.П. Трошин // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №07(121). С. 116 – 165. – IDA [article ID]: 1211607003. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/03.pdf>, 3,125 у.п.л.

21. Луценко Е.В. Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда для обучения и научных исследований на базе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2017. – №06(130). С. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 у.п.л.

22. Луценко Е.В., Открытая масштабируемая интерактивная интеллектуальная on-line среда «Эйдос» («Эйдос-online»). Свид. РосПатента РФ на программу для ЭВМ, Заявка № 2017618053 от 07.08.2017, Гос.рег.№ 2017661153, зарегистр. 04.10.2017. – Режим доступа: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 у.п.л.

Spisok literatury (References)

1. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhnyh mnogofaktornyh nelinejnyh ob#ektov upravlenija na osnove fragmentirovannyh zashumlennyh jempiricheskih dannyh bol'shoj razmernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 164 – 188. – IDA [article ID]: 0911307012. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/12.pdf>, 1,562 u.p.l.

2. Lucenko E.V. Metrizacija izmeritel'nyh shkal razlichnyh tipov i sovmestnaja sopostavimaja kolichestvennaja obrabotka raznorodnyh faktorov v sistemno-kognitivnom analize i sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №08(092). S. 859 – 883. – IDA [article ID]: 0921308058. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/58.pdf>, 1,562 u.p.l.

3. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii aktivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issledovanii jekonomicheskikh, social'no-psihologicheskikh, tehnologicheskikh i organizacionno-tehnicheskikh sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909>

4. Lucenko E.V. Universal'naja kognitivnaja analiticheskaja sistema «Jejdos». Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-830-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=22401787>

5. Sajt avtora ASK-analiza i sistemy «Jejdos» prof. E.V.Lucenko: <http://lc.kubagro.ru/>

6. Orlov A.I., Lucenko E.V. Sistemnaja nechetskaja interval'naja matematika. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2014. – 600 s. ISBN 978-5-94672-757-0. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21358220>

7. Lucenko E.V. Intellektual'naja konsaltingovaja sistema vyjavlenija tehnologicheskikh znaniy i prinjatija reshenij po ih jeffektivnomu primeneniju na osnove sistemno-kognitivnogo

analiza biznes-processov / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov, A.I. Ladyga // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2010. – №05(059). S. 79 – 110. – Shifr Informregistra: 0421000012\0091, IDA [article ID]: 0591005007. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2010/05/pdf/07.pdf>, 2 u.p.l.

8. Lucenko E.V. Invariantnoe otnositel'no ob'emov dannyh nechetkoe mul'tiklassovoe obobshhenie F-mery dostovernosti modelej Van Rizbergena v ASK-analize i sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №02(126). S. 1 – 32. – IDA [article ID]: 1261702001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/02/pdf/01.pdf>, 2 u.p.l.

9. Lucenko E.V. Kolichestvennyj avtomatizirovannyj SWOT- i PEST-analiz sredstvami ASK-analiza i intellektual'noj sistemy «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №07(101). S. 1367 – 1409. – IDA [article ID]: 1011407090. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/07/pdf/90.pdf>, 2,688 u.p.l.

10. Lucenko E.V. Sistemnaja teorija informacii i nelokal'nye interpretiruemye nejronnye seti prjamogo scheta / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 u.p.l.

11. Artem Artemov, Eugeny Lutsenko, Edward Ayunts, Ivan Bolokhov/ Informational Neurobayesian Approach to Neural Networks Training. Opportunities and Prospects // arXiv Computer Science, Learning (cs.LG) //arXiv preprint arXiv:1710.07264. – Rezhim dostupa: <https://arxiv.org/pdf/1710.07264>

12. Lucenko E.V. Metod kognitivnoj klasterizacii ili klasterizacija na osnove znanij (klasterizacija v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos») / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №07(071). S. 528 – 576. – Shifr Informregistra: 0421100012\0253, IDA [article ID]: 0711107040. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 u.p.l.

13. Lucenko E.V. Avtomatizacija Funkcional'no-stoimostnogo analiza i metoda "Direkt-kosting" na osnove ASK-analiza i sistemy "Jejdos" (avtomatizacija upravlenija natural'noj i finansovoj jeffektivnost'ju zatrat bez sodержatel'nyh tehnologicheskikh i finansovojekonomicheskikh raschetov na osnove informacionnyh i kognitivnyh tehnologij i teorii upravlenija) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №07(131). S. 1 – 18. – IDA [article ID]: 1311707001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/07/pdf/01.pdf>, 1,125 u.p.l.

14. Lucenko E.V. Problemy i perspektivy teorii i metodologii nauchnogo poznaniya i avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz kak avtomatizirovannyj metod nauchnogo poznaniya, obespechivajushhij sodержatel'noe fenomenologicheskoe modelirovanie / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №03(127). S. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1271703001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf>, 3,75 u.p.l.

15. Lucenko E.V., Lojko V.I., Semanticheskie informacionnye modeli upravlenija agropromyshlennym kompleksom. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2005. – 480 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21720635>

16. Lucenko E. V., Lojko V.I., Velikanova L.O. Prognozirovanie i prinjatие reshenij v rastenievodstve s primeneniem tehnologij iskusstvennogo intellekta: Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU, 2008. – 257 s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21683725>

17. Gorpichenko K.N., Lucenko E.V. Prognozirovanie i prinjatие reshenij po vyboru agrotehnologij v zernovom proizvodstve s primeneniem metodov iskusstvennogo intellekta (na primere SK-analiza). Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2013. – 168 s. ISBN 978-5-94672-644-3. <http://elibrary.ru/item.asp?id=20213254>

18. Lucenko E.V. Reshenie zadach ampelografii s primeneniem ASK-analiza izobrazhenij list'ev po ih vneshnim konturam (obobshhenie, abstragirovanie, klassifikacija i identifikacija) / E.V. Lucenko, D.K. Bandyk, L.P. Troshin // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №08(112). S. 862 – 910. – IDA [article ID]: 1121508064. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2015/08/pdf/64.pdf>, 3,062 u.p.l.

19. Lucenko E.V. Kolichestvennoe izmerenie shodstva-razlichija klonov vinograda po konturam list'ev s primeneniem ASK-analiza i sistemy «Jejdos» / E.V. Lucenko, L.P. Troshin, D.K. Bandyk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №02(116). S. 1205 – 1228. – IDA [article ID]: 1161602077. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/77.pdf>, 1,5 u.p.l.

20. Lucenko E.V. Primenenie teorii informacii i kognitivnyh tehnologij dlja reshenija zadach genetiki (na primere vychislenija kolichestva informacii v genah o priznakah i svojstvah razlichnyh avtohtonnyh sortov vinograda) / E.V. Lucenko, L.P. Troshin // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №07(121). S. 116 – 165. – IDA [article ID]: 1211607003. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/07/pdf/03.pdf>, 3,125 u.p.l.

21. Lucenko E.V. Otkrytaja masshtabiruemaja interaktivnaja intellektual'naja on-line sreda dlja obuchenija i nauchnyh issledovanij na baze ASK-analiza i sistemy «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №06(130). S. 1 – 55. – IDA [article ID]: 1301706001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2017/06/pdf/01.pdf>, 3,438 u.p.l.

22. Lucenko E.V., Otkrytaja masshtabiruemaja interaktivnaja intellektual'naja on-line sreda «Jejdos» («Jejdos-online»). Svid. RosPatenta RF na programmu dlja JeVM, Zajavka № 2017618053 ot 07.08.2017, Gos.reg.№ 2017661153, zaregistr. 04.10.2017. – Rezhim dostupa: <http://lc.kubagro.ru/aidos/2017661153.jpg>, 2 u.p.l.