

УДК 004.8

01.00.00 Физико-математические науки

**НЕЧЕТКОЕ МУЛЬТИКЛАССОВОЕ
ОБОБЩЕНИЕ КЛАССИЧЕСКОЙ F-МЕРЫ
ДОСТОВЕРНОСТИ МОДЕЛЕЙ ВАН
РИЗБЕРГЕНА В АСК-АНАЛИЗЕ И СИСТЕМЕ
«ЭЙДОС»**

Луценко Евгений Вениаминович,
д.э.н., к.т.н., профессор
Scopus Author ID: 57191193316
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com

*Кубанский государственный аграрный универси-
тет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия*

Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергена основана на подсчете суммарного количества верно и ошибочно классифицированных и не классифицированных объектов обучающей выборки. В мультиклассовых системах классификации объект 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 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 было бы рационально в мере достоверности модели учитывать не просто сам факт истинно или ложно положительного или отрицательного решения, но и учитывать степень уверенности классификатора в этих решениях. В интеллектуальной системе «Эйдос», которая является программным инструментарием автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), изначально используется предложенная их разработчиком мера достоверности моделей, по сути являющаяся нечетким мультиклассовым обобщением классиче-

UDC 004.8

Physics and mathematical sciences

**FUZZY MULTICLASS GENERALIZATION
OF THE CLASSICAL F-MEASURE OF
PLAUSIBILITY MODELS BY VAN
RIJSBERGEN IN ASK-THE ANALYSIS AND
THE SYSTEM OF "EIDOS"**

Lutsenko Eugeny Veniaminovich
Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor
Scopus Author ID: 57191193316
RSCI SPIN-code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com

*Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Rus-
sia*

Classic quantitative measure of the reliability of the models: F-measure by van Rijsbergen is based on counting the total number of correctly and incorrectly classified and not classified objects in the training sample. In multiclass classification systems, the facility can simultaneously apply to multiple classes. Accordingly, when the synthesis of the model description is used for formation of generalized images of many of the classes it belongs to. When using the model for classification, it is determined by the degree of similarity or divergence of the object with all classes, and a true-positive decision may be the membership of the object to several classes. The result of this classification may be that the object is not just rightly or wrongly relates or does not relate to different classes, both in the classical F-measure, but rightly or wrongly relates or does not relate to them in varying degrees. However, the classic F-measure does not count the fact that the object may in fact simultaneously belongs to multiple classes (multicrossover) and the fact that the classification result can be obtained with a different degree of similarity-differences of object classes (blurring). In the numerical example, the author states that with true-positive and true-negative decisions, the module similarities-differences of the object classes are much higher than for false-positive and false-negative decisions. It would therefore be rational to the extent that the reliability of the model to take into account not just the fact of true or false positive or negative decisions, but also to take into account the degree of confidence of the classifier in these decisions. In the intellectual system called "Eidos", which is a software toolkit for the automated system-cognitive analysis (ASC-analysis), we use initially proposed by its developers measure of the reliability of the models, which is essentially a fuzzy multiclass generalization of the classical F-measure (it is proposed to call it the L-measure). In this article, L-measure is mathematically described and its application is demonstrated on a simple numerical example

ской F-меры (предлагается называть ее L-мерой). В данной статье L-мера описана математически и ее применение продемонстрировано на простом численном примере

Ключевые слова: НЕЧЕТКОЕ МУЛЬТИКЛАССОВОЕ ОБОБЩЕНИЕ, КЛАССИЧЕСКАЯ F-МЕРА ДОСТОВЕРНОСТИ МОДЕЛЕЙ ВАН РИЗБЕРГЕНА, АСК-АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС»

Keywords: FUZZY MULTICLASS GENERALIZATION, CLASSICAL F-MEASURE OF PLAUSIBILITY FOR VAN RIJSBERGEN MODELS, ASC-ANALYSIS, "EIDOS" INTELLECTUAL SYSTEM

Doi: 10.21515/1990-4665-123-001

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	2
1. ОПИСАНИЕ КЛАССИЧЕСКОЙ F-МЕРЫ ВАН РИЗБЕРГЕНА	4
1.1. КРАТКОЕ ТРАДИЦИОННОЕ ОПИСАНИЕ F-МЕРЫ ВАН РИЗБЕРГЕНА	4
1.2. F-МЕРА ВАН РИЗБЕРГЕНА В ОБЫЧНЫХ МАТЕМАТИЧЕСКИХ ОБОЗНАЧЕНИЯХ	5
2. ОПИСАНИЕ L-МЕРЫ: НЕЧЕТКОГО МАЛЬТИКЛАССОВОГО ОБОБЩЕНИЯ КЛАССИЧЕСКОЙ F-МЕРЫ ВАН РИЗБЕРГЕНА	8
2.1. РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ МУЛЬТИКЛАССОВОСТИ	8
2.2. РЕШЕНИЕ ПРОБЛЕМЫ УЧЕТА НЕЧЕТКОСТИ	9
2.3. АСИМПТОТИЧЕСКОЕ ВЫПОЛНЕНИЕ ДЛЯ L-МЕРЫ ПРИНЦИПА СООТВЕТСТВИЯ С F-МЕРОЙ ВАН РИЗБЕРГЕНА	10
4. ЧИСЛЕННЫЙ ПРИМЕР ПРИМЕНЕНИЯ L-МЕРЫ И СРАВНЕНИЕ L-МЕРЫ С F-МЕРОЙ	11
ВЫВОДЫ	24
ЛИТЕРАТУРА	26

Введение

Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергена [1, 2] основана на подсчете суммарного количества верно и ошибочно классифицированных и не классифицированных объектов обучающей выборки .

В мультиклассовых системах классификации *объект 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 количественно определяется *степень* сходства-различия объекта со всеми классами, причем истинно-положительным решением

может являться принадлежность объекта сразу к нескольким классам. В результате такой классификации обычно 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 решений классификатора*).

На многочисленных численных примерах из различных предметных областей автором установлено, что при истинно-положительных и истинно-отрицательных решениях модуль сходства-различия объекта с классами как правило значительно выше, чем при ложно-положительных и ложно-отрицательных решениях. Это навело на мысль, что было бы рационально и обоснованно в мере достоверности модели учитывать не просто сам факт истинно или ложно положительного или отрицательного решения, но и *учитывать степень уверенности классификатора в этих решениях*.

В интеллектуальной системе «Эйдос», которая является программным инструментарием автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), изначально [3, 4, 5] используется предложенная их разработчиком проф. Е.В. Луценко мера достоверности моделей, сходная по форме с коэффициентом корреляции Мэтью [6] и по сути являющаяся нечетким мультиклассовым обобщением классической F-меры (предлагается называть ее L-мерой проф. Е.В. Луценко¹).

¹ Автор делает это без ложной скромности, т.к. у него есть отрицательный опыт, когда предложенные и математически обоснованные им количественные меры уровня системности и степени детерминированности систем были названы им в честь выдающихся ученых, внесших большой вклад в развитие теории информации коэффициентами эмерджентности Хартли, Харкевича и Шеннона [4, 5]. В результате теперь очень многие думают, что эти коэффициенты эмерджентности были предложены этими учеными и часто пишут об этом в своих работах, ссылаясь на них, а не на их автора. Чтобы убедиться в этом достаточно

В данной статье эта L-мера описана математически и ее применение продемонстрировано на простом численном примере.

1. Описание классической F-меры Ван Ризбергена

1.1. Краткое традиционное описание F-меры Ван Ризбергена

Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергена вряд ли нуждается в описании в данной статье, т.к. в Internet есть более чем достаточно ее прекрасных описаний из которых автор все же выделил бы работу [2].

Ниже приводится пространная выдержка из этой работы.

«Точность (precision) и полнота (recall) являются метриками которые используются при оценке большей части алгоритмов извлечения информации. Иногда они используются сами по себе, иногда в качестве базиса для производных метрик, таких как F-мера или R-Precision. Суть точности и полноты очень проста.

Точность системы в пределах класса – это доля документов действительно принадлежащих данному классу относительно всех документов которые система отнесла к этому классу.

Полнота системы – это доля найденных классификатором документов принадлежащих классу относительно всех документов этого класса в тестовой выборке.

Эти значения легко рассчитать на основании таблицы контингентности, которая составляется для каждого класса отдельно.

сделать запрос: «коэффициенты эмерджентности Хартли Харкевича» [3]. Коэффициентам эмерджентности предложены в работе автора [5] в 2002 году и им посвящено много других работ [4, 12-18].

Категория <i>i</i>		Экспертная оценка	
		Положительная	Отрицательная
Оценка системы	Положительная	TP	FP
	Отрицательная	FN	TN

В таблице содержится информация сколько раз система приняла верное и сколько раз неверное решение по документам заданного класса. А именно:

- TP – истинно-положительное решение;
- TN – истинно-отрицательное решение;
- FP – ложно-положительное решение;
- FN – ложно-отрицательное решение.

Тогда, точность и полнота определяются следующим образом:

$$\text{Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \tag{1}$$

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP + FN}$$

F-мера – характеристика, которая позволяет дать оценку достоверности модели одновременно по точности и полноте:

$$F = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}} \gg \tag{2}$$

1.2. F-мера Ван Ризбергена в обычных математических обозначениях

Конечно понятно, что:

- TP – истинно-положительное решение;
- TN – истинно-отрицательное решение;
- FP – ложно-положительное решение;
- FN – ложно-отрицательное решение.

это не просто истинно и ложно положительные и отрицательные решения, а их *количество или суммы* при классификации всех объектов тестовой выборки по всем классам с помощью модели. В простейшем случае для

тестирования модели может использоваться обучающая выборка, на основе которой она создана. В более сложных вариантах оценки достоверности модели может быть применен бутстрепный подход или как тестовая выборка использовано подмножество генеральной совокупности, по отношению к которой репрезентативна обучающая выборка.

Запишем это, используя обычные математические обозначения, в т.ч. знаки суммы. Нам это потребуется в последующем для математической записи предлагаемой L-меры.

В обсуждении работы [2] рассматривается два подхода к оценке достоверности модели: «micro-averaging» и «macro-averaging».

Micro-averaging – точность, полнота и F-мера вычисляется для каждого класса, а затем F-мера модели в целом рассчитывается как среднее F-мер по классам.

Macro-averaging – точность и полнота рассчитываются по всей модели в целом (при классификации всех объектов тестовой выборки по всем классам), а затем на их основе рассчитывается F-мера модели в целом.

Мы будем использовать подход: «macro-averaging», хотя и F-меру и по классам, и даже по объектам по ходу расчета F-меры модели в целом мы также посчитаем.

Введем следующие обозначения:

T – число объектов тестовой выборки;

K – число классов;

i – номер (код) объекта тестовой выборки;

j – номер (код) класса;

A – суммарное по всей модели (по всем классам и всем объектам тестовой выборки) число истинно-положительных решений (TP – число объектов, правильно отнесенных к классам, к которым они действительно относятся);

B – суммарное по всей модели (по всем классам и всем объектам тестовой выборки) число истинно-отрицательных решений (TN – число объектов, правильно не отнесенных к классам, к которым они действительно не относятся);

C – суммарное по всей модели (по всем классам и всем объектам тестовой выборки) число ложно-положительных решений (FP – число объектов, неправильно отнесенных к классам, к которым они на самом деле не относятся);

D – суммарное по всей модели (по всем классам и всем объектам тестовой выборки) число ложно-отрицательных решений (FN – число объектов, неправильно не отнесенных к классам, к которым они на самом деле относятся);

P – точность модели;

R – полнота модели;

В этих обозначениях точность, полнота и F-мера модели определяются следующим образом:

$$\begin{aligned}
 P &= \frac{A}{A + C}, \\
 R &= \frac{A}{A + D}, \\
 F &= \frac{2PR}{P + R}.
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

Здесь A , C , D рассчитываются следующим образом:

$$\begin{aligned}
 A &= \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^K 1, \\
 C &= \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^K 1, \dots\dots\dots(4) \\
 D &= \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^K 1.
 \end{aligned}$$

2. Описание L-меры: нечеткого мальтиклассового обобщения классической F-меры Ван Ризбергена

2.1. Решение проблемы мультиклассовости

Если физический объект обучающей выборки одновременно относится к N классам, то его можно рассматривать как *линейную* суперпозицию N логических объектов, каждый из которых относится к одному из этих N классов. Здесь используется терминология автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ).

Так в работе [8] автор еще в 1996 году писал: «Физическая анкета – это анкета, заполненная респондентом. Но этот респондент может относиться одновременно ко многим градациям шкал классификации классов распознавания (см. 2.1.1.1, 2.1.1.2), т.е. быть одновременно, например, мужчиной, иметь определенный возраст, определенную национальность, определенную форму занятости и т.д., и т.п. Следовательно одну физическую анкету можно использовать для формирования обобщенных образов каждой из этих категорий, к которым относится заполнявший ее респондент. Это и означает, что одна физическая анкета рассматривается как включающая некоторое количество логических анкет»².

В настоящее время в АСК-анализе говорится не о физических и логических анкетах, о физических и логических объектах, которые являются более общим понятием, чем анкеты, а анкеты – это частный случай объектов, но суть от этого не меняется, т.к. один мультиклассовый объект, т.е. относящийся одновременно ко многим классам, рассматривается как много моноклассовых объектов, каждый из которых относится к одному из этих классов. При этом моноклассовые объекты наследуют описание на

² <http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos96/3.htm>

языке признаков от мультиклассового объекта, т.е. описываются ими так же, как он.

2.2. Решение проблемы учета нечеткости

При расчете L-меры предлагается рассчитывать A, C, D следующим образом:

$$\begin{aligned}
 A &= \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^K |A[i, j]|, \\
 C &= \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^K |C[i, j]|, \dots\dots\dots(5) \\
 D &= \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^K |D[i, j]|,
 \end{aligned}$$

Т.е. суммировать не единицы, а **модули** уровня сходства-различия объектов с классами для разных исходов классификации (верных и ошибочных, положительных и отрицательных):

$A[i, j]$ = уровень сходства-различия *i*-го объекта с *j*-м классом в соответствии с моделью при истинно-положительных решениях;

$C[i, j]$ = уровень сходства-различия *i*-го объекта с *j*-м классом в соответствии с моделью при истинно-отрицательных решениях;

$D[i, j]$ = уровень сходства-различия *i*-го объекта с *j*-м классом в соответствии с моделью при ложно-отрицательных решениях.

Так как **модули** уровня сходства-различия объектов с классами при истинных решениях значительно выше, чем при ложных, то L-мера на много точнее отражает уровень достоверности модели, чем классическая F-мера Ван Ризбергена. Более того, если учитывать только те решения, которые по модулю уровня сходства-различия выше, чем ложные, то можно

вообще отфильтровать ложные решения, как положительные, так и отрицательные.

2.3. Асимптотическое выполнение для L-меры принципа соответствия с F-мерой Ван Ризбергена

Известно, что более общие модели включают в себя частные и в предельном случае асимптотически переходят в них, т.е. удовлетворяют принципу соответствия, и это является обязательным для более общих теорий³.

Возникает естественный вопрос о том, выполняется ли этот фундаментальный методологический принцип для L-меры и F-меры.

Ответ на этот вопрос совершенно элементарен и очевиден: «конечно соответствует». Убедиться в этом просто. Для этого достаточно, чтобы уровни сходства-различия *i*-го объекта с *j*-м классом в соответствии с моделью при истинно-положительных, истинно-отрицательных и ложно-отрицательных решениях асимптотически стремились к 1:

$$\begin{aligned} A[i, j] &\rightarrow 1, \\ C[i, j] &\rightarrow 1, \dots\dots\dots(6) \\ D[i, j] &\rightarrow 1. \end{aligned}$$

Тогда выражения (5) **асимптотически** перейдут в (4), и L-мера в F-меру. Проще говоря, если в некоторой модели считать, что объект относится к классу, если уровень сходства объекта с классом больше нуля, и считать что не относится, если уровень сходства объекта с классом меньше нуля, то L-мера переходит в классическую F-меру Ван Ризбергена.

³ См., например: http://dic.academic.ru/dic.nsf/enc_philosophy/7345/СООТВЕТСТВИЯ

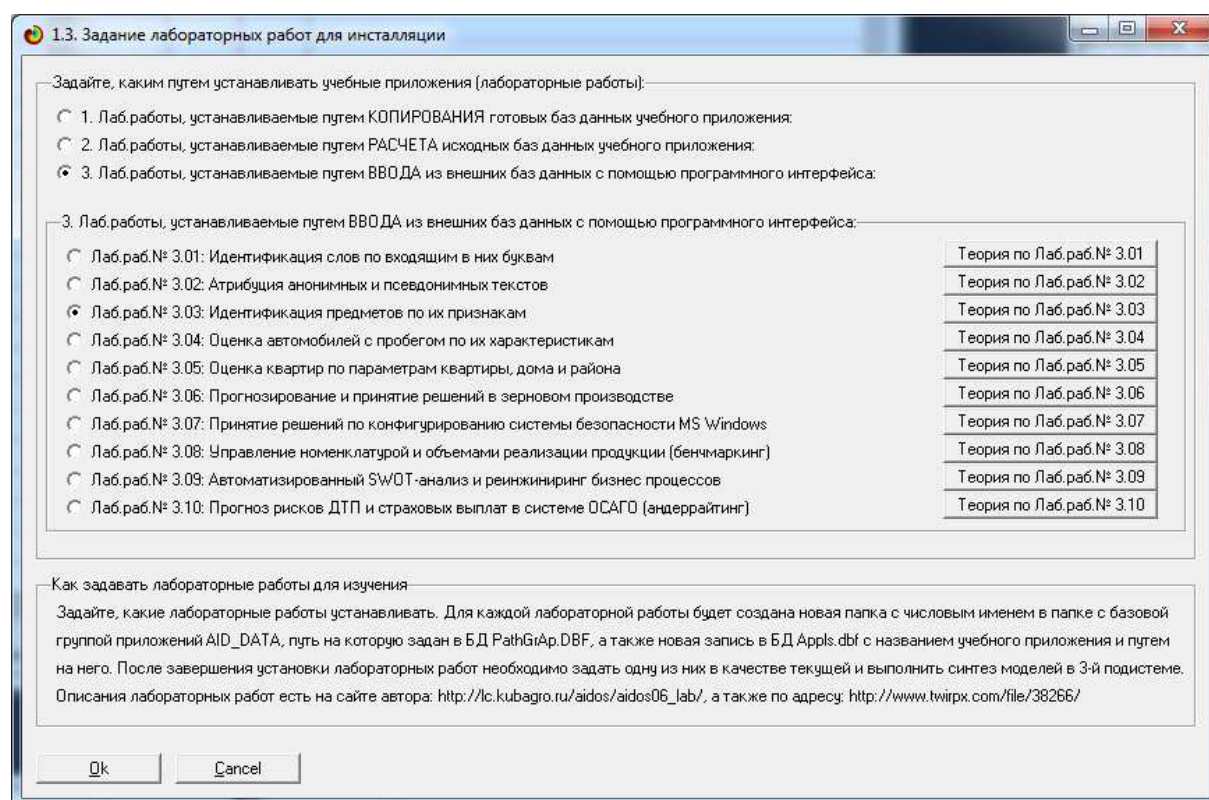
4. Численный пример применения L-меры и сравнение L-меры с F-мерой

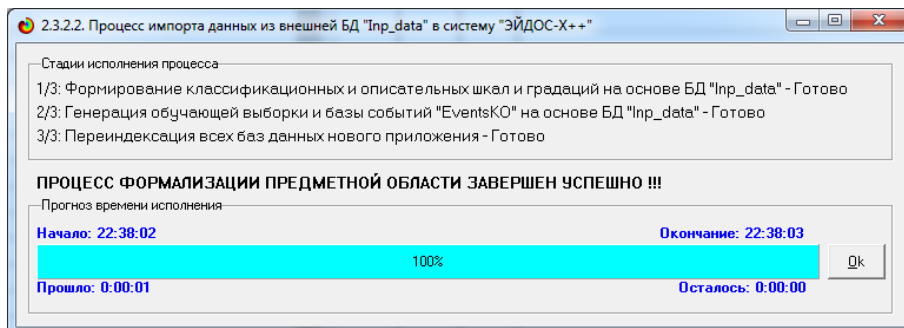
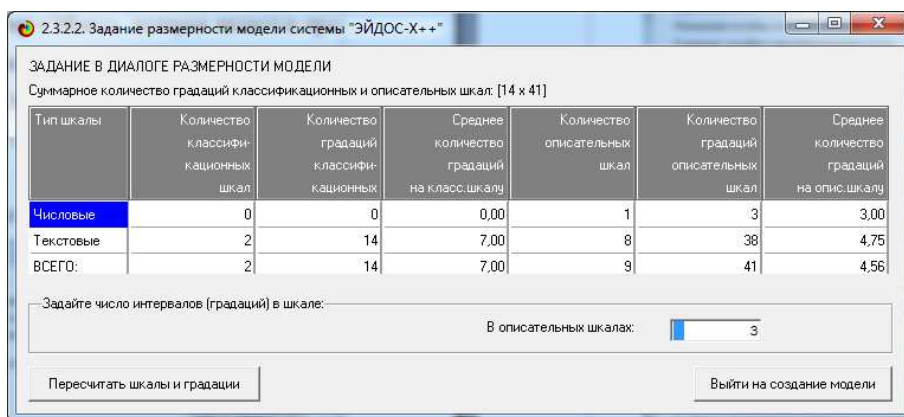
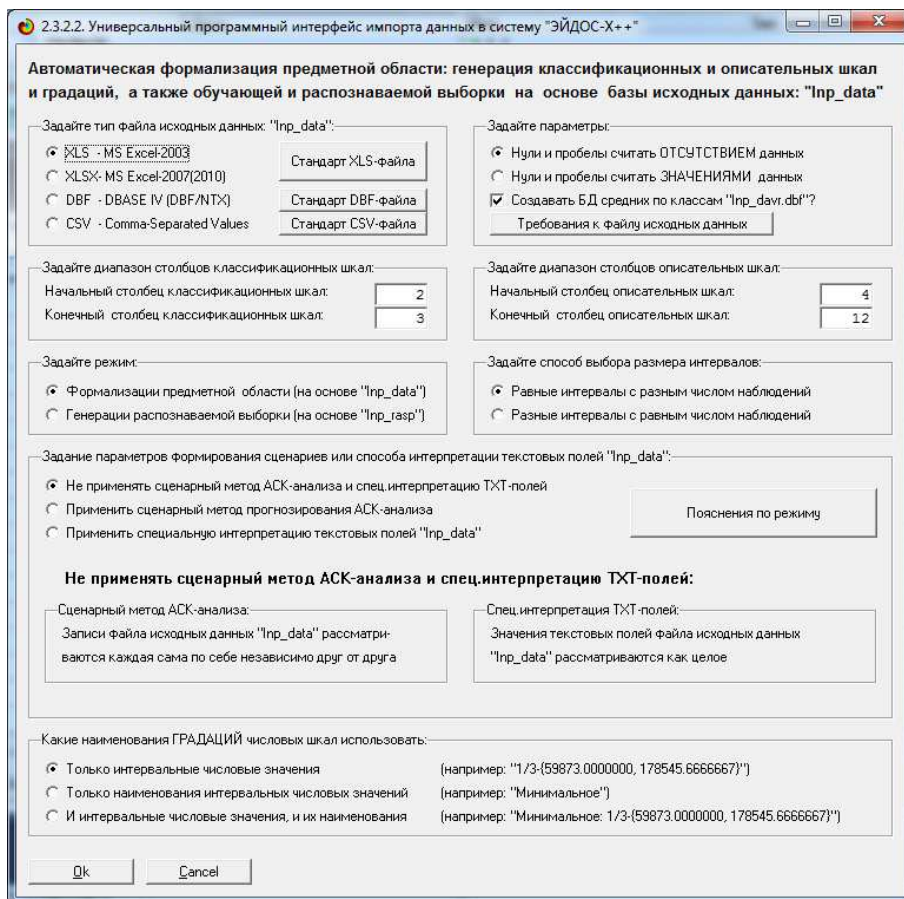
Кратко рассмотрим простой численный пример, наглядно иллюстрирующий вышеизложенные теоретические положения.

Для численного примера используем лабораторную работу 3.03, встроенную в интеллектуальную систему «Эйдос», которая является программным инструментарием АСК-анализа.

Для этого скачиваем систему «Эйдос» с сайта автора по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm и запускаем ее, следуя инструкциям на сайте.

Затем в режиме 1.3 устанавливаем лабораторную работу 3.03, следуя инструкциям системы с параметрами по умолчанию. При этом в приведенной последовательности будут открываться следующие экранные формы, представленные на рисунке 1:





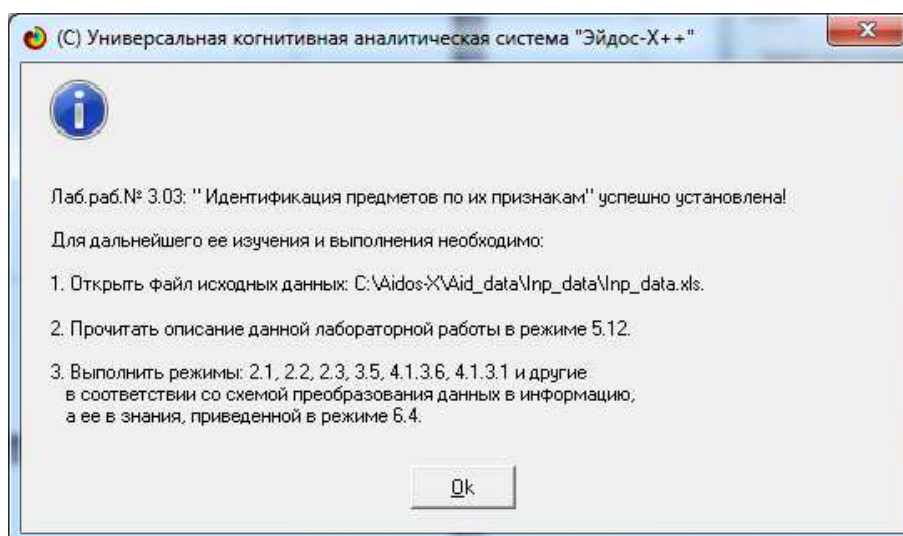


Рисунок 1. Экранные формы системы «Эйдос», открывающиеся при установке встроенной лабораторной работы 3.03.

Далее следуем инструкциям, представленным на последнем окне.

Таблица 1 – Исходные данные для построения модели

Объект	Конкретный класс	Обобщающий класс	Цвет	Материал	Размер-1	Размер-2	Наличие экрана	Наличие кнопок	Наличие проводов	Формы	Наличие ножек
Мышь1	Мышка	элемент компьютера	Черный	Пластмаса	под руку	8,00	нет	есть	есть	округлая	нет
Мышь2	мышка	элемент компьютера	Белый	Пластмаса	под руку	8,00	нет	есть	есть	округлая	нет
мышь3	мышка	элемент компьютера	серый	Пластмаса	под руку	8,00	нет	есть	есть	округлая	нет
клавиатура1	клавиатура	элемент компьютера	черная	Пластмаса	средний	30,00	нет	есть	есть	прямоугольная	нет
клавиатура2	клавиатура	элемент компьютера	белая	Пластмаса	средний	32,00	нет	есть	есть	прямоугольная	нет
сумка1	сумка	аксессуар	бежевая	кожа	большой	41,00	нет	нет	нет	прямоугольная	нет
сумка2	сумка	аксессуар	черная	силикон	средний	42,00	нет	нет	нет	овальная	нет
сумка3	сумка	аксессуар	красная	кожзам	средний	38,00	нет	нет	нет	прямоугольная	нет
монитор1	монитор	элемент компьютера	черный	Пластмаса	средний	40,00	есть	есть	есть	квадратная	нет
монитор2	монитор	элемент компьютера	серый	Пластмаса	средний	37,00	есть	есть	есть	квадратная	нет
стул	стул	мебель	серый	метал	средний	50,00	нет	нет	нет	сложная	есть
стол	стол	мебель	коричневый	деревянный	большой	150,00	нет	нет	нет	прямоугольная	есть
вещалка	вещалка	мебель	светло коричневая	деревянный	большая	200,00	нет	нет	нет	сложная	нет
телефон1	телефон	средство связи	белый	Пластмаса	под руку	7,00	есть	есть	нет	прямоугольная	нет
телефон2	телефон	средство связи	черный	Пластмаса	под руку	7,00	есть	есть	нет	прямоугольная	нет
телефон3	телефон	средство связи	серый	Пластмаса	под руку	8,00	есть	есть	нет	прямоугольная	нет
мяч пинг-понг	мяч	спорт инвентарь	белый	пластмаса	маленький	20,00	нет	нет	нет	круглая	нет
мяч теннис	мяч	спорт инвентарь	желтый	резина	средний	25,00	нет	нет	нет	круглая	нет
мяч футбол	мяч	спорт инвентарь	черно-белый	кожа	большой	24,00	нет	нет	нет	круглая	нет
мяч баскетбол	мяч	спорт инвентарь	оранжевый	резина	большой	30,00	нет	нет	нет	круглая	нет

Структура таблицы исходных данных 1 соответствует требованиям системы «Эйдос», представленным в Help на рисунке 2:



Рисунок 2. Help программного интерфейса ввода данных из внешних баз данных системы «Эйдос»

Каждая строка таблицы 1 содержит информацию об одном физическом объекте обучающей выборки. Классификационные шкалы выделены желтым фоном и представляют собой способы группировки объектов для формирования классов. Классы представляют собой градации классификационных шкал. **Каждый физический объект обучающей выборки включа-**

ет два логических объекта, относящихся к конкретным и обобщающим классам. Поэтому получается, что 20 физических объектов в таблице 1 представлены в форме 40 логических объектов.

На рисунке 3 представлены классификационные шкалы и градации, а на рисунке 4 – описательные шкалы и градации:

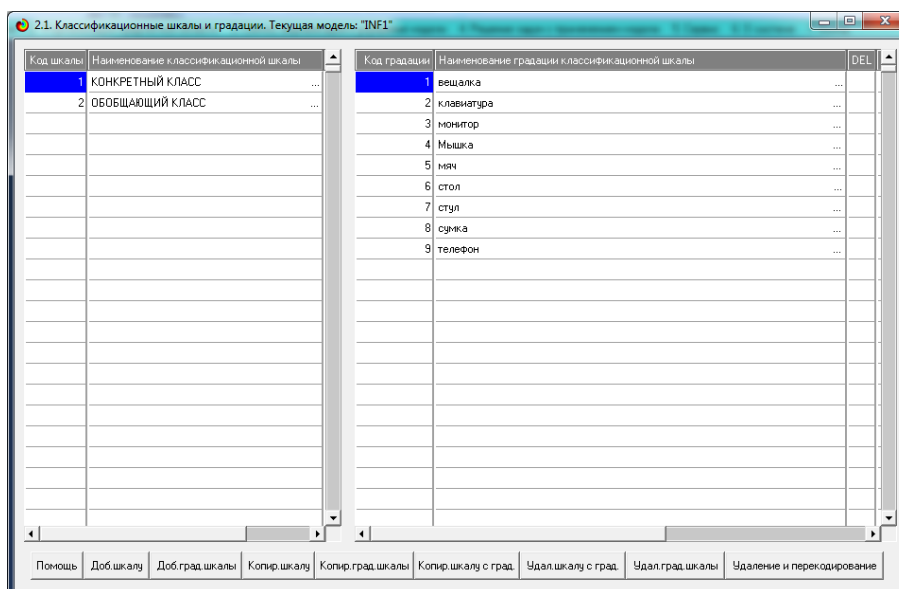


Рисунок 3. Классификационные шкалы и градации

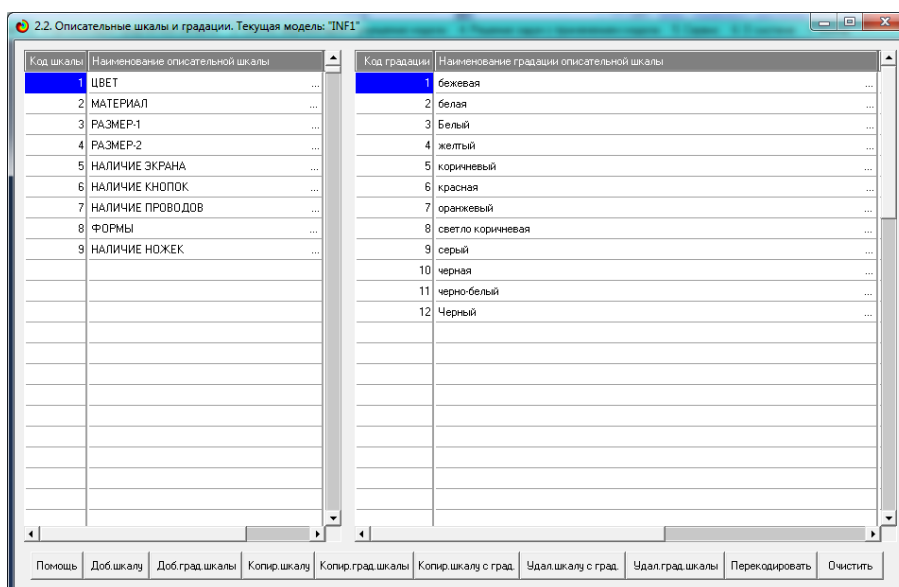


Рисунок 4. Описательные шкалы и градации

На рисунке 5 представлена обучающая выборка, представляющая собой нормализованную с помощью справочников классификационных и

описательных шкал и градаций (рисунки 3. 4) таблицу исходных данных (таблица 1):

1. ОБЪЕКТ	2. КОНКРЕТН... КЛАСС	3. ОБОБЩАЮЩ... КЛАСС	4. ЦВЕТ	5. МАТЕРИАЛ	6. РАЗМЕР 1	7. РАЗМЕР 2	8. НАЛИЧИЕ ЭКРАНА	9. НАЛИЧИЕ КНОПОК	10. НАЛИЧИЕ ПРОВОД...	11. ФОР...	12. НАЛИЧИЕ НОЖЕК
Мышь1	4	14	12	17	23	25	29	30	32	37	41
Мышь2	4	14	3	17	23	25	29	30	32	37	41
мышь3	4	14	9	17	23	25	29	30	32	37	41
клавиатура1	2	14	10	17	24	25	29	30	32	38	41
клавиатура2	2	14	2	17	24	25	29	30	32	38	41
сумка1	8	10	1	14	21	25	29	31	33	38	41
сумка2	8	10	10	19	24	25	29	31	33	36	41
сумка3	8	10	6	15	24	25	29	31	33	38	41
монитор1	3	14	12	17	24	25	28	30	32	34	41
монитор2	3	14	9	17	24	25	28	30	32	34	41
стул	7	11	9	16	24	25	29	31	33	39	40
стол	6	11	5	13	21	27	29	31	33	38	40
вешалка	1	11	8	13	20	27	29	31	33	39	41
телефон1	9	13	3	17	23	25	28	30	33	38	41
телефон2	9	13	12	17	23	25	28	30	33	38	41
телефон3	9	13	9	17	23	25	28	30	33	38	41
мяч гольф-поиг	5	12	3	17	22	25	29	31	33	35	41
мяч теннис	5	12	4	18	24	25	29	31	33	35	41
мяч футбол	5	12	11	14	21	25	29	31	33	35	41
мяч баскетбол	5	12	7	18	21	25	29	31	33	35	41

Рисунок 5. Обучающая выборка

Синтез и верификация моделей осуществляется в режиме 3.5 (рисунок 6):

3.5. Выбор моделей для синтеза и верификации

Задайте стат. модели и модели знаний для синтеза и верификации:

Статистические базы:

- 1. ABS - частный критерий: количество встреч сочетаний "класс-признак" у объектов обуч. выборки
- 2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность i-го признака среди признаков объектов i-го класса
- 3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность i-го признака у объектов i-го класса

Базы знаний:

- 4. INF1 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC1
- 5. INF2 - частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу; вероятности из PRC2
- 6. INF3 - частный критерий: Хи-квадрат, разности между фактическими и ожидаемыми абс. частотами
- 7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC1
- 8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из PRC2
- 9. INF6 - частный критерий: разн усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC1
- 10. INF7 - частный критерий: разн усл. и безуслов. вероятностей; вероятности из PRC2

Текущая модель:

- ABS
- PRC1
- PRC2
- INF1
- INF2
- INF3
- INF4
- INF5
- INF6
- INF7

Параметры копирования обучающей выборки в распознаваемую:

Какие объекты обуч. выборки копировать:

- Копировать всю обучающую выборку
- Копировать только текущий объект
- Копировать каждый N-й объект
- Копировать N случайных объектов
- Копировать все объекты от N1 до N2
- Вообще не менять распознаваемую выборку

Удалять из обуч. выборки скопированные объекты:

- Не удалять
- Удалять

Пояснение по алгоритму верификации

Для каждой заданной модели выполнять:

- Синтез и верификацию
- Только верификацию

Подробнее: Измеряется внутренняя достоверн. модели

Ok Cancel

Рисунок 6. Экранная форма режима 3.5 системы «Эйдос»

На рисунке 7 приведена экранная форма режима 3.5 с отображением стадии исполнения синтеза и верификации моделей:

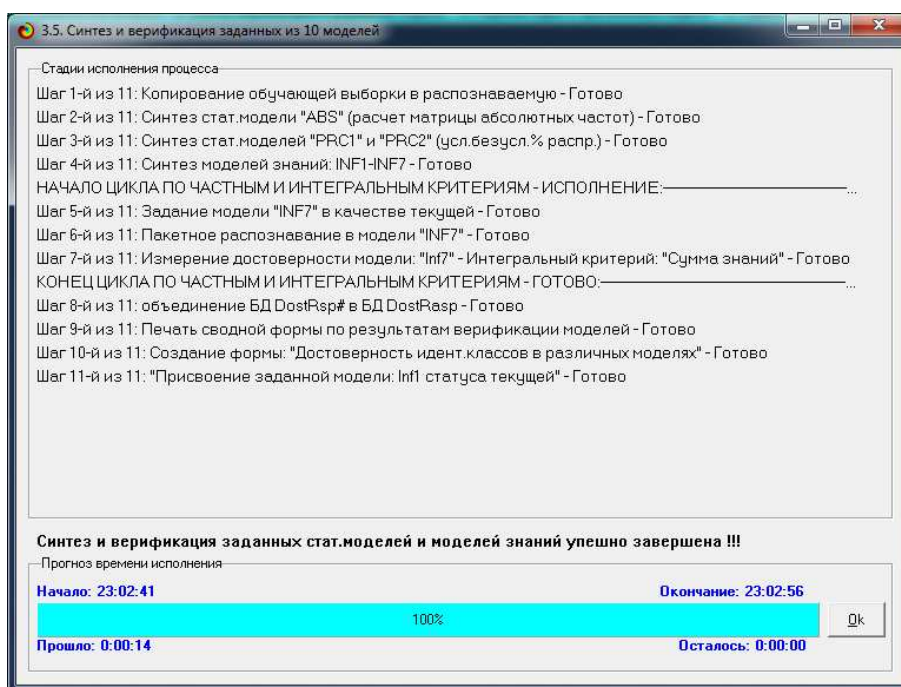


Рисунок 7. Экранная форма режима 3.5 с отображением стадии исполнения синтеза и верификации моделей

На рисунке 8 приведена выходная экранная форма с отображением результатов верификации моделей с применением классической F-меры Ван Ризбергена и L-меры проф.Е.В.Луценко, которая представляет собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение:

Наименование модели и частного критерия	Интегральный...	Всего логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложно-положительных решений (FP)	Ч. от. ре...	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма мод. уровней со- истинно-поло- решений (ST)	Сумма мод. уровней со- истинно-отри- решений (SFP)	Сумма мод. уровней со- ложно-поло- решений (SFP)	Сумма мод. уровней со- ложно-отри- ре...	S-Точность модели	S-Полнота модели	L-мера проф. Е.В. Луценко
1. ABS - частный критерий: количество встреч совпадений: "кл...	Коррекция аб...	40	40	16	224	0.152	1.000	0.263	35.108	2.481	63.448	0.356	1.000	0.525		
2. PRC1 - частный критерий: усл. вероятность иго признака с...	Сумма абс.част...	40	40	3	237	0.144	1.000	0.252	21.792		49.958	0.304	1.000	0.466		
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность иго признака с...	Коррекция ус...	40	40	16	224	0.152	1.000	0.263	35.108	2.481	63.448	0.356	1.000	0.525		
3. PRC2 - частный критерий: усл. вероятность иго призна...	Сумма усл.опт...	40	40	3	237	0.144	1.000	0.252	33.005		95.656	0.257	1.000	0.408		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго призм...	Коррекция ус...	40	40	16	224	0.152	1.000	0.263	35.108	2.481	63.448	0.356	1.000	0.525		
3. PRC2 - частный критерий: условная вероятность иго призм...	Сумма усл.опт...	40	40	3	237	0.144	1.000	0.252	33.005		95.656	0.257	1.000	0.408		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркеви...	Семантический...	40	40	184	56	0.417	1.000	0.588	23.962	40.343	10.323	0.699	1.000	0.823		
4. INF1 - частный критерий: количество знаний по АХаркеви...	Сумма знаний ...	40	40	38	202	0.165	1.000	0.284	18.601	2.094	23.511	0.442	1.000	0.613		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркеви...	Семантический...	40	40	184	56	0.417	1.000	0.588	23.962	40.343	10.323	0.699	1.000	0.823		
5. INF2 - частный критерий: количество знаний по АХаркеви...	Сумма знаний ...	40	40	38	202	0.165	1.000	0.284	18.601	2.094	23.511	0.442	1.000	0.613		
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факт...	Семантический...	40	40	162	78	0.339	1.000	0.506	31.624	54.388	17.219	0.647	1.000	0.786		
6. INF3 - частный критерий: Хинквардт, разности между факт...	Сумма знаний ...	40	40	162	78	0.339	1.000	0.506	24.853	36.387	11.534	0.683	1.000	0.812		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): верог...	Семантический...	40	40	201	39	0.506	1.000	0.672	24.120	50.166	6.138	0.797	1.000	0.887		
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment): верог...	Сумма знаний ...	40	40	23	217	0.156	1.000	0.269	9.573	0.202	8.275	0.536	1.000	0.698		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): верог...	Семантический...	40	40	201	39	0.506	1.000	0.672	24.120	50.166	6.138	0.797	1.000	0.887		
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment): верог...	Сумма знаний ...	40	40	23	217	0.156	1.000	0.269	9.573	0.202	8.275	0.536	1.000	0.698		
9. INF6 - частный критерий: разн.усли безул.вероятностей:...	Семантический...	40	40	137	103	0.280	1.000	0.437	29.818	23.516	23.346	0.561	1.000	0.719		
9. INF6 - частный критерий: разн.усли безул.вероятностей:...	Сумма знаний ...	40	40	22	218	0.155	1.000	0.268	20.300	1.753	37.071	0.354	1.000	0.523		
10. INF7 - частный критерий: разн.усли безул.вероятностей:...	Семантический...	40	40	137	103	0.280	1.000	0.437	29.818	23.516	23.346	0.561	1.000	0.719		
10. INF7 - частный критерий: разн.усли безул.вероятностей:...	Сумма знаний ...	40	40	26	214	0.157	1.000	0.272	20.300	1.753	37.071	0.354	1.000	0.523		

Рисунок 8. Выходная экранная форма с отображением результатов верификации моделей с применением классической F-меры Ван Ризбергена и L-меры проф.Е.В.Луценко, которая представляет собой ее нечеткое мультиклассовое обобщение

Из сравнения значений F-меры и L-меры мы видим, что L-мера имеет большие значения. Это обусловлено тем, что при истинных результатах классификации (как идентификации, так и неидентификации), уровень сходства-различия выше, чем при ложных результатах классификации, в классической F-мере это не учитывается.

Это наглядно видно на форме, представленной на рисунке 9:

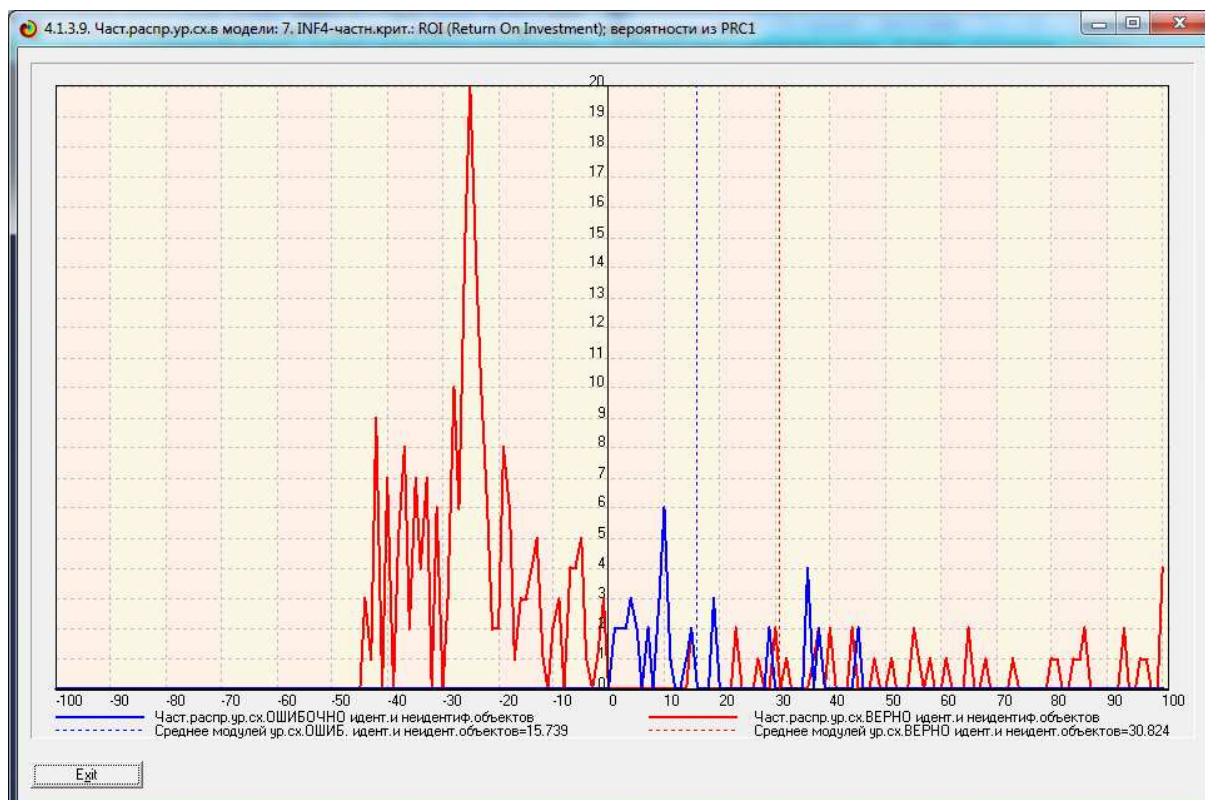


Рисунок 9. Частотное распределение уровней сходства верно и ошибочно идентифицированных и неидентифицированных объектов обучающей выборки при их сравнении со всеми классами в наиболее достоверной модели INF4

Из рисунка 9 видно, что:

– в модели INF4 встречаются только положительные ошибочные решения;

– при ошибочных решениях (синий цвет графика) уровень сходства объектов с классами не превосходит 45%, а при истинных он достигает, 100%;

– при отрицательных решениях в модели INF4 уровень различия по модулю значительно выше, чем сходства при положительных.

Поэтому если при положительных решениях игнорировать те из них, которые с уровнем сходства ниже 45%, то модель вообще не будет иметь ложных решений. При использовании классической F-меры Ван Ризбергена аналогичная возможность вообще отсутствует в принципе.

На рисунке 10 приведен Help режима вывода результатов верификации моделей.

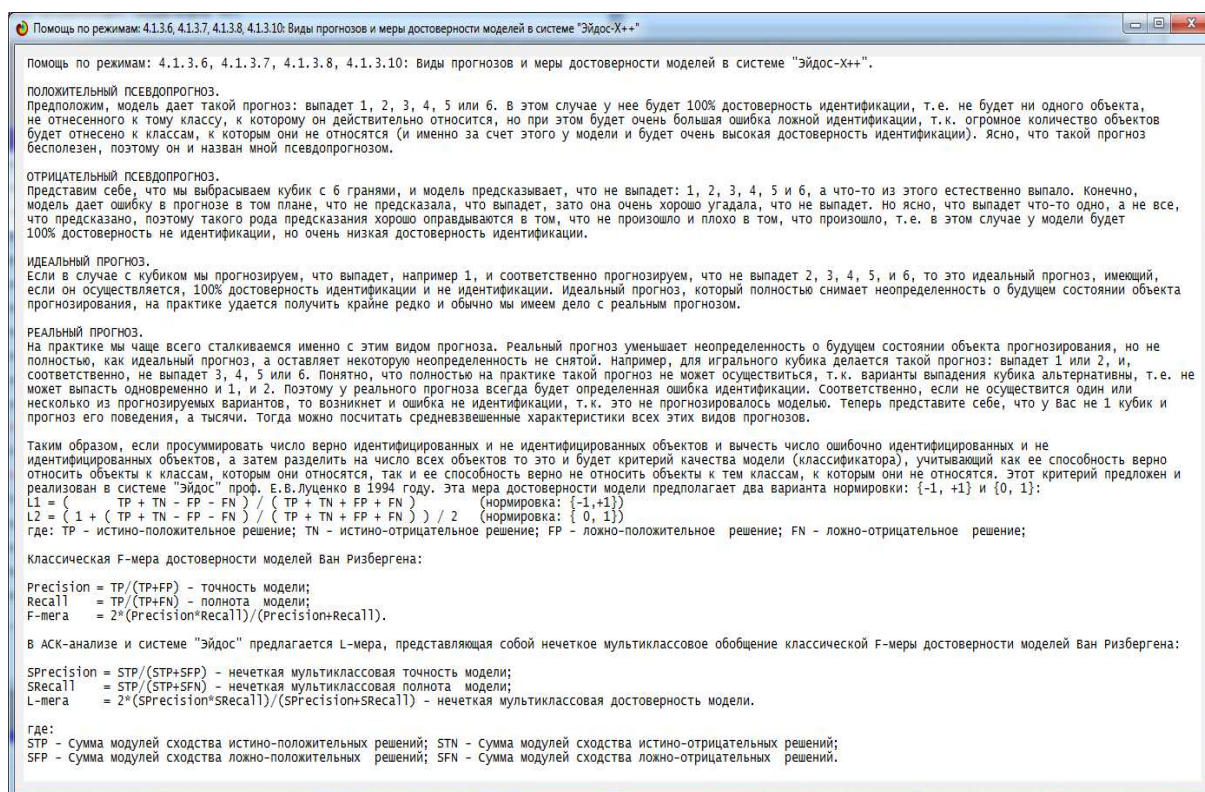


Рисунок 10. Help режима 4.1.3.6 системы «Эйдос»

В соответствии с порядком преобразования данных в информацию, а ее в знания, в соответствии с которым построена система «Эйдос» (рисунок 11), наиболее достоверная модель делается текущей и в ней решаются все задачи АСК-анализа:

– классификации, прогнозирования, идентификации, диагностики, распознавания;

- поддержки принятия решений;
- исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели:

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

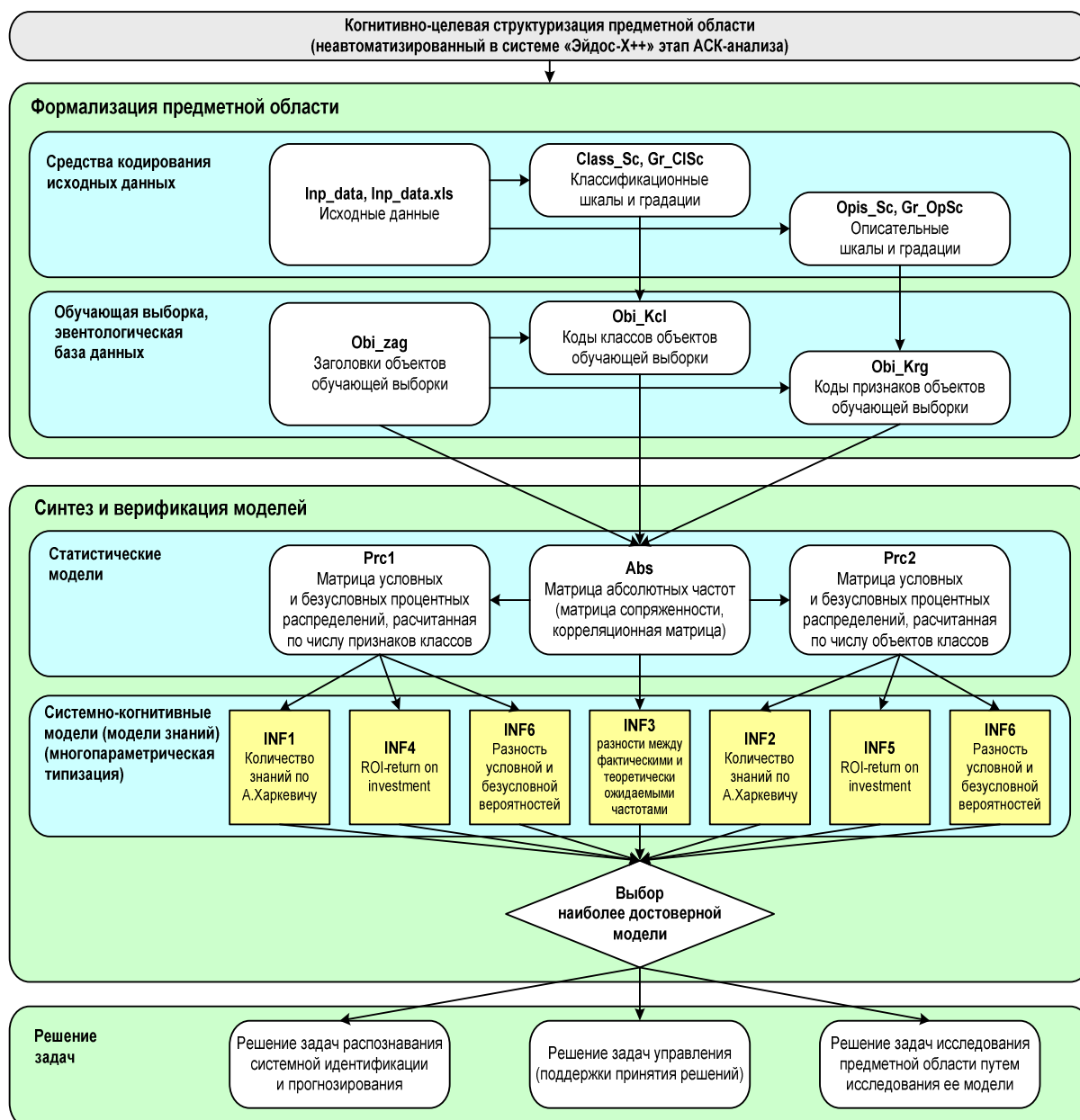


Рисунок 11. Порядок преобразования данных в информацию, а ее в знания, в соответствии с которым построена система «Эйдос»

Различные модели отличаются частными критериями знаний [9].

В соответствии с этой схемой и рисунком 8 установим в качестве текущей модель INF4 (рисунок 12):

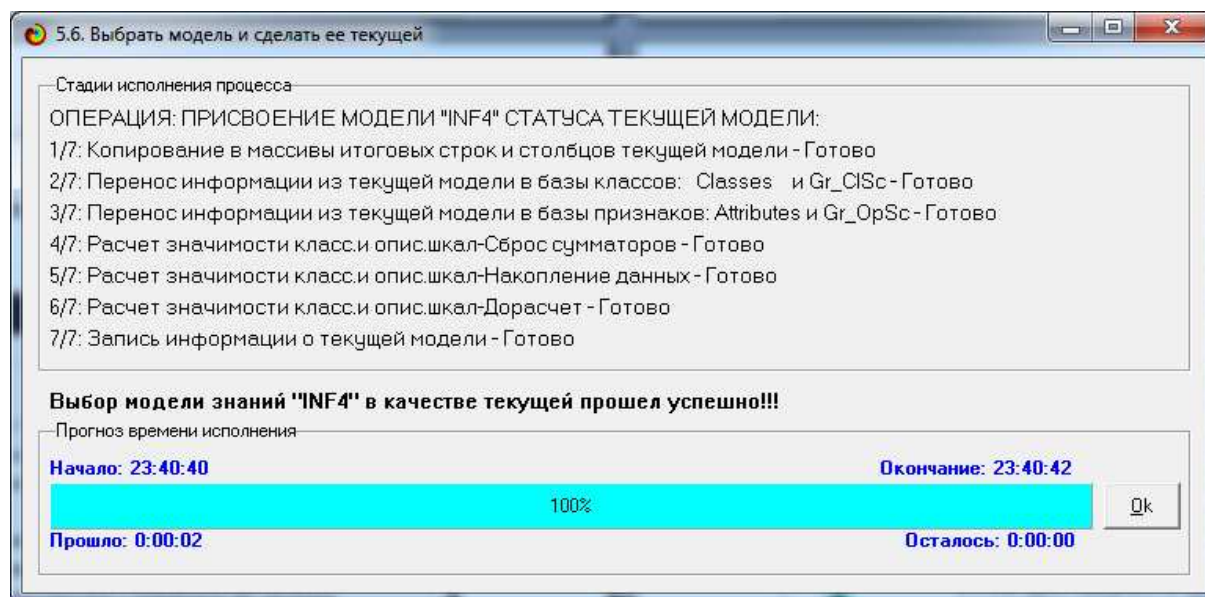
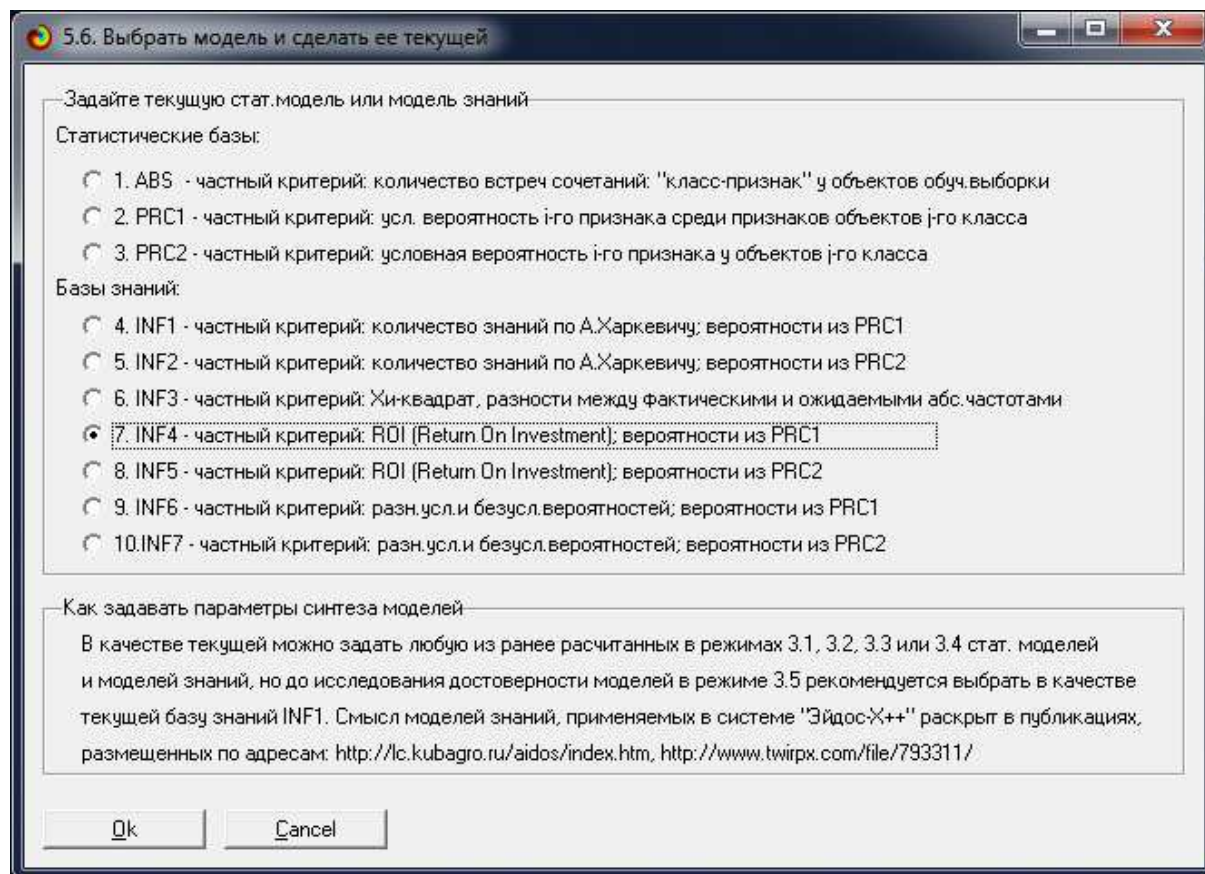


Рисунок 12. Присвоение наиболее достоверной модели статуса текущей модели

Пакетное распознавание в наиболее достоверной модели INF4 (рисунок 13):

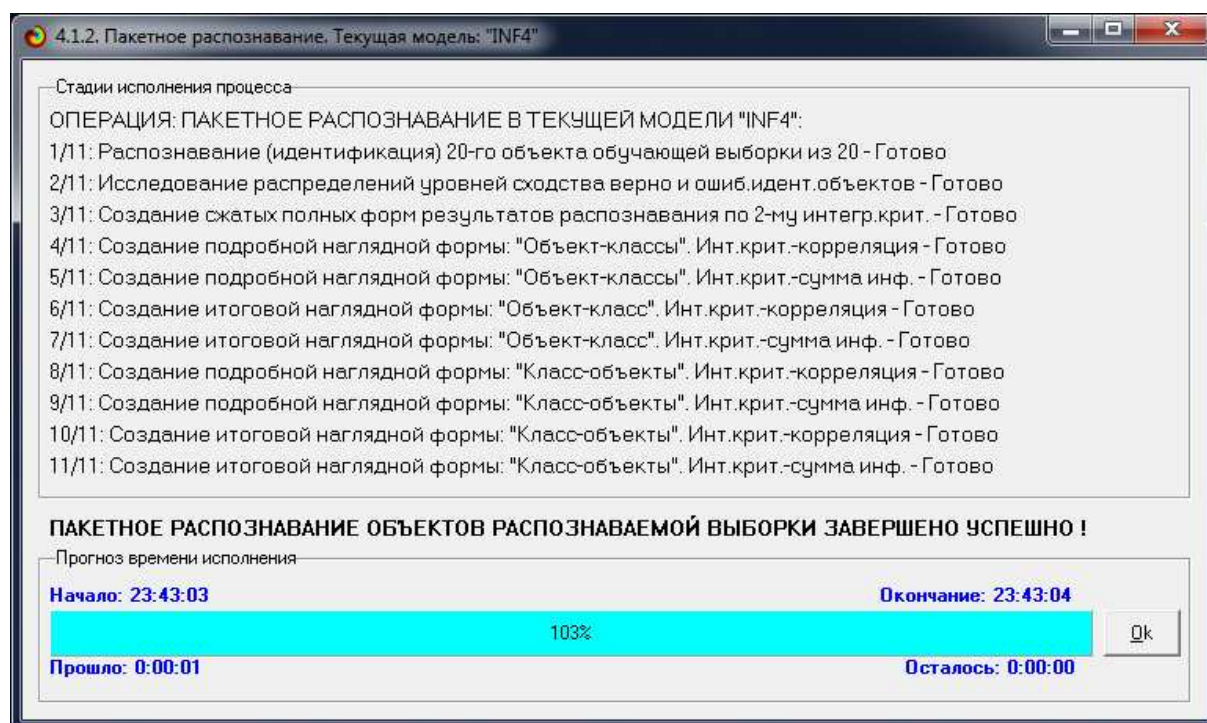


Рисунок 13. Экранная форма, отражающая процесс пакетного распознавания в наиболее достоверной модели INF4 (рисунок 13):

На рисунке 14 приведен фрагмент меню системы «Эйдос», на котором показаны режимы отображения результатов распознавания:

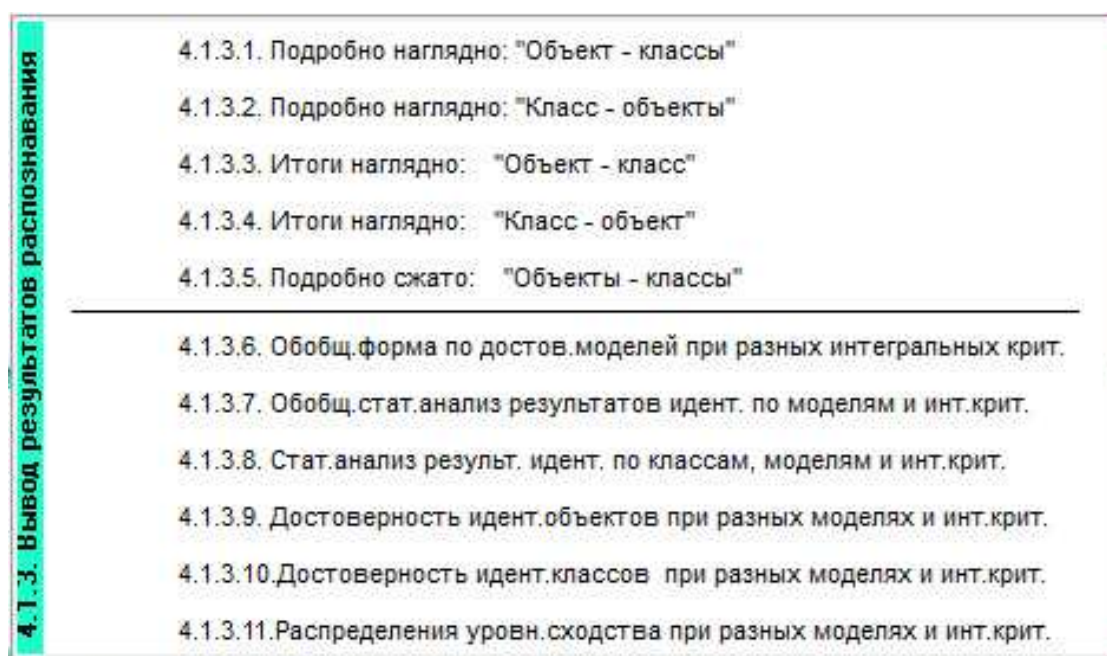


Рисунок 14. Фрагмент меню системы «Эйдос», на котором показаны режимы отображения результатов распознавания

На рисунке 15 мы видим один из этих результатов классификации, отображаемых в режиме 4.1.3.2:

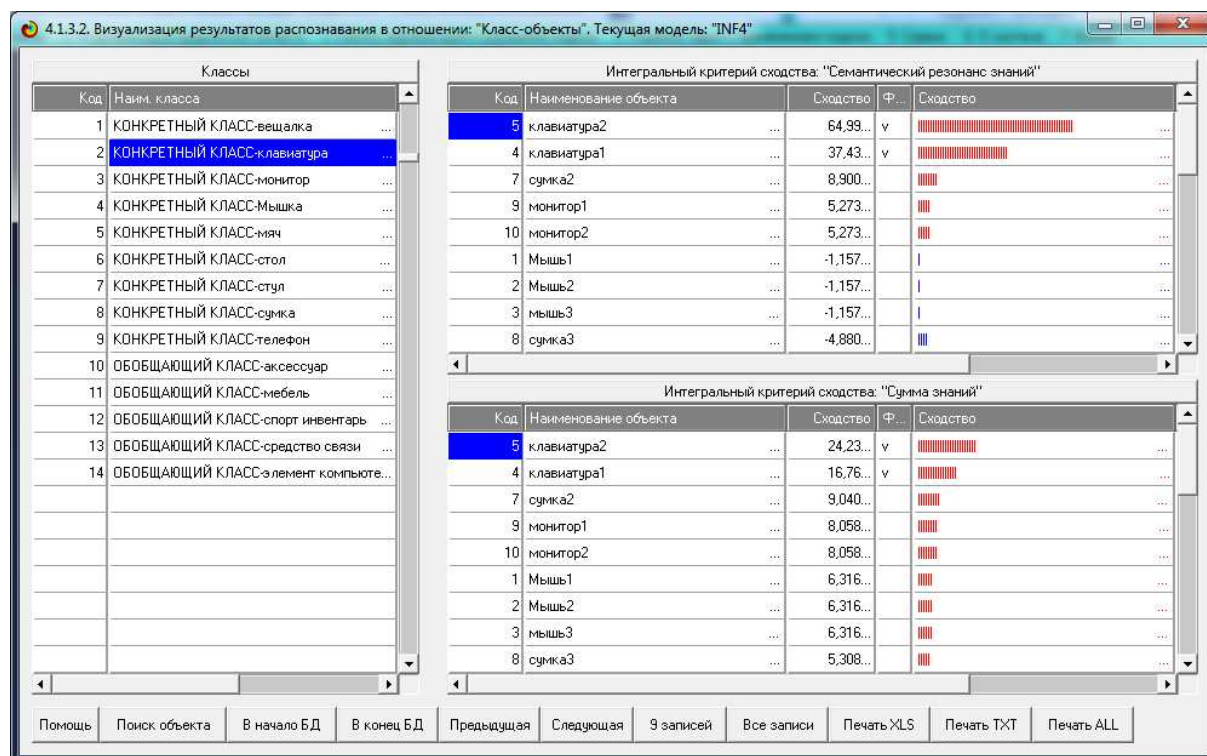


Рисунок 15. Одна из выходных форм система «Эйдос» с отображением результатов классификации в наиболее достоверной модели INF4

На рисунке 15 мы видим три ложно-положительных решения, но мы и видим также, что уровни сходства объектов с классом при этих решениях значительно (в разы) меньше, чем при истинно-положительных решениях (отмечены «птичкой»). Из предыдущего изложения ясно, что F-мера не учитывает этого существенного обстоятельства и этот ее недостаток преодолевается предложенной в данной работе L-мерой.

На рисунках 16 выходные формы по результатам классификации с расчетом F-меры и L-меры для классов и объектов тестовой выборки.

Необходимо отметить также, что все выходные экранные формы в системе «Эйдос» просто визуализируют в окнах специально созданные выходные базы данных DBF-стандарта, которые открываются всеми версиями MS Excel и практически готовы для печати.

4.13.8. Статанализ результатов идентификации по классам, моделям и инт.критериям. Текущая модель: "INF1"

Наименование модели и частного критерия	Наименование интегрального критерия	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	S-Точность модели	S-Полнота модели	L-мера проф. Е.В.Луценко
1. INF1 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из FRC1	Семантический резонанс знаний	0.506	1.000	0.672	0.797	1.000	0.887
7. INF4 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из FRC2	Сумма знаний	0.156	1.000	0.269	0.536	1.000	0.698
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из FRC2	Семантический резонанс знаний	0.506	1.000	0.672	0.797	1.000	0.887
8. INF5 - частный критерий: ROI (Return On Investment); вероятности из FRC2	Сумма знаний	0.156	1.000	0.269	0.536	1.000	0.698

Код класса	Наименование класса	Дифференциальная достоверность модели (1..4)	Кол-во логических объектов выборки	Число истинно-положительных решений (TP)	Число истинно-отрицательных решений (TN)	Число ложноположительных решений (FP)	Число ложноотрицательных решений (FN)	Точность модели	Полнота модели	F-мера Ван Ризбергена	Сумма истинно-положительных решений (ST)	Сумма истинно-отрицательных решений (ST...)	Сумма ложноположительных решений (SFP)	Сумма ложноотрицательных решений (SFN)	S-Точность модели	S-Полнота модели	L-мера проф. Е.В.Луценко
1	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-вешал...	0.900	1	1	18	1		0.500	1.000	0.667	0.968	4.363	0.096		0.910	1.000	0.953
2	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-клави...	0.700	2	2	15	3		0.400	1.000	0.571	1.024	1.595	0.194		0.840	1.000	0.913
3	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-монит...	0.300	2	2	11	7		0.222	1.000	0.364	1.638	2.084	0.489		0.770	1.000	0.870
4	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-Ушка...	0.300	3	3	10	7		0.300	1.000	0.462	2.531	2.204	0.921		0.733	1.000	0.846
5	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-мич ...	1.000	4	4	16			1.000	1.000	1.000	1.630	5.129			1.000	1.000	1.000
6	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-стол ...	0.900	1	1	18	1		0.500	1.000	0.667	0.968	3.712	0.188		0.836	1.000	0.911
7	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-стул ...	0.800	1	1	17	2		0.333	1.000	0.500	0.847	3.054	0.054		0.940	1.000	0.969
8	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-сумка...	1.000	3	3	17			1.000	1.000	1.000	0.832	4.757			1.000	1.000	1.000
9	КОНКРЕТНЫЙ КЛАСС-телеф...	0.200	3	3	9	8		0.273	1.000	0.429	2.930	1.671	2.041		0.589	1.000	0.742
10	СОВОЩАЮЩИЙ КЛАСС-аксес...	1.000	3	3	17			1.000	1.000	0.832	4.757				1.000	1.000	1.000
11	СОВОЩАЮЩИЙ КЛАСС-небел...	1.000	3	3	17			1.000	1.000	1.000	1.602	6.741			1.000	1.000	1.000
12	СОВОЩАЮЩИЙ КЛАСС-спор...	1.000	4	4	16			1.000	1.000	1.000	1.630	5.129			1.000	1.000	1.000
13	СОВОЩАЮЩИЙ КЛАСС-сред...	0.200	3	3	9	8		0.273	1.000	0.429	2.930	1.671	2.041		0.589	1.000	0.742
14	СОВОЩАЮЩИЙ КЛАСС-эле...	0.800	7	7	11	2		0.778	1.000	0.875	3.768	3.301	0.115		0.970	1.000	0.985

4.13.9. F-мера (качество) идентификации объектов при разных моделях и интегральных критериях. Текущая модель: "INF1"

Код класса	Наименование объекта распознаваемой выборки	MAX достоверность	Модель с MAX достоверностью	Интегр. критерий с MAX достоверностью	Модель: ABS, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: FRC1, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: FRC2, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF1, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF2, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF3, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF4, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF5, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF6, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: INF7, интегр. критер. РЕЗОНАНС ЗНАНИЙ	Модель: ABS, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: FRC1, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: FRC2, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF1, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF2, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF3, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF4, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF5, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF6, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	Модель: INF7, интегр. критер. СУММА ЗНАНИЙ	
1	Ушка1	0.571	INF4	Резонанс	0.286	0.286	0.286	0.500	0.500	0.500	0.571	0.571	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
2	Ушка2	0.667	INF4	Резонанс	0.286	0.286	0.286	0.500	0.500	0.500	0.667	0.667	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
3	Ушка3	0.571	INF4	Резонанс	0.267	0.267	0.267	0.500	0.500	0.500	0.571	0.571	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
4	клавиатура1	0.500	INF1	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.400	0.400	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
5	клавиатура2	0.500	INF1	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.400	0.400	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
6	сумка1	1.000	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.571	0.571	0.571	1.000	1.000	0.364	0.364	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.286
7	сумка2	0.800	INF1	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.800	0.800	0.800	0.800	0.800	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
8	сумка3	1.000	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.800	0.800	0.800	0.500	1.000	0.364	0.364	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
9	монитор1	0.500	INF1	Резонанс	0.308	0.308	0.308	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.500	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.333
10	монитор2	0.500	INF3	Резонанс	0.308	0.308	0.308	0.444	0.444	0.444	0.500	0.500	0.500	0.444	0.444	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.333
11	стул	1.000	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.667	0.667	0.667	0.400	1.000	0.364	0.364	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250
12	стол	0.667	INF1	Резонанс	0.308	0.308	0.308	0.667	0.667	0.667	0.400	0.667	0.667	0.333	0.333	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.267	0.286
13	вешалка	0.667	INF1	Резонанс	0.286	0.286	0.286	0.667	0.667	0.667	0.400	0.667	0.667	0.400	0.400	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250
14	телефон1	0.667	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.571	0.571	0.571	0.500	0.667	0.667	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
15	телефон2	0.571	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.500	0.500	0.500	0.571	0.571	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
16	телефон3	0.571	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.500	0.500	0.500	0.571	0.571	0.500	0.500	0.444	0.444	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
17	нач шнур-порт	0.667	INF3	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.571	0.571	0.571	0.667	0.667	0.667	0.400	0.400	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.308
18	нач телис	1.000	INF1	Резонанс	0.250	0.250	0.250	1.000	1.000	1.000	0.571	1.000	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
19	нач футбол	1.000	INF4	Резонанс	0.250	0.250	0.250	0.667	0.667	0.667	0.400	1.000	0.364	0.364	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
20	нач баскетбол	1.000	INF1	Резонанс	0.250	0.250	0.250	1.000	1.000	1.000	0.667	1.000	0.500	0.500	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.250	0.267
	Среднезвешенно	0.672	INF4	Резонанс	0.263	0.263	0.263	0.588	0.588	0.588	0.506	0.672	0.672	0.437	0.437	0.252	0.252	0.252	0.252	0.252	0.252	0.252	0.252	0.252	0.284

Рисунок 16. Выходные экранные формы по результатам классификации с расчетом F-меры и L-меры для классов и объектов тестовой выборки

Выводы

Классическая количественная мера достоверности моделей: F-мера Ван Ризбергена основана на подсчете суммарного количества верно и ошибочно классифицированных и не классифицированных объектов обучающей выборки. В мультиклассовых системах классификации объект 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 численных примерах автором установлено, что при истинно-положительных и истинно-отрицательных решениях модуль сходства-различия объекта с классами значительно выше, чем при ложноположительных и ложно-отрицательных решениях. Поэтому было бы рационально в мере достоверности модели учитывать не просто сам факт истинно или ложно положительного или отрицательного решения, но и учитывать степень уверенности классификатора в этих решениях. В интеллектуальной системе «Эйдос», которая является программным инструментарием автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализ), изначально используется предложенная их разработчиком мера достоверности моделей, по сути являющаяся нечетким мультиклассовым обобщением классической F-меры (предлагается называть ее L-мерой). В данной статье L-мера описана математически и ее применение продемонстрировано на простом численном примере.

Предлагаемые технологии синтеза и верификации моделей могут быть использованы при создании и применении адаптивных интеллектуальных измерительных систем [10], а также разработке нечетких муль-

тиклассовых обобщений других мер достоверности моделей, которые до-вольно разнообразны и многочисленны [6].

Литература

1. Сайт: <http://bazhenov.me/blog/2012/07/21/classification-performance-evaluation.html>
2. Сайт: <https://habrahabr.ru/post/228963/>
3. 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>
4. 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>
5. 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>
6. Амелькин С.А. Оценка эффективности рекомендательных систем. <http://rcdl.ru/doc/2012/paper44.pdf>
7. Шевелев О.Г. Методы автоматической классификации текстов на естественном языке: Учебное пособие. Томск: ТМЛ-Пресс, 2007. – 144с.
8. Луценко Е.В. Теоретические основы и технология адаптивного семантического анализа в поддержке принятия решений (на примере универсальной автоматизированной системы распознавания образов "ЭЙДОС-5.1"). - Краснодар: КЮИ МВД РФ, 1996. - 280с. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21745340>
9. 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.
10. Луценко Е.В. Синтез адаптивных интеллектуальных измерительных систем с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» и системная идентификация в эконометрике, биометрии, экологии, педагогике, психологии и медицине / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 у.п.л.
11. <https://yandex.ru/search/?msid=1478655999.15495.22884.13159&text=коэффициенты%20эмерджентности%20Хартли%20%20Харкевича&lr=35>
12. Луценко Е.В. Количественные меры возрастания эмерджентности в процессе эволюции систем (в рамках системной теории информации) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2006. – №05(021). С. 355 – 374. – Шифр Информрегистра: 0420600012\0089,

IDA [article ID]: 0210605031. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2006/05/pdf/31.pdf>, 1,25 у.п.л.

13. Луценко Е.В. Обобщенный коэффициент эмерджентности Хартли как количественная мера синергетического эффекта объединения булеанов в системном обобщении теории множеств / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №02(066). С. 535 – 545. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0031, IDA [article ID]: 0661102045. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/02/pdf/45.pdf>, 0,688 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №01(075). С. 638 – 680. – Шифр Информрегистра: 0421200012\0025, IDA [article ID]: 0751201052. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/52.pdf>, 2,688 у.п.л.

15. Луценко Е.В. Количественная оценка уровня системности на основе меры информации К. Шеннона (конструирование коэффициента эмерджентности Шеннона) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №05(079). С. 249 – 304. – IDA [article ID]: 0791205018. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/05/pdf/18.pdf>, 3,5 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Коэффициент эмерджентности классических и квантовых статистических систем / Е.В. Луценко, А.П. Трунев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №06(090). С. 214 – 235. – IDA [article ID]: 0901306014. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2013/06/pdf/14.pdf>, 1,375 у.п.л.

17. Трунев А.П. Гравитационные волны и коэффициент эмерджентности классических и квантовых систем / А.П. Трунев, Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №03(097). С. 1343 – 1366. – IDA [article ID]: 0971403092. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2014/03/pdf/92.pdf>, 1,5 у.п.л.

18. Трунев А.П. Логарифмический закон и коэффициент эмерджентности классических и квантовых систем / А.П. Трунев, Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №06(120). С. 1659 – 1685. – IDA [article ID]: 1201606110. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2016/06/pdf/110.pdf>, 1,688 у.п.л.

Literatura

1. Sajt: <http://bazhenov.me/blog/2012/07/21/classification-performance-evaluation.html>
2. Sajt: <https://habrahabr.ru/post/228963/>
3. 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>

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

5. 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>

6. Amel'kin S.A. Ocenka jeffektivnosti rekomendatel'nyh sistem. <http://rcdl.ru/doc/2012/paper44.pdf>

7. Shevelev O.G. Metody avtomaticheskoy klassifikacii tekstov na estestvennom jazyke: Uchebnoe posobie. Tomsk: TML-Press, 2007. – 144c.

8. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy i tehnologija adaptivnogo semanticheskogo analiza v podderzhke prinjatija reshenij (na primere universal'noj avtomatizirovannoj sistemy raspoznavanija obrazov "JeJDOS-5.1"). - Krasnodar: KJuI MVD RF, 1996. - 280s. <http://elibrary.ru/item.asp?id=21745340>

9. 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.

10. Lucenko E.V. Sintez adaptivnyh intellektual'nyh izmeritel'nyh sistem s primeneniem ASK-analiza i sistemy «JeJDOS» i sistemnaja identifikacija v jekometrike, biometrii, jekologii, pedagogike, psihologii i medicine / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №02(116). S. 1 – 60. – IDA [article ID]: 1161602001. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/01.pdf>, 3,75 u.p.l.

11.

<https://yandex.ru/search/?msid=1478655999.15495.22884.13159&text=kojefficienty%20jemerdzhentnosti%20Hartli%20%20Harkevicha&lr=35>

12. Lucenko E.V. Kolichestvennye mery vozrastanija jemerdzhentnosti v processe jevoljucii sistem (v ramkah sistemnoj teorii informacii) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2006. – №05(021). S. 355 – 374. – Shifr Informregistra: 0420600012\0089, IDA [article ID]: 0210605031. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2006/05/pdf/31.pdf>, 1,25 u.p.l.

13. Lucenko E.V. Obobshhennyj kojefficient jemerdzhentnosti Hartli kak kolichestvennaja mera sinergeticheskogo jeffekta ob#edinenija buleanov v sistemnom obobshhenii teorii mnozhestv / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №02(066). S. 535 – 545. – Shifr Informregistra: 0421100012\0031, IDA [article ID]: 0661102045. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2011/02/pdf/45.pdf>, 0,688 u.p.l.

14. Lucenko E.V. Issledovanie vlijanija podsistem razlichnyh urovnej ierarhii na jemerdzhentnye svojstva sistemy v celom s primeneniem ASK-analiza i intellektual'noj sistemy "JeJDOS" (mikrostruktura sistemy kak faktor upravlenija ee makrosvojstvami) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar:

KubGAU, 2012. – №01(075). S. 638 – 680. – Shifr Informregistra: 0421200012\0025, IDA [article ID]: 0751201052. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/52.pdf>, 2,688 u.p.l.

15. Lucenko E.V. Kolichestvennaja ocenka urovnja sistemnosti na osnove mery informacii K. Shennona (konstruirovanie kojeficienta jemerdzhentnosti Shennona) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2012. – №05(079). S. 249 – 304. – IDA [article ID]: 0791205018. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2012/05/pdf/18.pdf>, 3,5 u.p.l.

16. Lucenko E.V. Kojeficient jemerdzhentnosti klassicheskikh i kvantovykh statisticheskikh sistem / E.V. Lucenko, A.P. Trunev // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №06(090). S. 214 – 235. – IDA [article ID]: 0901306014. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2013/06/pdf/14.pdf>, 1,375 u.p.l.

17. Trunev A.P. Gravitacionnye volny i kojeficient jemerdzhentnosti klassicheskikh i kvantovykh sistem / A.P. Trunev, E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №03(097). S. 1343 – 1366. – IDA [article ID]: 0971403092. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2014/03/pdf/92.pdf>, 1,5 u.p.l.

18. Trunev A.P. Logarifmicheskij zakon i kojeficient jemerdzhentnosti klassicheskikh i kvantovykh sistem / A.P. Trunev, E.V. Lucenko // Politematicheskij setевой jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №06(120). S. 1659 – 1685. – IDA [article ID]: 1201606110. – Rezhim dostupa: <http://ej.kubagro.ru/2016/06/pdf/110.pdf>, 1,688 u.p.l.