УДК 303.732.4

КОГНИТИВНЫЕ ФУНКЦИИ КАК ОБОБЩЕНИЕ КЛАССИЧЕСКОГО ПОНЯТИЯ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ ЗАВИСИМОСТИ НА ОСНОВЕ ТЕОРИИ ИНФОРМАЦИИ В АСК-АНАЛИЗЕ И СИСТЕМНОЙ НЕЧЕТКОЙ ИНТЕРВАЛЬНОЙ МАТЕМАТИКЕ

Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
Кубанский государственный аграрный университет, Россия, 350044, Краснодар, Калинина, 13, prof.lutsenko@gmail.com

Орлов Александр Иванович
д.э.н., д.т.н., к.ф.-м.н., профессор
Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана, Россия, 105005, Москва, 2-я Бауманская ул., 5, prof-orlov@mail.ru

Кратко рассматриваются классическое понятие функциональной зависимости в математике, определяются ограничения применимости этого понятия для адекватного моделирования реальности и формулируется проблема, состоящая в поиске такого обобщения понятия функции, которое было бы более пригодно для адекватного отражения причинно-следственных связей в реальной области. Далее рассматривается теоретическое и практическое решения поставленной проблемы, состоящие в том, что а) предлагается универсальный не зависящий от предметной области способ вычисления количества информации в значении аргумента о значении функции, т.е. когнитивные функции; б) предлагается программный инструментарий: интеллектуальная система «Эйдос», позволяющая на практике осуществлять эти расчеты, т.е. строить когнитивные функции на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности. Предлагаются понятия нередуцированных, частично и полностью редуцированных прямых и обратных, позитивных и негативных когнитивных функций и метод формирования редуцированных когнитивных функций, являющийся обобщением известного взвешенного метода наименьших квадратов на основе учета в качестве весов наблюдений количества информации в значениях аргумента о значениях функции

Ключевые слова: ТЕОРИЯ НЕЧЕТКОСТИ, ИНТЕРВАЛЬНАЯ МАТЕМАТИКА, АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС», КОГНИТИВНЫЕ ФУНКЦИИ

UDC 303.732.4

COGNITIVE FUNCTIONS AS A GENERALIZATION OF THE CLASSICAL CONCEPT OF FUNCTIONAL DEPENDENCE ON THE BASIS OF INFORMATION THEORY IN ASC-ANALYSIS AND SYSTEM FUZZY INTERVAL MATHEMATICS

Lutsenko Evgeny Veniaminovich
Dr.Sci.Econ., Cand.Tech.Sci., professor
Kuban State Agrarian University, Krasnodar, Russia

Orlov Alexander Ivanovich
Dr.Sci.Econ., Dr.Sci.Tech., Cand.Phys-Math.Sci., professor
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

This article briefly reviews the classical concept of functional dependence in mathematics, determines the limitations of this concept for adequate modeling of reality and formulates the problem, consisting in search of such generalization of the concept of functions, which is more suitable for the adequate reflection of causal relationships in the real domain. Also, it discusses theoretical and practical solving the problem, consisting in: (a) we suggest the universal method of calculating the amount of information in the value of argument about the meaning of the function, i.e. cognitive functions which is independent from the subject area; b) we offer software tools: Eidos intelligent system, allowing in practice to carry out these calculations, i.e. to build cognitive functions based on a fragmented noisy empirical data of high dimension. We also offer the concepts of nonreducing, partially and completely reduced direct and inverse, positive and negative cognitive functions and the method of formation of reduced cognitive function, which is a generalization of known weighted least-squares method on the basis of observation the amount of information in the values of the argument about the values of the functions accounting

Keywords: THEORY OF VAGUENESS, INTERVAL MATHEMATICS, AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, EIDOS INTELLECTUAL SYSTEM, COGNITIVE FUNCTIONS

СОДЕРЖАНИЕ

1. Классическое понятие функции в математике

Кратко рассмотрим классическое понятие функциональной зависимости или функции в математике.

Под функциональной зависимостью (функцией) понимается закон или правило, по которому осуществляется отображение множества числовых значений аргумента (область определения) на множество числовых значений функции (область значений). В более общем определении область определения и область значений могут быть произвольными множествами, не обязательно числовыми.

В математике для классических функций обычно вводится большое количество различных ограничений, накладывающих соответствующие ограничения на возможности их *практического* применения, но позволяющих использовать и развивать математические конструкции, основанные на описанном выше понятии функции в математике. К этим ограничениям, прежде всего, относятся то, что множества значений аргумента и значений функции являются числовыми, чаще всего континуальными (интервал, луч прямая), и между ними существует взаимно-однозначное соответствие, т.е. функция является биективной. Обычно предполагается также, что эти множества или не обладают никакой структурой, или имеют алгебраическую структуру группы, кольца, поля или аналогичную.

Вместе с тем при определении и использовании функций необходимо различать математические, прагматические и компьютерные числа, учитывать, что множества могут быть нечеткими или случайными, элементами множеств могут быть не только числа, но и лингвистические переменные, а также результаты измерений в различных шкалах, в частности, в порядковых, кроме того множества могут образовывать системы. Всем этим обусловлены существенные ограничения, которые накладываются на возможности применения классического математического понятия функции для моделирования социально-экономических объектов. Как следствие, возникает необходимость разработки математического аппарата, снимающего эти ограничения. Кратко рассмотрим совокупность поставленных вопросов вопросы ниже.

2. Ограничения классического понятия функции и формулировка проблемы

2.1. Числа и множества – основа современной математики

Математика – язык науки [1, с.18]. С появлением новых объектов обсуждения, изучения и практического применения этот язык развивается. «Между математикой и практикой всегда существует двусторонняя связь; математика предлагает практике понятия и методы исследования, которыми она уже располагает, а практика постоянно сообщает математике, что ей необходимо» [1, с.53].

В настоящей статье мы рассматриваем необходимость расширения математического понятия функциональной зависимости (функции) с целью учета присущих реальности нечеткости, интервальности, системности, а также основы соответствующего предлагаемого нами нового перспективного направления теоретической и вычислительной математики – системной нечеткой интервальной математики (СНИМ) [2]. Анализируя, следуя А.Н. Колмогорову [3], математику в ее историческом развитии, констатируем, что ее основой являются действительные числа и множества. Как подчеркнуто выше, функции обычно определяются с помощью множеств (области определения, области значений и подмножества декартова произведения этих областей, задающего отображение области определения на область значений. Число же является основным понятием математики с древнейших времен, и стержнем развития математики вплоть до XIX в. является развитие понятия числа. Еще один символ математики – фигуры и тела. И посвящена элементарная геометрия. Однако развитие этой области математики прекратилось в начале XX в. Сейчас элементарная геометрия – предмет изучения в средней школе, новые научные результаты в ней не появляются. Ее наследники - современные геометрические дисциплины, такие, как проективная геометрия, дифференциальная геометрия, общая топология, алгебраическая топология и др. – далеки от реального мира. Их чисто теоретические результаты практически не используются при решении прикладных задач.

Поэтому сосредоточимся на рассмотрении только двух понятий - числа и множества.

2.2. Математические, прагматические и компьютерные числа

Обсудим базовое для математики понятие числа. Будем считать, что читателю знакомы те математические числа, о которых рассказывают в средней и высшей школе; натуральные числа, дроби, действительные (вещественные) числа. Комплексные числа и кватернионы не потребуют специального обсуждения.

На практике мы используем числа в десятичной записи, иногда дроби. Так, результаты измерений обычно задаются небольшим количеством значащих цифр (от 1 до 5). Т.е. пользуемся множеством чисел из конечного числа элементов. Даже если обобщить арифметическую практику, принять, что могут использоваться любые дроби (записываемые конечным количеством цифр), то множество возможных числе оказывается счетным. А множество действительных чисел имеет мощность континуума. Это означает, что почти все действительные числа «существуют» только в теории, не встречаются при вычислениях. Хорошо известны примеры таких чисел – длина диагонали квадрата с единичной стороной, площадь круга радиуса 1, основание натуральных логарифмов. Их обозначают специальными значками, а при вычислениях вынуждены использовать лишь приближенные значения.

Среди реально используемых чисел выделим два класса – прагматические и компьютерные. Прагматические числа – это результаты измерений, прямых иди косвенных (рассчитанных по результатам прямых измерений), с помощью средств измерений или экспертных. Инженеры хорошо знают, что результат измерения всегда имеет погрешность, и указывают оценку погрешности (например, вносят ее в технический паспорт средства измерения). Экономисты также понимают принципиальную неточность своих расчетов, однако погрешность указывают не всегда, хотя ясно, что при рассмотрении экономической величины порядка нескольких миллиардов рублей нет смысла принимать во внимание копейки (а также и сотни тысяч рублей).

Компьютерные числа - результаты компьютерных расчетов. Они могут быть получены не при анализе прагматических числе, а при расчетах на условных примерах. Принципиальным является понятие машинного нуля. Все математические числа, меньшие (по абсолютной величине) некоторой границы, компьютер приравнивает 0. В результате компьютерные расчеты могут давать результаты, принципиально отличающиеся от математических. Рассмотрим, например, суммирование ряда, члены которого – величины, обратные натуральным числам. Как известно, ряд не сходится (если угодно, сумма ряда равна бесконечности). Однако все члены ряда, начиная с некоторого, будут равны машинному 0, а потому компьютер выдаст в качестве суммы ряда некоторое число (а отнюдь не бесконечность).

Констатируем, что реально используемые числа зачастую не являются математическими. Из сказанного вытекает необходимость модернизации основ математики. Нужен математический аппарат, позволяющий оперировать с прагматическими и компьютерными числами. Принципиальное различие математических, прагматических и компьютерных чисел подробно обсуждает Е.М. Левич [4].

2.3. От обычных множеств – к нечетким

В теории множеств переход от принадлежности элемента множеству к непринадлежности происходит скачком, что не всегда соответствует представлениям о свойствах реальных совокупностей. Обычно имеет место плавный переход от «принадлежности» к «непринадлежности». Следовательно, теорию множеств также необходимо модернизировать. Основное направление при этом – использование множеств с размытыми границами.

Как уже говорилось выше, в основании современной математики лежит понятие множества. Чтобы задать то или иное конкретное множество предметов (объектов, элементов), надо относительно каждого предмета уметь ответить на вопрос: «Принадлежит данный предмет данному множеству или не принадлежит?» Но мы уже видели, что границы понятий, как правило, размыты, так что четкий ответ на подобный вопрос возможен далеко не всегда. Значит, для описания нечеткости надо взять за основу понятие множества, несколько отличающееся от привычного, более широкое, чем оно.

2.4. Теория нечетких множеств и «нечеткое удвоение» математики

Чтобы определить нечеткое множество, надо сначала задать совокупность всех тех элементов, для которых имеет смысл говорить о мере их принадлежности рассматриваемому нечеткому множеству. Эта совокупность называется универсальным множеством. Например, для числа зерен, образующих «кучу» - это множество натуральных чисел, для описания цветов – отрезок шкалы электромагнитных волн, соответствующий видимому свету.

Нечеткое множество описывается (как пишет основатель теории нечетких множеств Л.А. Заде [5], характеризуется) функцией принадлежности (в обычном математическом смысле), которая каждому элементу универсального множества ставит в соответствие число от 0 до 1, показывающее степень (меру, величину) принадлежности этого элемента нечеткому множеству.

Представляется естественным рассматривать нечеткую (размытую) функцию принадлежности. Ее надо описывать функцией принадлежности второго порядка. И далее – вводить функцию принадлежности третьего порядка, и т.д. Итак, основной парадокс теории нечеткости состоит в том, что привлекательный тезис «все в мире нечетко» невозможно последовательно раскрыть в рамках математических моделей. Конечно, описанный парадокс не мешает успешно использовать расплывчатую математику в конкретных приложениях. Из него вытекает лишь необходимость указывать и обсуждать границы ее применимости.

«Нечеткое удвоение» математики состоит в том, что, заменяя в некоторой математической конструкции обычные множества на нечеткие, мы получаем нечеткий аналог этой конструкции. Например, можно рассматривать нечеткие функции, интегралы, классификации и т.д., изучать их теоретически и применять для решения практических задач.

2.5. О сведении теории нечетких множеств к теории случайных множеств

С самого начала появления современной теории нечеткости в 1960-е годы началось обсуждение ее взаимоотношений с теорией вероятностей. Дело в том, что функция принадлежности нечеткого множества напоминает плотность распределения вероятностей. Отличие только в том, что сумма вероятностей по всем возможным значениям случайной величины (или интеграл, если множество возможных значений несчетно) всегда равна 1, а сумма S значений функции принадлежности (в непрерывном случае — интеграл от функции принадлежности) может быть любым неотрицательным числом. Возникает искушение пронормировать функцию принадлежности, т.е. разделить все ее значения на S (при $S \neq 0$), чтобы свести ее к распределению вероятностей (или к плотности вероятности). Однако специалисты по нечеткости справедливо возражают против такого «примитивного» сведения, поскольку оно проводится отдельно для каждой размытости (нечеткого множества), и определения обычных операций над нечеткими множествами согласовать с ним нельзя. Последнее утверждение означает следующее. Пусть указанным образом преобразованы функции принадлежности нечетких множеств A и B. Как при этом преобразуются функции принадлежности результатов операций над множествами $A \cap B$, $A \cup B$, $A + B$, AB? Установить это *невозможно в принципе*. Последнее утверждение становится совершенно ясным после рассмотрения нескольких примеров пар нечетких множеств с одними и теми же суммами значений функций принадлежности, но различными результатами теоретико-множественных операций над ними. Причем и суммы значений соответствующих функций принадлежности для этих результатов теоретико-множественных операций, например, для пересечений множеств, также различны.

Можно понять желание энтузиастов теории нечеткости подчеркнуть принципиальную новизну своего научного аппарата. Однако установлено, что теория нечетких множеств сводится к теории случайных множеств.

Еще в 1975 г. доказано [6], что нечеткие множества естественно рассматривать как «проекции» случайных множеств. Для случайного множества *A* рассмотрим функцию, значение которой равно вероятности того, что аргумент этой функции входит в случайное множество. Эта функция является функцией принадлежности некоторого нечеткого множества *B*. Проекцией случайного множества *A* называется нечеткое множество *B*, построенное указанным способом.

Каждому случайному множеству *A* можно поставить в соответствие нечеткое множество *B*. Оказывается, верно и обратное. Для любого нечеткого подмножества *B* конечного множества *Y* существует случайное подмножество *A* множества *Y* такое, что *B* является проекцией *A*. Указанная связь между теориями нечетких и случайных множеств – лишь начало длинной цепи теорем, связывающих эти две теории.

Изучение связи между нечеткими и случайными множествами началось с использования случайных множеств с целью развития и обобщения аппарата нечетких множеств Л. Заде. Дело в том, что математический аппарат нечетких множеств не позволяет в должной мере учитывать различные варианты зависимости между понятиями (объектами), моделируемыми с его помощью, т.е. не является достаточно гибким. Так, для описания «общей части» двух нечетких множеств есть лишь две операции — произведение и пересечение. Если применяется первая из них, то фактически предполагается, что множества ведут себя как проекции независимых случайных множеств. Операция пересечения также накладывает вполне определенные ограничения на вид зависимости между множествами, причем в этом случае найдены даже необходимые и достаточные условия. Желательно иметь более широкие возможности для моделирования зависимости между множествами (понятиями, объектами). Использование математического аппарата случайных множеств предоставляет такие возможности, как показано в первой книге отечественного автора по теории нечетких множеств [7].

Цель сведения теории нечетких множеств к теории случайных множеств в том, чтобы за любой конструкцией из нечетких множеств увидеть конструкцию из случайных множеств, определяющую свойства первой, аналогично тому, как за плотностью распределения вероятностей мы видим случайную величину. Результаты (теоремы и доказательства) по сведению алгебры нечетких множеств к алгебре случайных множеств приведены в [8].

2.6. Интервальные числа как частный случай нечетких множеств

Интервальное число – это нечеткое множество с функцией принадлежности, равной 1 на отрезке [a, b] и равной 0 вне этого отрезка. Проще говоря, интервальное число – это (замкнутый) интервал [a, b]. Интервальное число – самый простой частный случай нечеткого множества. Хотя для интервальных чисел не выполняется одно из важных свойств нечетких множеств – непрерывность перехода от «непринадлежности к множеству» к «принадлежности», это математическое понятие позволяет успешно моделировать разброс результатов косвенных измерений и погрешности других расчетов в прикладных научных исследованиях.

Интервальные числа часто используются для описания результатов измерений, поскольку измерение всегда проводится с некоторой неопределенностью. Прогноз погоды, как и другие прогнозы, дается в виде интервала, например: «Температура завтра днем будет 15 – 17 градусов Цельсия».

2.7. Развитие интервальной математики. «Интервальное удвоение» математики

Первая монография по интервальной математике была опубликована Р.Е. Муром в 1966 г. (практически одновременно с первой статьей Л.А. Заде по нечетким множествам), а на русском языке – Ю.И. Шокиным в 1981 г. В дальнейшем интервальная математика активно развивалась, но не так быстро, как теория нечетких множеств. Исключением является статистика интервальных данных, в которой получено много интересных результатов (они рассмотрены в [9]), в то время как статистика нечетких данных до сих пор гораздо менее развита и представляет собой в основном результат применения общих подходов статистики объектов нечисловой природы, являющихся элементами пространств произвольного вида.

«Интервальное удвоение» математики состоит в том, что всюду, где используются действительные числа, их можно заменить интервалами (интервальными числами). Например, можно решать системы линейных алгебраических уравнений с интервальными коэффициентами или системы линейных дифференциальных уравнений с интервальными коэффициентами и интервальными граничными условиями. В статистике интервальных данных элементы выборки – не числа, а интервалы. В этом разделе прикладной статистики разработаны принципиально новые (по сравнению с классической математической статистикой) подходы, основанные на понятиях нотны и рационального объемы выборки [10 - 12].

Констатируем необходимость расширения математического аппарата с целью учета присущих реальности нечеткости и интервальности. Такая необходимость отмечалась в ряде публикаций [35-37], но пока еще не стала общепризнанной. На описании неопределенностей с помощью вероятностных моделей не останавливаемся, поскольку такому подходу посвящено множество работ.

2.8. Система как обобщение множества. Системное обобщение математики и задачи, возникающие при этом

В науке принято два основных принципа определения понятий:

– через подведение определяемого понятия под *более общее* понятие и выделение из него определяемого понятия путем указания одного или нескольких его *специфических* признаков (например, млекопитающие – это животные, выкармливающие своих детенышей молоком);

– процедурное определение, которое определяет понятие путем указания *пути* к нему или способа его достижения (магнитный северный полюс – это точка, в которую попадешь, если все время двигаться на север, определяя направление движения с помощью магнитного компаса).

Как это ни парадоксально, но понятия системы и множества могут быть определены друг через друга, т.е. трудно сказать, какое из этих понятие является более общим.

<u>Определение системы через множество.</u>

Система есть множество элементов, взаимосвязанных друг с другом, что дает системе новые качества, которых не было у элементов. Эти новые системные свойства еще называются эмерджентными (т.е. «возникающими»), т.к. не очень просто понять, откуда они берутся. Чем больше сила взаимодействия элементов, тем сильнее свойства системы отличаются от свойств множества и тем выше уровень системности и синергетический эффект. Получается, что система – это множество элементов, но не всякое множество, а только такое, в котором элементы взаимосвязаны (это и есть специфический признак, выделяющий системы среди множеств), т.е. множество – это более общее понятие.

<u>Определение множества через систему.</u>

Но можно рассуждать и иначе, считая более общим понятием систему, т.е. мы ведь можем определить понятие множества через понятие системы. *Множество – это* *система, в которой сила взаимодействия между элементами равна нулю* (это и есть отличительный признак, выделяющий множества среди систем). Тогда более общим понятием является система, а множества – это просто системы с нулевым уровнем системности.

Вторая точка зрения объективно является предпочтительной, т.к. совершенно очевидно, что *понятие множества является предельной абстракцией от понятия системы и реально в мире существуют только системы, а множеств в чистом виде не существует, как не существует математической точки*. Точнее сказать, что множества, конечно, существуют, но всегда исключительно и *только в составе систем как их базовый уровень иерархии*, на котором они основаны.

Из этого вытекает очень важный **вывод**: ***все понятия и теории, основанные на понятии множества, допускают обобщение путем замены понятия множества на понятие системы и тщательного прослеживания всех последствий этой замены***. При этом более общие теории будут удовлетворять принципу соответствия, обязательному для всех более общих теорий, т.е. в *асимптотическом* случае, когда сила взаимосвязи элементов систем стремится к нулю, системы будут все меньше отличаться от множеств и системное обобщение теории перейдет к классическому варианту, основанному на понятии множества. В *предельном* случае, когда сила взаимосвязи *точно* равна нулю, системная теория будет давать *точно* такие же результаты, как основанная на понятии множества.

Этот вывод верен для всех теорий, но в данной статье для авторов наиболее интересным и важным является то, что очень многие, если не практически все понятия *современной математики* основаны на понятии множества, в частности на математической теории множеств. В частности, к таким понятиям относятся понятия:

– математической операции: преобразования одного или нескольких исходных множеств в одно или несколько результирующих;

– функциональной зависимости: отображение множества значений аргумента на множество значений функции для однозначной функции одного аргумента или отображение множеств значений аргументов на множества значений функций для многозначной функции многих аргументов;

– «количество информации»: функция от свойств множества.

В статье [13] впервые сформулирована и обоснована программная идея системного обобщения математики, суть которой состоит в тотальной замене понятия "множество" на более общее понятие "система" и прослеживании всех последствий этого. При этом обеспечивается соблюдение принципа соответствия, обязательного для более общей теории, т.к. при понижении уровня системности система по своим свойствам становится все ближе к множеству и система с нулевым уровнем системности и есть множество. Приводится развернутый пример реализации этой программной идеи в области теории информации, в качестве которого выступает предложенная в 2002 году системная теория информации [17], являющаяся системным обобщением теории информации Найквиста – Больцмана – Хартли – Шеннона и семантической теории информации Харкевича. Основа этой теории состоит в обобщении комбинаторного понятия информации Хартли $I = Log_2N$ на основе идеи о том, что количество информации определяется не мощностью множества N, а мощностью системы, под которой предлагается понимать *суммарное* количество подсистем различного уровня иерархии в системе, начиная с базовых элементов исходного множества и заканчивая системой в целом. При этом в 2002 году, когда было предложено системное обобщение формулы Хартли, число подсистем в системе, т.е. мощность системы N_s, предлагалось рассчитывать по формуле:

$$N_s = \sum_{m=1}^{n} C_n^m = 2^n - 1.$$

Соответственно, системное обобщение формулы Хартли для количества информации в системе из n элементов предлагалось в виде:

$$I_s = Log_2 N_s = Log_2 \sum_{m=1}^{n} C_n^m$$

В статье [38] дано системное обобщение формулы Хартли для количества информации для квантовых систем, подчиняющиеся статистике как Ферми-Дирака, так и Бозе-Эйнштейна, и стало ясно, что предложенные в 2002 году в работе [17] вышеприведенные выражения имеют силу только для систем, подчиняющихся статистике Ферми-Дирака.

В статье [14] кратко описывается семантическая информационная модель системно-когнитивного анализа (СК-анализ), вводится универсальная информационная мера силы и направления влияния значений факторов (независимая от их природы и единиц измерения) на поведение объекта управления (основанная на лемме Неймана – Пирсона), а также неметрический интегральный критерий сходства между образами конкретных объектов и обобщенными образами классов, образами классов и образами значений факторов. Идентификация и прогнозирование рассматривается как *разложение* образа конкретного объекта в ряд по обобщенным образам классов (объектный анализ), что предлагается рассматривать как возможный вариант решения *на практике* 13-й проблемы Гильберта.

В статьях [15, 16] обоснована идея системного обобщения математики и сделан первый шаг по ее реализации: предложен вариант системной теории информации [17, 21]. В данной статье осуществлена попытка сделать второй шаг в этом же направлении: на концептуальном уровне рассматривается один из возможных подходов к системному обобщению математического понятия множества, а именно – подход, основанный на системной теории информации. Предполагается, что этот подход может стать основой для системного обобщения теории множеств и создания математической теории систем. Сформулированы задачи, возникающие на пути достижения этой цели (разработки системного обобщения математики) и предложены или намечены пути их решения:

Задача 1: найти способ представления системы как совокупности взаимосвязанных множеств.

Задача 2: сформулировать, чем отличаются друг от друга различные системы, состоящие из одних и тех же базисных элементов.

Задача 3: обосновать принципы геометрической интерпретации понятий: "элемент системы" и "система".

Задача 4: предложить способы аналитического описания (задания) подсистем как элементов системы.

Задача 5: описать системное семантическое пространство для отображения систем в форме эйдосов (эйдос-пространство).

Задача 6: описать принцип формирования эйдосов (включая зеркальные части).

Задача 7: показать, что базовая когнитивная концепция [17] формализуется многослойной системой эйдос-пространств (термин автора) различных размерностей.

Задача 8: показать, что системная теория информации позволяет непосредственно на основе эмпирических данных определять вид функций принадлежности, т.е. решать одну из основных задач теории нечетких множеств.

Задача 9: сформулировать перспективы: разработка операций с системами: объединение (сложение), пересечение (умножение), вычитание. Привести предварительные соображения по сложению систем.

В данной статье эти варианты решения не приводятся из-за ограниченности ее объема. Обсуждению вопросов, связанных с постановкой и решением этих задач, посвящены статьи [13-16].

2.9. Формулировка проблемы

Постоянно работая в области математического моделирования социально-экономических объектов и явлений и учитывая наличие всех вышеперечисленных ограничений авторы пришли к выводу, что классическое математическое понятие функциональной зависимости недостаточно для адекватного отражения силы и величины причинно-следственной (или иной) связи между факторами, действующим на экономический (или иной) объект, и поведением этого объекта. Одно и тоже значение фактора влияет на переход экономического объекта в различные состояния, но в различной степени или даже с различным знаком, и переход объекта в каждое из состояний обусловлен действием большого количества различных факторов, вообще говоря, взаимодействующих между собой. Это значит, что одному значению аргумента соответствует не одно, а много различных значений функции, а каждому значению функции соответствует много различных значений аргумента, причем это соответствие может быть различным по величание и знаку. Очевидно, что простое представление о биективной функции не пригодно для формального математического моделирования подобных зависимостей. Обобщение классического понятия функции может осуществлено различными способами, – на основе теории нечеткости, интервальной математики, системного анализа.

3. Теоретическое решение проблемы в АСК-анализе

3.1. Развитие идеи системного обобщения математики в области теории информации. Системная (эмерджентная) теория информации (СТИ)

Данный раздел представляет собой краткое частичное изложение статьи [21].

Итак, классическая формула Хартли имеет вид [51]:

$$I = Log_2 W \qquad (1)$$

Будем искать ее системное обобщение в виде:

$$I = Log_2 W^{\varphi} \qquad (2)$$

где:

W – количество элементов в множестве.

φ – коэффициент эмерджентности, названный автором в честь Хартли коэффициентом эмерджентности Хартли.

Примем, что системное обобщение формулы Хартли имеет вид:

$$\boxed{I = Log_2 \sum_{m=1}^{M} C_W^m} \qquad (3)$$

где:

C_W^m – количество подсистем из m элементов;

m – сложность подсистем;

M – ***максимальная*** сложность подсистем (максимальное число элементов подсистемы).

Так как $C_W^1 = W$, то при *M*=1 система переходит в множество и выражение (3) приобретает вид (1), т.е. для него выполняется *принцип соответствия,* являющийся обязательным для более общей теории.

Учитывая, что при *M*=*W*:

$$\sum_{m=1}^{M} C_W^m = 2^W - 1 \qquad (4)$$

в этом случае получаем:

$$I = Log_2(2^W - 1) \qquad (5)$$

Выражение (5) дает *оценку максимального количества информации* в элементе системы. Из выражения (5) видно, что при увеличении числа элементов *W* количество информации *I* быстро стремится к *W* (6) и уже при *W>4* погрешность выражения (5) не превышает 1%:

$$\begin{array}{c} при \;\; W \to \infty \\ I \to W \end{array} \qquad (6)$$

Приравняв правые части выражений (2) и (3):

$$I = Log_2 W^{\varphi} = Log_2 \sum_{m=1}^{M} C_W^m \qquad (7)$$

получим выражение для коэффициента эмерджентности Хартли:

$$\boxed{\varphi = \frac{Log_2 \sum_{m=1}^{M} C_W^m}{Log_2 W}} \qquad (8)$$

Смысл этого коэффициента раскрыт в работах [2, 4, 5, 9, 12, 13, 14]. Здесь отметим лишь, что при $M \to 1$, когда система асимптотически переходит в множество, имеем $\varphi \to 1$ и (2) $\to$ (1), как и должно быть согласно принципу соответствия.

С учетом (8) выражение (2) примет вид:

$$I(W, M) = Log_2 W^{\frac{Log_2 \sum_{m=1}^{M} C_W^m}{Log_2 W}} \qquad (9)$$

или при *M*=*W* и больших *W*, учитывая (4) и (5):

$$I(W, M) = Log_2 W^{\frac{W}{Log_2 W}} = W \qquad (10)$$

Выражение (9) и представляет собой искомое системное обобщение классической формулы Хартли, а выражение (10) – его достаточно хорошее приближение при большом количестве элементов в системе *W*.

Классическая формула А. Харкевича имеет вид:

$$I_{ij}(W,M) = Log_2 \frac{P_{ij}}{P_{\Sigma j}} \qquad (11)$$

где: – P_{ij} – условная вероятность перехода объекта в *j-е* состояние *при условии* действия на него *i-го* значения фактора;

– $P_{\Sigma j}$ – безусловная вероятность перехода объекта в *j-е* состояние (вероятность самопроизвольного перехода или вероятность перехода, посчитанная по всей выборке, т.е. при действии *любого* значения фактора).

Придадим выражению (11) следующий ***эквивалентный*** вид (12), который и будем использовать ниже. Вопрос об эквивалентности выражений (11) и (12) рассмотрим позднее.

$$I_{ij}(W,M) = Log_2 \frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}} \qquad (12)$$

где: – индекс *i* обозначает признак (значение фактора): $1 \le i \le M$;

– индекс *j* обозначает состояние объекта или класс: $1 \le j \le W$;

– P_{ij} – условная вероятность наблюдения *i-го* значения фактора у объектов в *j-го* класса;

– $P_{i\Sigma}$ – безусловная вероятность наблюдения *i-го* значения фактора по всей выборке.

Из (12) видно, что *формула Харкевича для семантической меры информации по сути является <u>логарифмом от формулы Байеса</u> для апостериорной вероятности (отношение условной вероятности к безусловной).*

Известно, что классическая формула Шеннона для количества информации для неравновероятных событий преобразуется в формулу Хартли при условии, что события равновероятны, т.е. удовлетворяет фундаментальному *принципу соответствия*. Поэтому теория информации Шеннона справедливо считается обобщением теории Хартли для неравновероятных событий. Однако, выражения (11) и (12) при подстановке в них реальных численных значений вероятностей P_{ij}, $P_{i\Sigma}$ и $P_{\Sigma j}$ не дает количества информации в ***битах***, т.е. для этого выражения не выполняется *принцип соответствия*, обязательный для более общих теорий. Возможно, в этом состоит причина довольно сдержанного, а иногда и скептического отношения специалистов по теории информации Шеннона к семантической теории информации Харкевича.

Причину этого мы видим в том, что в выражениях (11) и (12) отсутствуют глобальные параметры ***конкретной*** модели *W* и *M, т.е. в том, что* А. Харкевич в своем выражении для количества информации не ввел зависимости *от мощности пространства будущих состояний объекта W и количества значений факторов M*, обуславливающих переход объекта в эти состояния.

Поставим задачу получить такое обобщение формулы Харкевича, которое бы удовлетворяло ***тому же самому*** *принципу соответствия, что и формула Шеннона, т.е. преобразовывалось в формулу Хартли в предельном детерминистском равновероятном случае, когда каждому классу (состоянию объекта) соответствует один признак (значение фактора), и каждому признаку – один класс, и эти классы (а, значит и признаки),* ***равновероятны,*** *и при этом каждый фактор однозначно, т.е.* ***детерминистским*** *образом определяет переход объекта в определенное состояние, соответствующее классу.*

В детерминском случае вероятность[1] P_{ij} наблюдения объекта *j-го* класса при обнаружении у него *i-го* признака:

$$P_{ij} = \begin{cases} 1, \ \textit{при} \ i = j \\ 0, \ \textit{при} \ i \neq j \end{cases}.$$

Будем искать это обобщение (12) в виде:

$$I_{ij}(W, M) = Log_2 \left(\frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}} \right)^{\Psi} \qquad (13)$$

Найдем такое выражение для коэффициента Ψ, названного нами в честь А. Харкевича "коэффициентом эмерджентности Харкевича", которое обеспечивает выполнение для выражения (13) принципа соответствия с классической формулой Хартли (1) и ее системным обобщением (2) и (3) в *равновероятном детерминистском* случае.

Для этого нам потребуется выразить вероятности P_{ij}, P_j и P_i через частоты наблюдения признаков по классам (см. табл. 1). В табл. 1 рамкой обведена область значений, переменные определены ранее.

Таблица 1 – МАТРИЦА АБСОЛЮТНЫХ ЧАСТОТ

		Классы					**Сумма**
		1	**...**	***j***	**...**	***W***	
Значения факторов	***1***	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
	...						
	i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iW}	$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^{W} N_{ij}$
	...						
	M	N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}	
Суммарное количество признаков				$N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^{M} N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^{W} \sum_{j=1}^{M} N_{ij}$

Алгоритм формирования матрицы абсолютных частот.

Объекты обучающей выборки описываются векторами (массивами) $\vec{L} = \{L_i\}$ имеющихся у них признаков:

$$\vec{L} = \{L_i\} = n, \textit{ если у объекта i-й признак встречается n раз.}$$

Первоначально в матрице абсолютных частот все значения равны нулю. Затем организуется цикл по объектам обучающей выборки. Если предъявленного объекта, относящегося к *j-му* классу, есть *i-й* признак, то:

$$N_{ij} = N_{ij} + 1; \ N_{i\Sigma} = N_{i\Sigma} + 1; \ N_{\Sigma j} = N_{\Sigma j} + 1; \ N_{\Sigma\Sigma} = N_{\Sigma\Sigma} + 1$$

[1] предел, к которому стремится частость при неограниченном увеличении числа наблюдений

Здесь можно провести очень интересную и важную аналогию между способом формирования матрицы абсолютных частот и работой ***многоканальной*** *системы выделения полезного сигнала из шума*. Представим себе, что все объекты, предъявляемые для формирования обобщенного образа некоторого класса, в действительности являются различными реализациями одного объекта – "Эйдоса" (в смысле Платона), поразному зашумленного различными случайными обстоятельствами. И наша задача состоит в том, чтобы подавить этот шум и выделить из него то общее и существенное, что отличает объекты данного класса от объектов других классов. Учитывая, что шум чаще всего является "белым" и имеет свойство при суммировании с самим собой стремиться к нулю, а сигнал при этом, наоборот, возрастает пропорционально количеству слагаемых, то увеличение объема обучающей выборки приводит ко все лучшему отношению сигнал/шум в матрице абсолютных частот, т.е. к выделению полезной информации из шума. Примерно так мы начинаем постепенно понимать смысл фразы, которую мы сразу не расслышали по телефону и несколько раз переспрашивали. При этом в повторах шум не позволяет понять то одну, то другую часть фразы, но в конце концов за счет использования памяти и интеллектуальной обработки информации мы понимаем ее всю. Так и *объекты, описанные признаками, можно рассматривать как зашумленные фразы, несущие нам информацию об обобщенных образах классов - "Эйдосах" [12, 13, 14, 15], к которым они относятся. И эту информацию мы выделяем из шума при синтезе модели.*

Для выражения (11):

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{i\Sigma}} \qquad (14)$$

Для выражений (12) и (13):

$$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}} \qquad (15)$$

Для выражений (11), (12) и (13):

$$P_i = \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}; \; P_j = \frac{N_{\Sigma j}}{N_{\Sigma\Sigma}};$$

$$N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^{W} N_{ij}; \; N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^{M} N_{ij}; \qquad (16)$$

$$N_{\Sigma\Sigma} = \sum_{i=1}^{M} N_{i\Sigma} = \sum_{j=1}^{W} N_{\Sigma j} = \sum_{i=1}^{W} \sum_{j=1}^{M} N_{ij}$$

В (16) использованы обозначения:

N_{ij} – суммарное количество наблюдений в исследуемой выборке *факта*: "действовало *i-е* значение фактора и объект перешел в *j-е* состояние";

$N_{\Sigma j}$ – суммарное по всей выборке количество встреч различных факторов у объектов, перешедших в *j-е* состояние;

$N_{i\Sigma}$ – суммарное количество встреч *i-го* фактора у всех объектов исследуемой выборки;

$N_{\Sigma\Sigma}$ – суммарное количество встреч различных значений факторов у всех объектов исследуемой выборки.

Формирование матрицы условных и безусловных процентных распределений.

На основе анализа матрицы частот (табл. 1) классы можно сравнивать по наблюдаемым частотам признаков только в том случае, если количество объектов по всем классам ***одинаково***, как и ***суммарное количество признаков по классам***. Если же они отличаются, то корректно сравнивать классы можно только по условным и безусловным относительным частотам (оценкам вероятностей) наблюдений признаков, посчитанных на основе матрицы частот (табл. 1) в соответствии с выражениями (14) и (15), в результате чего получается матрица условных и безусловных процентных распределений (табл. 2).

При расчете матрицы оценок условных и безусловных вероятностей N_j из табл. 1 могут браться либо из предпоследней, либо из последней строки. В 1-м случае N_j представляет собой "Суммарное количество признаков у всех объектов, использованных для формирования обобщенного образа *j-го* класса", а во 2-м случае - это "Суммарное количество объектов обучающей выборки, использованных для формирования обобщенного образа *j-го* класса", соответственно получаем различные, хотя и очень сходные семантические информационные модели, которые мы называем СИМ-1 и СИМ-2. Оба этих вида моделей поддерживаются системой "Эйдос".

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}		P_{iW}	$P_{i\Sigma}$
	...						
	M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
Безусловная вероятность класса				$P_{\Sigma j}$			

Эквивалентность **выражений (11) и (12) устанавливается**, если подставить в них выражения относительных частот как оценок вероятностей P_{ij}, $P_{\Sigma j}$ и $P_{i\Sigma}$ через абсолютные частоты наблюдения признаков по классам из (14), (15) и (16). **В обоих случаях из выражений (11) и (12) получается *одно и то же* выражение (17):**

$$I_{ij} = Log_2 \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}} \qquad (17)$$

А из (13) - выражение (18), с которым мы и будем далее работать.

$$I_{ij} = Log_2 \left(\frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}} \right)^{\Psi} \qquad (18)$$

При взаимно-однозначном соответствии классов и признаков в *равновероятном детерминистском* случае имеем (таблица 3):

Таблица 3 – МАТРИЦА ЧАСТОТ В РАВНОВЕРОЯТНОМ ДЕТЕРМИНИСТСКОМ СЛУЧАЕ

		Классы					**Сумма**
		1	**...**	***j***	**...**	***W***	
Значения факторов	***1***	1					1
	...		1				1
	i			1			1
	...				1		1
	M					1	1
Сумма		1	1	1	1	1	$N_{\Sigma\Sigma}$

В этом случае к каждому классу относится один объект, имеющий единственный признак. Откуда получаем для всех i и j равенства (19):

$$\forall ij: \ N_{ij} = N_{i\Sigma} = N_{\Sigma j} = 1 \qquad (19)$$

Таким образом, обобщенная формула А. Харкевича (18) с учетом (19) в этом случае приобретает вид:

$$I_{ij} = Log_2 N_{\Sigma\Sigma}^{\Psi} = Log_2 W^{\varphi} \qquad (20)$$

откуда:

$$\boxed{\Psi = \frac{Log_2 W^{\varphi}}{Log_2 N_{\Sigma\Sigma}}} \qquad (21)$$

или, учитывая выражение для коэффициента эмерджентности Хартли (8):

$$\Psi = \frac{Log_2 W^{\frac{Log_2 \sum_{m=1}^{M} C_W^m}{Log_2 W}}}{Log_2 N_{\Sigma\Sigma}} \qquad (22)$$

Подставив коэффициент эмерджентности А.Харкевича (21) в выражение (18), получим:

$$I_{ij}=Log_2\left(\frac{N_{ij}N_{\Sigma}}{N_{i\Sigma}N_{\Sigma j}}\right)^{\Psi}=Log_2\left(\frac{N_{ij}N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma}N_{\Sigma j}}\right)^{\frac{Log_2W^{\varphi}}{Log_2N}}=$$

$$=\frac{Log_2W^{\varphi}}{Log_2N_{\Sigma\Sigma}}\left(Log_2\left(\frac{N_{ij}}{N_{i\Sigma}N_{\Sigma j}}\right)+Log_2N_{\Sigma\Sigma}\right)=$$

$$=Log_2\left(\frac{N_{ij}}{N_{i\Sigma}N_{\Sigma j}}\right)^{\frac{Log_2W^{\varphi}}{Log_2N_{\Sigma\Sigma}}}+Log_2W^{\varphi}$$

или окончательно:

$$\boxed{I_{ij}=Log_2\left(\frac{N_{ij}}{N_{i\Sigma}N_{\Sigma j}}\right)^{\frac{Log_2W^{\varphi}}{Log_2N_{\Sigma\Sigma}}}+Log_2W^{\varphi}} \quad (23)$$

Отметим, что 1-я задача получения системного обобщения формул Хартли и Харкевича и 2-я задача получения такого обобщения формулы Харкевича, которая удовлетворяет принципу соответствия с формулой Хартли – это две разные задачи. 1-я задача является более общей и при ее решении, которое приведено выше, *автоматически* решается и 2-я задача, которая является, таким образом, частным случаем 1-й.

Однако, представляет самостоятельный интерес и частный случай, в результате которого получается формула Харкевича, удовлетворяющая в *равновероятном детерминистском* случае принципу соответствия с классической формулой Хартли (1), а не с ее системным обобщением (2) и (3). Ясно, что эта формула получается из (23) при $\varphi=1$.

$$I_{ij}=Log_2\left(\frac{N_{ij}}{N_{i\Sigma}N_{\Sigma j}}\right)^{\frac{Log_2W}{Log_2N_{\Sigma\Sigma}}}+Log_2W \quad (24)$$

Из выражений (21) и (22) видно, что в этом частном случае, т.е. когда система эквивалентна множеству ($M=1$), коэффициент эмерджентности А.Харкевича приобретает вид:

$$\Psi=\frac{Log_2W}{Log_2N_{\Sigma\Sigma}} \quad (25)$$

На практике для численных расчетов удобнее пользоваться не выражениями (23) или (24), а ***формулой (26)***, которая получается непосредственно из (18) после подстановки в него выражения (25):

$$\boxed{I_{ij} = \frac{Log_2 W}{Log_2 N_{\Sigma\Sigma}} \times Log_2 \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}}} \qquad (26)$$

Используя выражение (26) и данные таблицы 1 непосредственно прямым счетом получаем *матрицу знаний* (таблица 4):

Таблица 4 – МАТРИЦА ЗНАНИЙ (ИНФОРМАТИВНОСТЕЙ)

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

Здесь – $\bar{I}_i$ это *среднее* количество знаний в *i-м* значении фактора:

$$\bar{I}_i = \frac{1}{W}\sum_{j=1}^{W} I_{ij}$$

Когда количество информации Iij > 0 – i-й фактор способствует переходу объекта управления в j-е состояние, когда Iij < 0 – препятствует этому переходу, когда же Iij = 0 – никак не влияет на это. В векторе i-го фактора (строка матрицы информативностей) отображается, какое количество информации о переходе объекта управления в каждое из будущих состояний содержится в том факте, что данный фактор действует. В векторе j-го состояния класса (столбец матрицы информативностей) отображается, какое количество информации о переходе объекта управления в соответствующее состояние содержится в каждом из факторов.

Таким образом, матрица знаний (информативностей), приведенная в таблице 6, является обобщенной таблицей решений, в которой входы (факторы) и выходы (будущие состояния объекта управления) связаны друг с другом не с помощью классических (Аристотелевых) импликаций, принимающих только значения: "истина" и "ложь", а различными значениями истинности, выраженными в битах, и принимающими значения от положительного теоретически-максимально-возможного ("максимальная степень истинности"), до теоретически неограниченного отрицательного ("степень ложности"). Это позволяет автоматически формулировать прямые и опосредованные правдоподобные высказывания с расчетной степенью истинности.

Фактически предложенная модель позволяет осуществить синтез обобщенных таблиц решений для различных предметных областей непосредственно на основе эмпирических исходных данных и продуцировать прямые и обратные правдоподобные (нечеткие) логические рассуждения по неклассическим схемам с различными расчетными значениями истинности, являющимися обобщением классических импликаций.

Таким образом, данная модель позволяет рассчитать, какое количество информации содержится в любом факте о наступлении любого события в любой предметной области, причем для этого не требуется повторности этих фактов и событий. Если данные повторности осуществляются и при этом наблюдается некоторая вариабельность значений факторов, обуславливающих наступление тех или иных событий, то модель обеспечивает многопараметрическую типизацию, т.е. синтез обобщенных образов классов или категорий наступающих событий с количественной оценкой степени и знака влияния на их наступление различных значений факторов. Причем эти значения факторов могут быть как количественными, так и качественными и измеряться в любых единицах измерения, в любом случае в модели оценивается количество информации, которое в них содержится о наступлении событий, переходе объекта управления в определенные состояния или, просто, о его принадлежности к тем или иным классам.

Другие способы метризации приведены в работе [45] (таблица 5):

Таблица 5 – ЧАСТНЫЕ КРИТЕРИИ ЗНАНИЙ, ИСПОЛЬЗУЕМЫЕ В НАСТОЯЩЕЕ ВРЕМЯ В СК-АНАЛИЗЕ И СИСТЕМЕ «ЭЙДОС-Х++»

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
INF1, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета относительных частот: $N_{\Sigma j}$ – суммарное количество признаков по *j*-му классу. Относительная частота того, что если у объекта j-го класса обнаружен признак, то это i-й признак	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}}$	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}}$
INF2, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета относительных частот: $N_{\Sigma j}$ – суммарное количество объектов по *j*-му классу. Относительная частота того, что если предъявлен объект j-го класса, то у него будет обнаружен i-й признак.	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}}$	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}}$
INF3, частный критерий: Хи-квадрат: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
INF4, частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета относительных частот: $N_{\Sigma j}$ – суммарное количество признаков по *j*-му классу[2]	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}} - 1 = \frac{P_{ij} - P_{i\Sigma}}{P_{i\Sigma}}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}} - 1$
INF5, частный критерий: ROI - Return On Investment, 2-й вариант расчета относительных частот: $N_{\Sigma j}$ – суммарное количество объектов по *j*-му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_{i\Sigma}} - 1 = \frac{P_{ij} - P_{i\Sigma}}{P_{i\Sigma}}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij} N_{\Sigma\Sigma}}{N_{i\Sigma} N_{\Sigma j}} - 1$
INF6, частный критерий: разность условной и безусловной относительных частот, 1-й вариант расчета относительных частот: $N_{\Sigma j}$ – суммарное количество признаков по *j*-му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_{i\Sigma}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}} - \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
INF7, частный критерий: разность условной и безусловной относительных частот, 2-й вариант расчета относительных частот: $N_{\Sigma j}$ – суммарное количество объектов по *j*-му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_{i\Sigma}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}} - \frac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$

[2] Применение предложено Л.О. Макаревич

Обозначения:

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.

$N_{i\Sigma}$ *– количество встреч i-м значения прошлого параметра по всей выборке;*

$N_{\Sigma j}$ *– количество встреч j-го значения будущего параметра по всей выборке;*

$N_{\Sigma\Sigma}$ *– 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 (Е.В.Луценко, 2002), преобразующий количество информации в формуле А.Харкевича в биты и обеспечивающий для нее соблюдение принципа соответствия с формулой Р.Хартли;

$P_{i\Sigma}$ *– 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.*

Все эти способы метризации с применением 7 частных критериев знаний (таблица 10) реализованы в системно-когнитивном анализе и интеллектуальной системе «Эйдос» и обеспечивают сопоставление градациям всех видов шкал числовых значений, имеющих смысл количества информации в градации о принадлежности объекта к классу. Поэтому является корректным применение интегральных критериев, включающих операции умножения и суммирования, для обработки числовых значений, соответствующих градациям шкал. Это позволяет единообразно и сопоставимо обрабатывать эмпирические данные, полученные с помощью любых типов шкал, применяя при этом все математические операции [45].

Частные критерии знаний, представленные в таблице 5, по сути, являются формулами для преобразования абсолютных частот в количество информации и знания (В.И.Лойко, 2013). В будущем их предлагается дополнить критерием Г.Раша. Модель Г.Раша математически тесно связана с моделью логитов, предложенной в 1944 году Джозефом Берксоном (*Joseph Berkson*) и здесь мы ее не приводим, т.к. она подробно описана в литературе. Модель Г.Раша (с учетом ее модификаций) является чуть ли не единственной широко известной в настоящее время моделью метризации измерительных шкал.

Информационный портрет класса – это список значений факторов, ранжированных в порядке убывания силы их влияния на переход объекта управления в состояние, соответствующее данному классу. Информационный портрет класса отражает систему его детерминации. Генерация информационного портрета класса представляет собой решение обратной задачи прогнозирования, т.к. при прогнозировании по системе факторов определяется спектр наиболее вероятных будущих состояний объекта управления, в которые он может перейти под влиянием данной системы факторов, а в информационном портрете мы, наоборот, по заданному будущему состоянию объекта управления определяем систему факторов, детерминирующих это состояние, т.е. вызывающих переход объекта управления в это состояние. В начале информационного портрета класса идут факторы, оказывающие положительное влияние на переход объекта управления в заданное состояние, затем факторы, не оказывающие на это существенного влияния, и далее – факторы, препятствующие переходу объекта управления в это состояние (в порядке возрастания силы препятствования). Информационные портреты классов могут быть от *отфильтрованы* по диапазону факторов, т.е. мы можем отобразить влияние на переход объекта управления в данное состояние не всех отраженных в модели факторов, а только тех, коды которых попадают в определенный диапазон, например, относящиеся к определенным описательным шкалам.

Информационный (семантический) портрет фактора – это список классов, ранжированный в порядке убывания силы влияния данного фактора на переход объекта управления в состояния, соответствующие данным классам. Информационный портрет фактора называется также его *семантическим портретом*, т.к. в соответствии с концепцией смысла системно-когнитивного анализа, являющейся обобщением концепции смысла Шенка-Абельсона [5], *смысл фактора состоит в том, какие будущие состояния объекта управления он детерминирует или обуславливает*. Сначала в этом списке идут состояния объекта управления, на переход в которые данный фактор оказывает наибольшее влияние, затем состояния, на которые данный фактор не оказывает существенного влияния, и далее состояния – переходу в которые данный фактор препятствует. Информационные портреты факторов могут быть от *отфильтрованы* по диапазону классов, т.е. мы можем отобразить влияние данного фактора на переход объекта управления не во все возможные будущие состояния, а только в состояния, коды которых попадают в определенный диапазон, например, относящиеся к определенным классификационным шкалам.

Очевидно, смысл процесса измерения в том, что в его результате мы получаем определенное количество ***информации*** о степени выраженности тех или иных свойств объекта измерения или о его состоянии. Информация может рассматриваться с двух точек зрения: с количественной и с качественной, т.е. содержательной, семантической. Парадокс заключается в том, что традиционно внимание обращается только на *содержание* информации, полуденной в процессе измерения, тогда как на *количество* этой информации обычно вообще не обращают никакого внимания. Между тем количество информации полученной в результате измерений также очень важно, т.к. непосредственно определяется *точностью* измерений.

По мнению авторов необходимо четко осознать, что когда мы спрашиваем чему равно значение некоторой функции при определенном значении ее аргумента, то, по сути, мы хотим получить *некое количество информации* об этом значении функции из значения ее аргумента, т.е. о том, *какое количество информации об этом значении функции содержится в данном значении ее аргумента. Парадоксально*, но мы никогда не спрашиваем, какое же конкретно *количество информации* мы получили при ответе на этот наш вопрос.

Ответом на этот вопрос являются когнитивные функции. Если мы отобразим в графической форме результаты измерения степени выраженности некоторого свойства объекта в зависимости от величины влияющего на нее фактора в виде функции с указанием не только самих значений функции, но и количества информации в ее аргументе о том, что функция будет иметь эти значения, то это и будет когнитивная функция.

С точки зрения теории управления когнитивная функция представляет собой зависимость вероятностей перехода объекта управления в будущие состояния, соответствующие классам, под влиянием различных значений некоторого фактора. Наглядные примеры когнитивных функций будут приведены ниже.

Когнитивная функции строится для ***подматриц*** матрицы информативностей (матрицы знаний) системы «Эйдос», образованных различными классификационными и описательными шкалами (одна из подматриц выделена жирной линией и фоном) (таблица 6):

Таблица 6 – К ПОЯСНЕНИЮ ПОНЯТИЯ: «ПОДМАТРИЦЫ МАТРИЦЫ ЗНАНИЙ»

		1-я классификационная шкала			2-я классификационная шкала			3-я классификационная шкала		
		1-я градация	2-я градация	3-я градация	1-я градация	2-я градация	3-я градация	1-я градация	2-я градация	3-я градация
1-я описательная шкала	1-я градация									
	2-я градация									
	3-я градация									
2-я описательная шкала	1-я градация									
	2-я градация									
	3-я градация									
3-я описательная шкала	1-я градация									
	2-я градация									
	3-я градация									

Если взять несколько информационных портретов факторов, соответствующих градациям одной описательной шкалы, отфильтровать их по диапазону градаций некоторой классификационной шкалы и взять из каждого информационного портрета *по одному* состоянию, на переход в которое объекта управления данное значение фактора оказывает наибольшее влияние, то мы и получим когнитивную функциональную зависимость, отражающую вероятность перехода объекта управления в будущие состояния под влиянием различных значений некоторого фактора, т.е. полностью редуцированную 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 СК-анализа не накладывается никаких ограничений, в частности, они могут быть и *нелинейные [46]*.

Введем определение когнитивной функции: когда функция используется для отображения причинно-следственной зависимости, т.е. информации (согласно концепции Шенка-Абельсона [27]), или *знаний*, если эта информация полезна для достижении целей, то будем называть такую функцию *когнитивной функцией* [24-32], от англ. *«cognition»*[3].

Смысл когнитивной функциональной зависимости в том, что в значении аргумента содержится определенное количество информации о том, какое значение примет функция, т.е. когнитивная функция отражает знания о степени соответствия значений функции значениям аргумента.

Очень важно, что этот подход позволяет автоматически решить проблему сопоставимой обработки многих факторов, измеряемых в различных единицах измере-

[3] http://lingvo.yandex.ru/cognition/с%20английского/

ния, т.к. ***в этом подходе рассматриваются не сами факторы, какой бы природы они не были и какими бы шкалами не формализовались, а количество информации, которое в них содержится о поведении моделируемого объекта*** *[30, 31, 45]*.

Необходимо также отметить, что представление о полностью линейных объектах (системах) является *абстракцией* и реально все объекты являются принципиально нелинейными. Вместе с тем для большинства систем нелинейные эффекты можно считать эффектами второго и более высоких порядков и такие системы *в первом приближении* можно считать линейными. Возможны различные модели *взаимодействия факторов*, в частности, развиваемые в форме системного обобщения теории множеств [13-16]. Этот подход в перспективе может стать одним из вариантов развития теории нелинейных систем.

Отметим, что математическая модель АСК-анализа (системная теория информации) *органично* учитывает принципиальную нелинейность всех объектов. Это проявляется в нелокальности нейронной сети системы «Эйдос» [46], приводящей к зависимости ***всех*** информативностей от ***любого*** изменения в исходных данных, а не как в методе обратного распространения ошибки[4]. В результате ***значения матрицы информативностей количественно отражают факторы не как множество, а как систему***.

Объект может перейти в некоторое будущее состояние под действием различного количества факторов, но какая бы система факторов не обусловливала (детерминировала) этот переход, в ней не может содержаться информации больше, чем можно получить, точно узнав, что объект переходит в данное состояние. Это количество информации в АСК-анализе называется «Теоретически максимальное количество информации» и определяется только количеством классов (будущих состояний объекта), которые в детерминистском случае равновероятны, т.к. между классами и факторами выполняется взаимнооднозначное соответствие, когда каждое будущее состояние однозначно определяется единственным фактором. Формула А.Харкевича видоизменена в работе [17] таким образом, чтобы удовлетворять принципу соответствия с формулой Р.Хартли в детерминистском случае. Поэтому, чем меньше факторов, тем жестче ими детерминировано поведение объекта, и наоборот, чем больше этих факторов, тем меньше влияние каждого из них на поведение объекта. Например, если переход объекта в некоторое состояние однозначно определяется единственным фактором, то добавление в модель еще одного *точно такого же* фактора приводит к тому, что в сумме эти два фактора будут оказывать тоже самое влияние, которое делится между ними поровну.

Так в математической модели АСК-анализа учитывается *взаимодействие* факторов и отличие *системы* факторов от *множества* факторов [46], являющееся источником нелинейности моделируемого объекта.

Итак, *в матрице информативнстей количественно отражены сила и направление влияния каждого значения фактора на переход объекта в каждое из состояний, а также учтено, что совокупность факторов является системой, а не множеством, т.е. учтены взаимодействие факторов и нелинейность моделируемого объекта. Результаты решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и научного исследования моделируемой предметной области (в частности кластерно-конструктивного анализа), на основе матрицы информативностей* ***инвариантны*** *относительно формы частотного распределения объектов исследуемой выборки по классам, единиц измерения значений факторов и типа шкал, используемых для формализации факторов.*

[4] http://ru.wikipedia.org/wiki/Метод%20обратного%20распространения%20ошибки

Это позволяет корректно использовать в АСК-анализе аддитивный интегральный критерий в форме *суммы* частных критериев не только для линейных, но и для нелинейных объектов.

Различие между матрицей информативностей и матрицей знаний. Если в модели отражены лишь причинно-следственные связи между факторами и будущими состояниями объекта, но не отражена степень желательности ли нежелательности этих будущих состояний, то мы имеем дело с матрицей информативностей. Если же некоторые из будущих событий классифицируются как желательные, т.е. целевые, а другие как нежелательные, то появляется возможность количественной оценки степени *полезности* информации о действии факторов для перевода объекта в эти состояния, т.е. для преобразования информации в знания.

Процесс преобразования информации в знания – это процесс оценки степени полезности информации для достижения желаемых будущих состояний, т.е. целей.

Таким образом, матрица знаний количественно отражает степень полезности (а также бесполезности и вредности) факторов для достижения целей: она содержит знания в количественной форме о *величине и направлении* влияния каждого значения фактора на перевод объекта в каждое из будущих состояний, как желаемое, так и нежелательное.

Факт – это единство экстенсионального и интенсинального описания *события*, обнаруженного эмпирическим путем, т.е. по сути, *факт это определение события*. Пример факта: «Кошка кормит котят молоком». Пример определения в науке: «Млекопитающее – это животное (более общее, интенсиональное понятие), вскармливающее своих детей молоком (экстенсиональный специфический признак)».

Закономерности – это причинно-следственные зависимости, выявленные на исследуемой выборке и распространяемые лишь на саму эту выборку.

Эмпирический закон – это причинно-следственные зависимости, выявленные на исследуемой выборке и распространяемые на некоторую предметную область, более широкую, чем исследуемая выборка, в которой действуют *те же причины действия* причинно-следственных зависимостей, что и в исследуемой выборке, на которой он обнаружены. Эта более широкая предметная область называется генеральной совокупностью, по отношению к которой исследуемая выборка репрезентативна. Эмпирический закон является феноменологическим, т.е. внешним описанием зависимости последствий от причин, который не раскрывает механизма или способа, которым реализуется эта зависимость.

Научный закон – это содержательная интерпретация механизма действия эмпирического закона, т.е. *способа* преобразования причин в следствия. Научный закон является содержательным *объяснением* и интерпретацией эмпирического закона. Это объяснение, когда оно разрабатывается, не сразу становится научным законом, а сначала имеет статус научной гипотезы и приобретает статус научного закона лишь после того, как *на практике*, т.е. эмпирически, подтверждаются предсказания существования новых, ранее неизвестных явлений, сделанные на основе научной гипотезы. Таким образом, научный закон – это научная гипотеза, адекватность и прогностическая сила которой подтверждены (верифицированы) эмпирически. Процесс преобразования научной гипотезы в научный закон – это процесс подтверждения на практике адекватности этой научной гипотезы.

Необходимо подчеркнуть, что существует принципиальная возможность создания *многих различных моделей*, одинаково адекватно отражающих одну и ту же предметную область. Иногда такие модели и действительно созданы. Тогда возникает вопрос о *критериях выбора* одной модели, в определенном смысле «наилучшей» из многих. Среди этих критериев следует отметить адекватность, удовлетворение принципу соответствия и широту адекватно отражаемой предметной области, а также ее простоту и красоту. Из многих моделей предпочтительная та, которая более адекватна, та, которая адекватно отражает более широкую предметную область и включает в себя на основе принципа соответствия другие известные модели, а также более простая и красивая модель. Однако часто бывает, что разработка многих моделей (научных теорий) весьма затруднительна и есть или известна всего лишь одна-единственная модель. Тогда эта модель автоматически становится наилучшей из всех известных.

Возникает соблазн неоправданно и необоснованно считать, что реальность устроена именно таким образом, какой она отражается в этой наилучшей по сформулированным выше критериям модели или научной теории, т.е. *необоснованно придать онтологический статус абстрактной модели*. В этом состоит широко распространенная малозаметная ошибка познания, называемая «Гипостазирование[5]». Однако эта ошибка влечет за собой целый шлейф весьма заметных последствий, важнейшим из которых является отрицание существования фактов, закономерностей и эмпирических законов, не вписывающихся в те или иные научные теории, даже если эти факты в буквальном смысле слова *очевидны*. Например, апологеты воздухоплавания отрицали возможность летательных аппаратов тяжелее воздуха, не смотря на птиц, которые садились и взлетали перед ними (или даже смотря на них, но не осознавая, что они видят). При этом они исходили из того, что принцип действия летальных аппаратов может быть основан только на законе Архимеда, как это следовало из единственной известной им научной теории полета. Однако существуют и другие принципы полета: в частности, баллистический, аэродинамический, ракетный, электромагнитный, на которых может быть основан принцип действия летательных аппаратов тяжелее воздуха, причем эти аппараты ни в коей мере не нарушают закон Архимеда и полностью ему подчиняются.

Признание существования факта не зависит от обнаружения закономерности. Признание существования закономерности не зависит от обнаружения соответствующего эмпирического закона. Признание существования эмпирических законов не зависит от наличия верифицированной содержательной интерпретации или научного закона, а если она есть, то от того, является ли она «правильной» или «неправильной» по тем или иным критериям или по чьему-то мнению. Таким образом, *признание существования факта не зависит от наличия теории, которая его объясняет, и отсутствие такой теории не является основанием для отрицания существования или непризнания существования факта.*

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;

– с 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.

---

[5] http://yandex.ru/yandsearch?text=гипостазирование

Примеры когнитивных функций будут приведены ниже.

Прямая и обратная, а также позитивная и негативная когнитивные функции *полностью совпадают (тождественны)* друг с другом только для жестко (т.е. полностью) детерминированных систем. Это связано с тем, что матрица знаний, моделирующая полностью детерминированную систему, в которой между значениями аргумента и значениями функции существует взаимнооднозначное соответствие, представляет собой диагональную матрицу [46]. Можно обоснованно предположить, что *степень совпадения прямой и обратной когнитивных функций пропорциональна степени детерминированности моделируемой системы*. Если *интерпретировать* значения факторов, обусловливающих поведение системы, как ее экстениональное описание, относящееся к ее прошлому времени, а классы – как интенсиональное описание ее будущих состояний, то можно сказать, что степень детерминации поведения системы тем выше, чем более сходным являются влияние на нее прямой и обратной причинности, т.е. если влияние прошлого на будущее совпадет с влиянием будущего на прошлое. Чем сильнее влияние прошлого на будущее отличается от влияния будущего на прошлое, тем слабее детерминированность в поведении системы, тем ближе оно к случайному. При этом рассмотрение вопросов о физическом механизме прямой и обратной причинности, как и самом существовании обратной причинности, не входит в задачи данной работы.

Матрица информативности может быть использована для выявления и визуализации *когнитивных функциональных зависимостей* в фрагментированных и зашумленных данных большой размерности. Кратко поясним суть этого метода. Матрица информативностей рассчитывается на основе системной теории информации [17] непосредственно на основе эмпирических данных и представляет собой таблицу, в которой столбцы соответствуют *обобщенным* образам классов, т.е. будущим состояниям моделируемой системы, строки – значениям факторов, влияющих на эту систему, а на пересечениях строк и столбцов находится количество информации, которое содержится в факте действия значения фактора, соответствующего строке, на переход системы в состояние, соответствующее столбцу. Максимальное количество информации, которое может быть в значении фактора, определяется числом будущих состояний моделируемой системы. Модуль количества информации отражает силу влияния значения фактора, а знак – направление этого влияния, т.е. то, способствует он или препятствует наступлению данного состояния. Если последовательности классов и значений факторов образуют порядковые шкалы или шкалы отношений, т.е. соответственно, на них определены отношения «больше-меньше» или, кроме того, единица измерения, начало отсчета и арифметические операции, то матрица информативностей допускает наглядную графическую визуализацию, *традиционного* для функций типа, когда значения факторов рассматриваются в качестве значений аргумента, а классы, о наступлении которых в этих значениях факторов содержится *максимальное* количество информации – в качестве значений функции. Другие классы, менее обусловленные данным значением фактора, а также те, наступлению которых это значение препятствует в большей или меньшей степени, также могут отображаться соответствующими цветами, и это также может представлять интерес, т.к. позволяет задействовать мощные способности человека к анализу изображений. Когнитивные функции, представляемые в форме матрицы информативностей, соответствуют очень общему виду функциональной зависимости: *многозначной функции многих аргументов*, т.к. каждое значение фактора влияет на все состояния моделируемого объекта, и каждое его состояние обусловлено всеми значениями факторов. Простой пример визуализации матрицы информативностей, полученной на выборке, отражающей зависимость амплитуды затухающего гармонического колебания от времени, приведен на нижеследующем рисунке 1, взятом из работы [8], в котором степень детерминации значения функции значением аргумента показана различными цветами: теплые цвета – высокая степень детерминации, холодные – низкая.

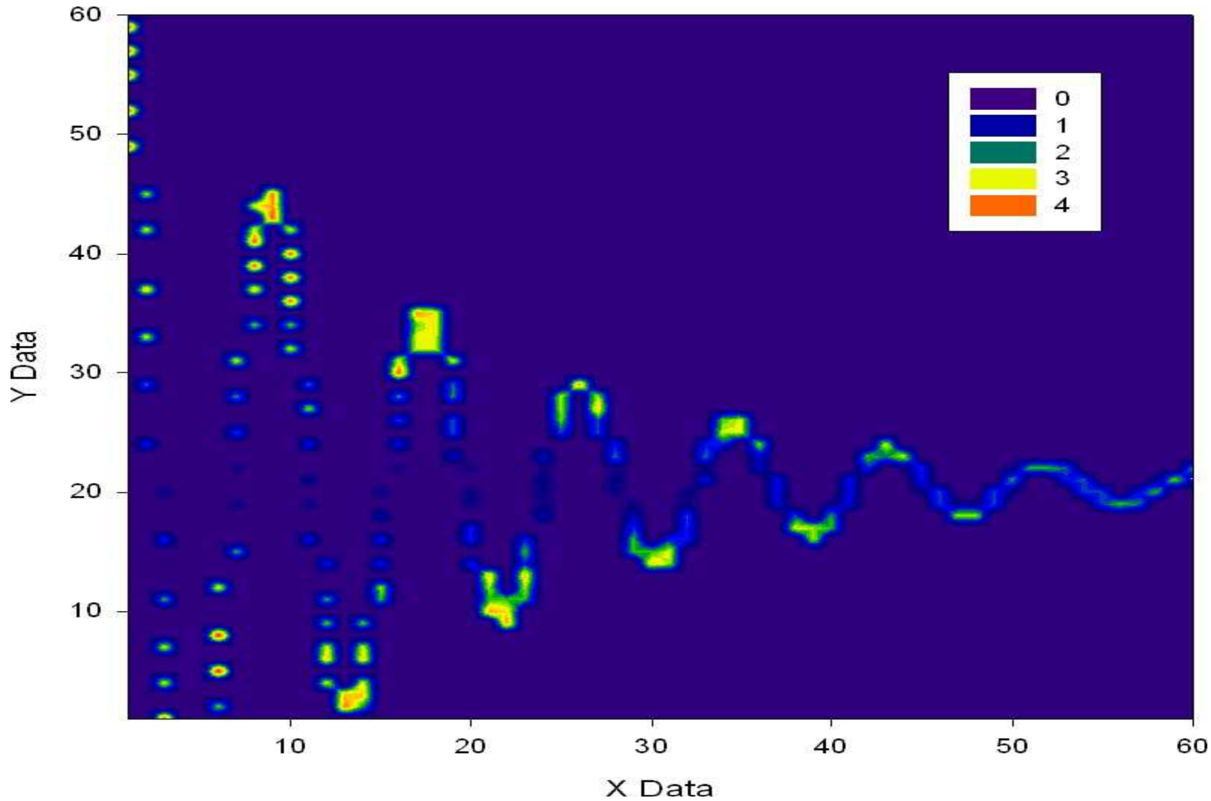

Рисунок 1. Количество информации в значении аргумента о значении функции для нечеткой взаимнооднозначной когнитивной функции

3.2. Системное обобщение понятия функции и функциональной зависимости. Когнитивные функции. Матрицы знаний как нечеткое с расчетной степенью истинности отображение системы аргументов на систему значений функции

Выше кратко рассматривается программная идея системного обобщения понятий математики (в частности теории информации), основанных на теории множеств, путем тотальной замены понятия множества на более содержательное понятие системы и прослеживания всех последствий этого. Частично эта идея была реализована автором при разработке автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа) [39], математическая модель которого основана на системном обобщении формул для количества информации Хартли и Харкевича [17].

В статье [24] реализуется следующий шаг: предлагается системное обобщение понятия функциональной зависимости, и вводятся термины "когнитивные функции" и "когнитивные числа". На численных примерах показано, что АСК-анализ обеспечивает выявление когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных.

В работе [20] намечены принципы применения многозначных функций многих аргументов для описания сложных систем и предложено матричное представление этих функций.

В статье [25] обсуждается возможность восстановления значений одномерных и двумерных функций как между значениями аргумента (интерполяция), так и за их пределами (экстраполяция) на основе использования априорной информации о взаимосвязи между *признаками аргумента* и значениями функции в опорных точках с применением системно-когнитивного анализа и его инструментария – системы «Эйдос». Приводятся численные примеры и визуализация результатов. Предлагается применение аппарата многомерных когнитивных функций для решения задач распознавания и прогнозирования на картографических базах данных.

В статье [26] на примере решения проблемы управления агропромышленным холдингом рассматривается технология когнитивных функций СК-анализа, обеспечивающая как выявление знаний из эмпирических данных, так и использование этих знаний для поддержки принятия решений по управлению холдингом в целом на основе управления характеристиками входящих в него предприятий.

В статье [27] рассматривается применение метода автоматизированного системно-когнитивного анализа и его программного инструментария – системы «Эйдос» для выявления причинно-следственных зависимостей из эмпирических данных. В качестве инструментария для формального представления причинно-следственных зависимостей предлагаются когнитивные функции.

Когнитивные функции *представляют собой многозначные интервальные функции многих аргументов, в которых различные значения функции в различной степени соответствуют различным значениям аргументов, причем количественной мерой этого соответствия выступает знание, т.е. информация о причинно-следственных зависимостях в эмпирических данных, полезная для достижения целей.*

В статье [28] на основе применения аппарата когнитивных функций впервые исследована зависимость параметров движения полюса Земли от положения небесных тел Солнечной системы. В последующем эти результаты развиты в монографии [29].

Наиболее полно ***метод визуализации когнитивных функций,*** как новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности, раскрыт в статье [30].

В статье [31] рассматривается новая версия системы искусственного интеллекта «Эйдос-астра» для решения прикладных задач с эмпирическими данными большой размерности. Приложение, написанное на языке JAVA, обеспечивает GUI (графический интерфейс пользователя) и позволяет подготовить и выполнить визуализацию матрицы знаний без ограничений, налагаемых реализацией предыдущих версий системы «Эйдос-астра». Отметим, что в системе Эйдос-Х++ все эти ограничения на размерность моделей также сняты в универсальной форме, не зависящей от предметной области.

В статье [32] рассмотрена глубокая взаимосвязь между теорией автоматизированного и автоматического управления и системно-когнитивным анализом и его программным инструментарием – системой «Эйдос» в их применении для интеллектуального управления сложными системами. Предлагается технология, позволяющая на практике реализовать интеллектуальное автоматизированное и даже автоматическое управление такими объектами управления, для которых ранее управление реализовалось лишь на слабоформализованном уровне, как правило, без применения математических моделей и компьютеров. К таким объектам управления относятся, например, технические системы, штатно качественно-изменяющиеся в процессе управления, биологические и экологические системы, социально-экономические и психологические системы. Намечены возможности получения ***когнитивных передаточных функций*** сложных многопараметрических нелинейных объектов управления на основе зашумленной фрагментированной эмпирической информации об их фактическом поведении под действием различных сочетаний значений факторов различной природы.

Приведем простейший пример (рисунок 1) когнитивной функции затухающего синусоидального колебания, восстановленной по табличным данным, включающим 360 значений функции, при разном числе *интервальных* значений аргумента и функции: 30 (верхний график) и 60 (нижний график):

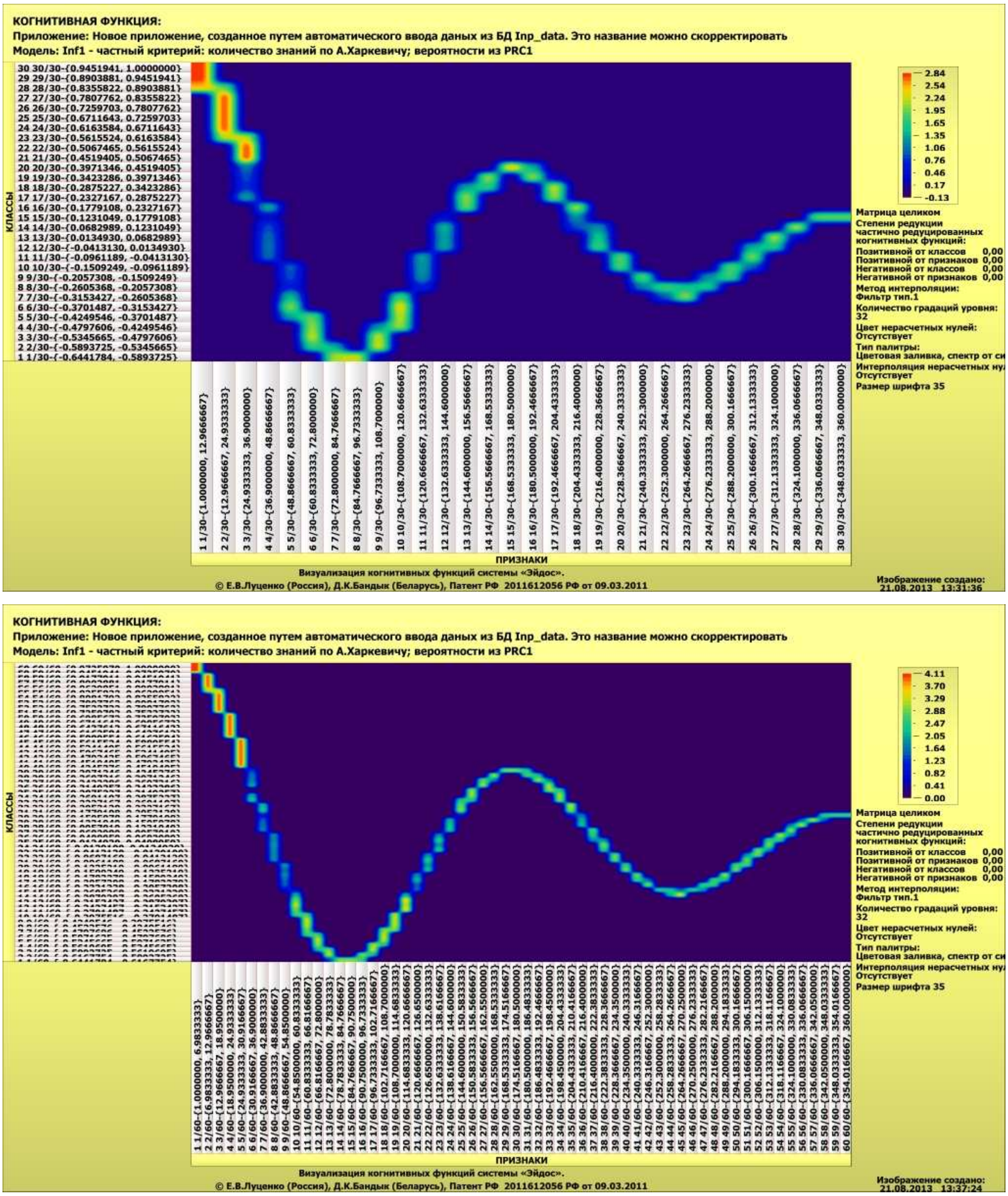

Рисунок 2. Когнитивная функция затухающего синусоидального колебания, восстановленная по табличным данным, включающим 360 значений функции, при 30 (вверху) и 60 (внизу) интервальных значениях аргумента и функции

Ясно, что если величина интервала будет стремиться к нулю, то интервальные функции, к которым относятся и когнитивные функции, будут асимптотически приближаться к абстрактным математическим функциям, которые можно считать интервальными функциями с нулевой величиной интервала. Соответственно будет увеличиваться и суммарное количество информации, содержащееся в модели, т.е. в значениях аргумента о значениях когнитивной функции. Поэтому интервальная математика может рассматриваться как более общая, чем точная математика с бесконечно малыми и для нее выполняется известный *принцип соответствия*, обязательный для более общих теорий.

В когнитивных функциях, представленных на рисунке 1, цветом отображено ***количество информации*** в интервальном значении аргумента об интервальном значении функции. Или выражаясь точнее, цветом отображено ***количество информации*** в интервальном значении аргумента о том, что (при этом значении аргумента) функция примет определенное интервальное значение. Или еще точнее, цветом отображено ***количество информации*** о том, что при значении аргумента, попадающем в данный интервал, функция примет определенное значение, попадающее в соответствующий интервал.

Из рисунка 1 мы видим, что об одних значениях функции в значениях аргумента содержится больше информации, а о других меньше. Это значит, что различные значения аргумента ***с разной степенью определенности*** обуславливают соответствующие значения функции. Иначе говоря, зная одни значения аргумента, мы весьма определенно можем сказать о соответствующем значении функции, а по другим значениям мы можем судить о значении функции лишь приблизительно, т.е. с гораздо большей погрешностью или неопределенностью.

Таким образом, *когнитивная функция содержит информацию не только о соответствии значений функции значениям аргумента, как абстрактная математическая функция, но и о достоверности высказывания о том, что именно такое их соответствие имеет место в действительности, причем эта достоверность меняется от одних значений аргумента и функции к другим*.

Получается, что в каждом значении аргумента содержится определенная информация о каждом значении функции. Эта информация может быть больше или меньше, она может быть положительная или отрицательная, т.е. *в когнитивной функции каждому значению аргумента соответствуют все значения функции, но в различной степени*. Из этого следует также, что *каждое значение функции обуславливается различными значениями аргумента, но каждое из них обусловливает это значение в различной степени*. Поэтому ***когнитивные функции являются многозначными функциями многих аргументов***.

Это понятие напоминает доверительный интервал, но с той разницей, что доверительный интервал всегда растет со значением аргумента, а количество информации может и возрастать, и уменьшаться. *Если осуществляется интерполяция или прогноз значения когнитивной функции, то при этом одновременно определяется и достоверность этой интерполяции или этого прогноза*. На когнитивной функции, представленной на рисунке 2, *эта* достоверность представлена в форме полупрозрачной полосы, ширина которой обратно пропорциональна достоверности (как в доверительном интервале), т.е. чем точнее известно значение функции, тем уже полоса, и чем оно более неопределенно, тем она шире.

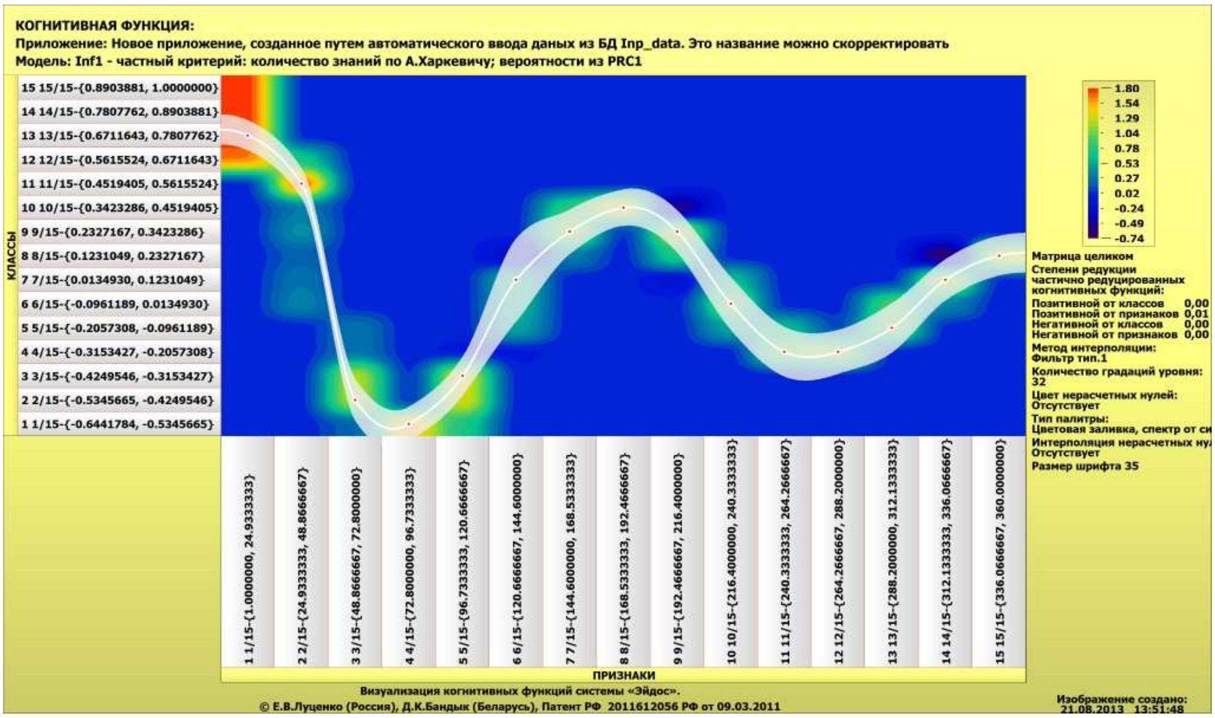

Рисунок 3. Когнитивная функция затухающего синусоидального колебания, восстановленная по табличным данным, включающим 360 значений функции, при 15 интервальных значениях аргумента и функции с указанием степени достоверности не только цветом, но и в форме частично-редуцированной когнитивной функции, аналогичной по смыслу доверительному интервалу

В теоретической математике нет меры причинно-следственной связи. Математика оперирует абстрактными понятиями, а понятие причинно-следственной связи является *содержательным* понятием, относящимся к конкретной изучаемой, в том числе и *эмпирически*, ***реальной*** *предметной области*. Математические понятия функциональной зависимости или корреляция не являются такой мерой. Правда, в *статистике* есть критерий хи-квадрат, который действительно является мерой причинно-следственной связи, но статистика специально разработана с целью изучения конкретных явлений и этим существенно отличается от абстрактной теоретической математики.

Мы рассматриваем числовые и лингвистические данные, как сырые данные, полученные непосредственно из опыта и еще не подвергнутые какой-либо обработке. Эти эмпирические данные могут быть преобразованы в информацию путем их анализа. Информация есть осмысленные данные. Смысл согласно концепции смысла Шешка-Абельсона, которой мы придерживаемся, представляет собой знание причинно-следственных зависимостей. Причинно-следственные зависимости возможны только между событиями, а не между данными. Поэтому анализ данных, в результате которого они преобразуются в информацию, включает два этапа:

– нахождение событий в данных;

– выявление причинно-следственных связей между событиями.

Знания представляют собой информацию, полезную для достижения ***цели***. Если такой целью является решение задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели (это корректно, если модель адекватна), то информационная модель является и когнитивной моделью, т.е. интеллектуальной моделью или моделью знаний.

Поэтому *когнитивные функции являются наглядным графическим отображение наших* ***знаний*** *о* ***причинно-следственных связях*** *между интервальными или лингвис-*

тическими значениями аргумента и интервальными или лингвистическими значениями функции.

Когнитивные функции представляют собой графическое отображение сечений многомерного эйдос-пространства (базы знаний) системы «Эйдос-Х++» плоскостями, содержащими заданные описательные и классификационные шкалы с фактически имеющимися у них интервальными значениями (градациями).

3.3. Примеры известных функций, которые могут рассматриваться как аналоги когнитивных функций

3.3.1. Оцифрованные сигналы: аудио, графика, видео

В оцифрованных аудио, видео и других сигналах мы всегда знаем глубину кодирования, а значит и количество информации в значении аргументе о значении функции. В любых таблицах и базах данных числа всегда представлены с ограниченным числом знаков после запятой, а значит само множество таких чисел ограничено, и всегда можно посчитать, какие количество информации содержится в факте выборки как-то одного конкретного из этих чисел.

3.3.2. Таблично заданные функции, например таблицы Брадиса

Например, в известной таблице Брадиса[6] приводится 4 знака значения синуса после запятой. Это значит, что заданному углу соответствует одно из 9999 значений. По формуле Хартли получаем: $I=Log_2N=Log_2 9999\sim 13.29$ бит.

3.3.3. Доверительные интервалы как аналог количества информации в аргументе о значении функции и прогнозирование достоверности прогнозирования

В статистике принято не просто что-либо утверждать, а обязательно сопровождать каждое утверждение оценкой степени его достоверности. Например, для этой цели при решении задачи прогнозирования путем экстраполяции, т.е. оценки значения функции за пределами эмпирических значений аргумента, используется так называемый «доверительный интервал». Доверительный интервал представляет собой определенный диапазон значений функции, зависящий от значения аргумента, в который истинное значение функции попадает с определенной вероятностью (обычно 0,95). Наиболее известным свойством доверительного интервала при решении задачи прогнозирования является его монотонное увеличение по мере удаления от эмпирически известных значений аргумента и функции. Используя определение информации как количественной меры степени снятия неопределнности (энтропийная мера Больцмана) можно сказать, что чем больше величина доверительного интервала, тем меньше информации в значениях аргумента о значениях функции, т.е. тем выше неопределенность значений функциии.

В теории и практике когнитивных функций оценкой достоверности прогноза о значении функции является количество информации в аргументе о том, что функция примет данное значение. Это количество информации может быть наглядно изображено цветом и толщиной частично-редуцированной когнитивной функции. Существенно, что это количество информации не обязательно уменьшается при удалении от области эмпирически известных значений, но может и уменьшаться и возрастать, в отличие от

[6] См., например: http://www.vsetabl.ru/056.htm

доверительного интервала [17]. Это означает, что АСК-анализ позволяет не только прогнозировать развитие процесса, но и позволяет прогнозировать достоверность этого прогнозирования. Это возможно также по разбросу точечных прогнозов [17].

3.3.4. Что представляют собой классические функции с точки зрения теории и практики когнитивных функций?

Рассмотрим с позиций теории информации, чем отличаются когнитивные функции от *абстрактных* математических функций. Формально по точному значению аргумента любой *абстрактной* математической функции возможно точно узнать ее точное значение. Но на практике это возможно лишь тогда, когда и значения аргумента, и значения функции являются целыми числами. Если же они являются иррациональными числами, то совершенно ясно, что точное их значение никогда не может быть ни вычислено на любом компьютере с ограниченной вычислительной мощностью, ни записано, ни на каких носителях с ограниченной информационной емкостью, ни передано ни по каким каналам связи с ограниченной пропускной способностью. Поэтому точное знание значения иррациональной функции означает доступ к бесконечному количеству информации. На практике же мы, конечно, всегда имеем дело с ограниченной точностью или знаем значения функции с некоторой погрешностью, т.е. оперируем конечным количеством информации в значениях аргумента о значениях функции. Но каким именно количеством информации? До разработки математического аппарата и программного инструментария когнитивных функций это вопрос как-то ребром не ставился и был в тени приоритетных направлений исследований. Ответом на это вопрос и является ***теория когнитивных функций, где каждому значению аргумента соответствует не только значение функции, но и количество информации в битах, содержащееся в этом значении аргумента о том, что ему соответствует данное значение функции***.

Конкретные численные примеры когнитивных функций приведены в разделе 4.2.

Разработаны нередуцированные, частично и полностью редуцированные прямые и обратные когнитивные функции, а также программный инструментарий для их расчета (сама система Эйдос-X++) и визуализации [40]. Однако в данной статье не целесообразно их рассматривать, т.к. этому посвящены работы [24, 27-30] и ряд других.

Таким образом, с точки зрения теории и практики когнитивных функций классические функции это предел, к которому стремятся полностью редуцированные когнитивные функции при неограниченном увеличении количества наблюдений, т.е. когнитивные функции, в значениях аргумента которых содержится ***<u>бесконечное</u>*** количество информации о значении функции (т.к. значение функции предполагается известным ***<u>абсолютно точно</u>***). Ясно, что вообще говоря, на практике это невозможно в реальности классическим математическим функциям ничего не соответствует, т.е. они являются чистой абстракцией наподобие математической точки, бесконечно малой величины и т.п.

4. Практическое решение проблемы в программном инструментарии АСК-анализа – интеллектуальной системе «Эйдос»

4.1. Интеллектуальная система Эйдос-X++ как инструментарий АСК-анализа, реализующий идеи системного нечеткого интервального обобщения математики

Система «Эйдос» за многие годы применения хорошо показала себя при проведении научных исследований в различных предметных областях и занятий по ряду научных дисциплин, связанных с искусственным интеллектом, представлениями знаний и управлению знаниями [33]. Однако в процессе эксплуатации системы были выявлены и некоторые недостатки, ограничивающие возможности и перспективы применения системы. Поэтому создана качественно новая версия системы (система Эйдос-Х++), в которой преодолены ограничения и недостатки предыдущей версии и реализованы новые важные идеи по ее развитию и применению в качестве программного инструментария системно-когнитивного анализа (СК-анализ) [34].

Авторы считают, что система Эйдос-Х++ является программным инструментарием, реализующим ряд идей системного нечеткого интервального обобщения математики.

4.2. Развернутый численный пример построения когнитивных функций на основе зашумленных данных в системе «Эйдос»

В системе «Эйдос» для учебных целей реализована возможность исследования зашумленных когнитивных функций. В качестве функции, на примере которой это осуществляется в настоящее время выбран затухающий свип-сигнал, т.е. гармонический сигнал с уменьшающейся амплитудой и изменяющийся частотой.

Рассмотрим последовательность действий при исследовании зашумленных когнитивных функций в системе «Эйдос» и их результаты этого исследования. Для генерации исходной выборки запустим диспетчер приложений, т.е. режим 1.3 (рисунок 4):

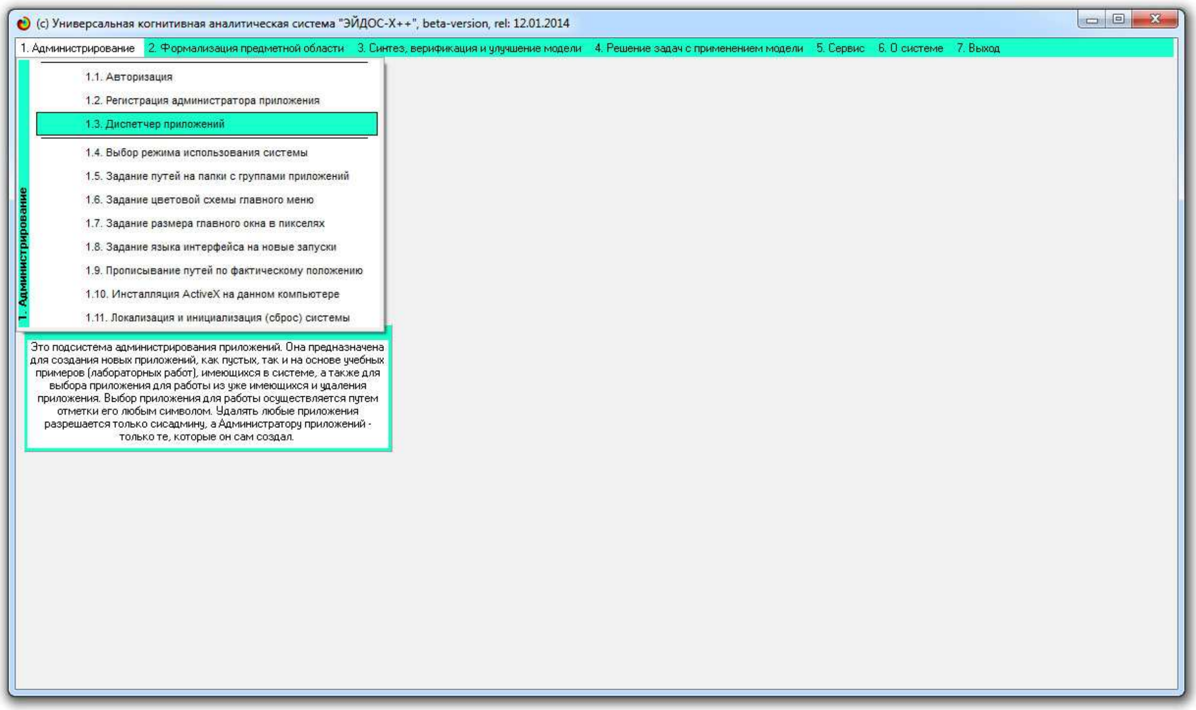

Рисунок 4. Запуск диспетчера приложений системы «Эйдос» (режим 1.3)

Появляется окно данного режима (рисунок 5):

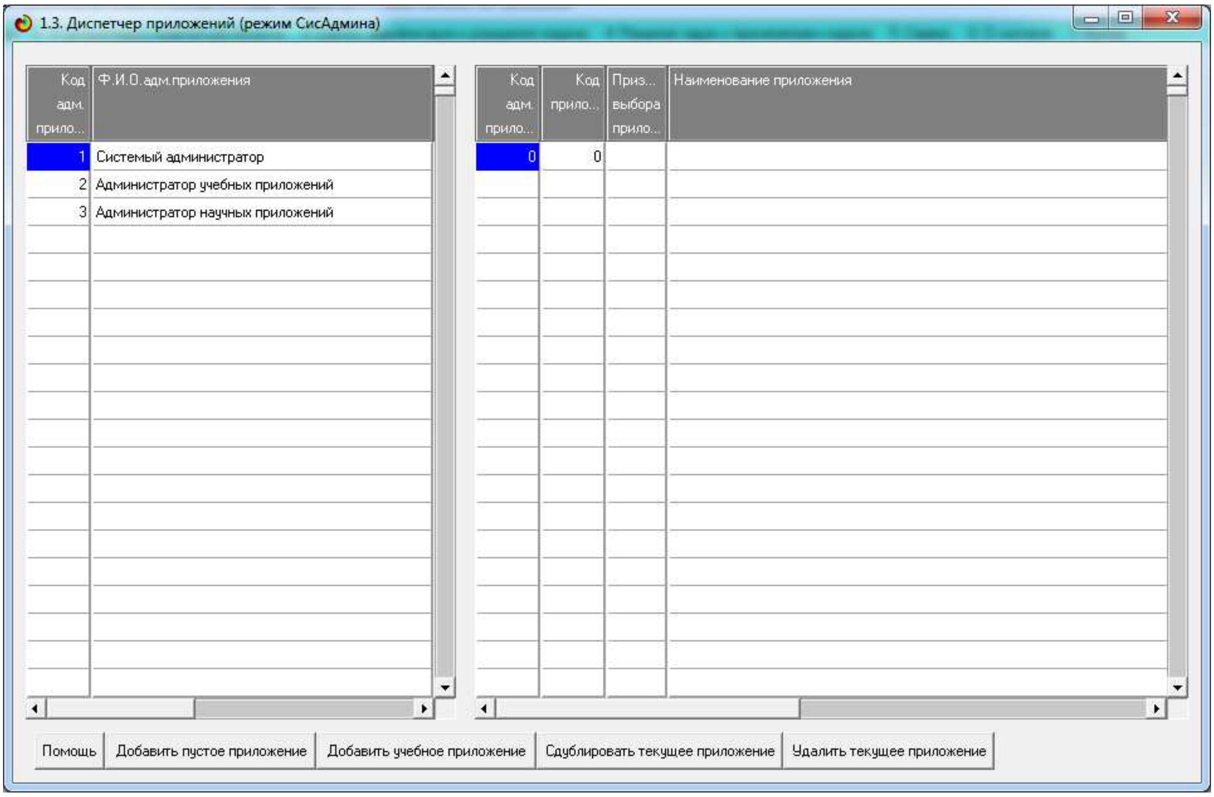

Рисунок 5. Окно диспетчера приложений системы «Эйдос» (режим 1.3)

По клику на кнопке «Добавить учебное приложение» появляется окно (рисунок 6):

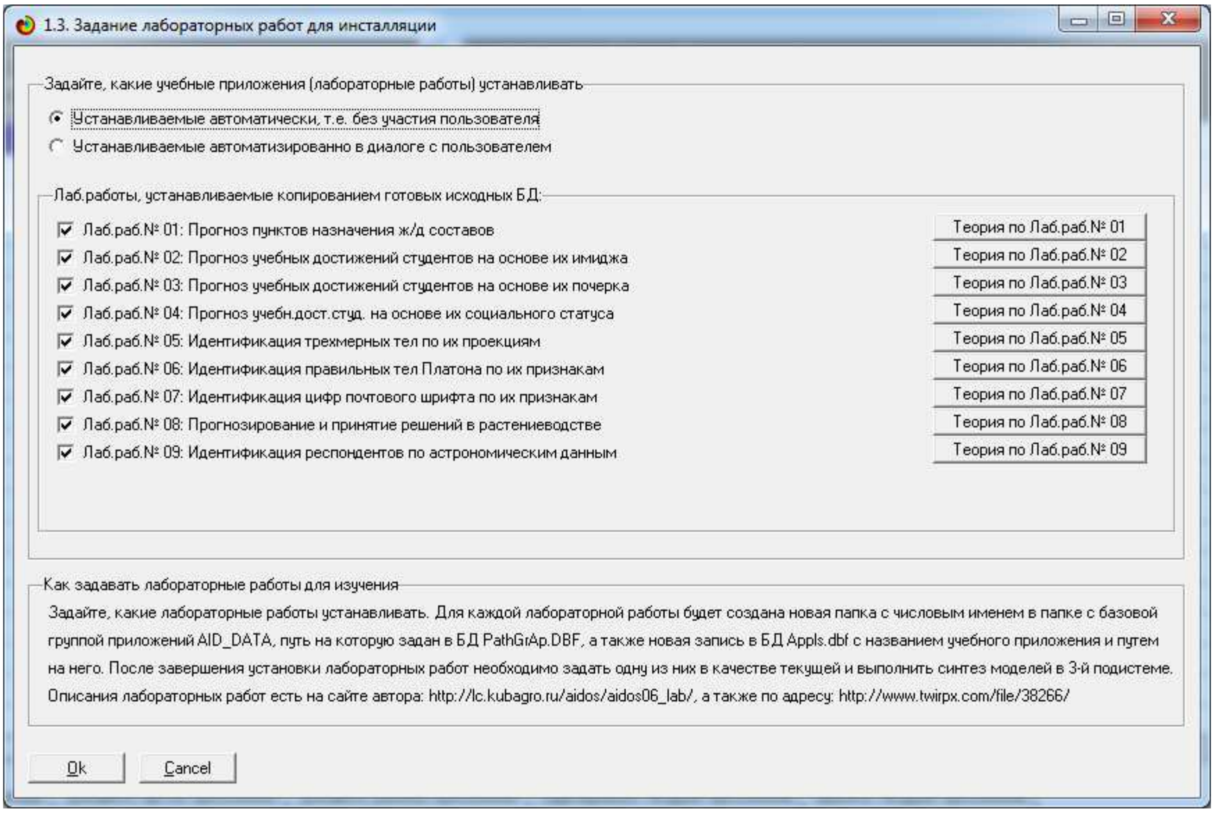

Рисунок 6. Первое окно режима выбора учебных приложений для инсталляции

Выбираем опцию: «Устанавливаемые автоматизировано в диалоге с пользователем» и получаем (рисунок 7):

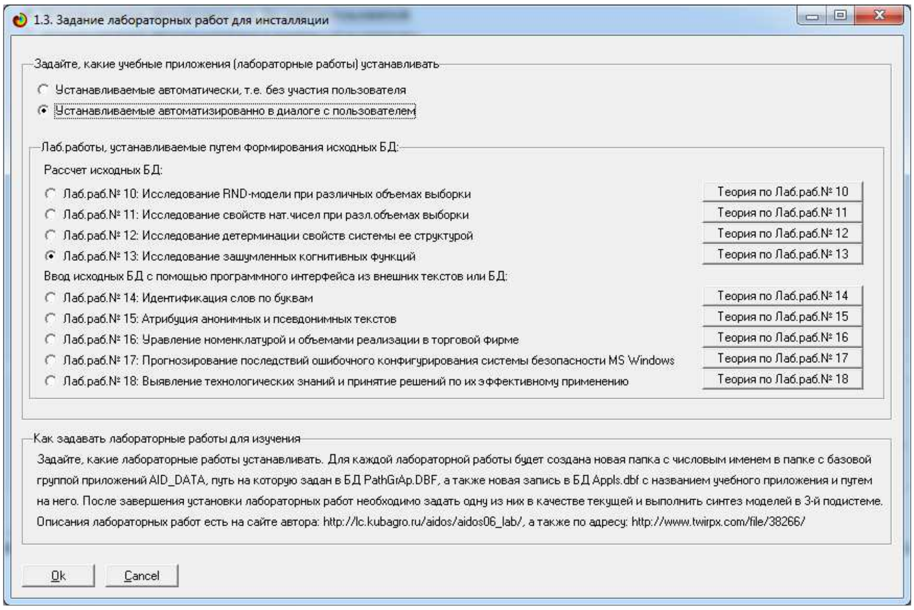

Рисунок 7. Второе окно режима выбора учебных приложений для инсталляции

Выбираем учебное приложение №13 и нажимаем «ОК». Получаем окно, представленное на рисунке 8:

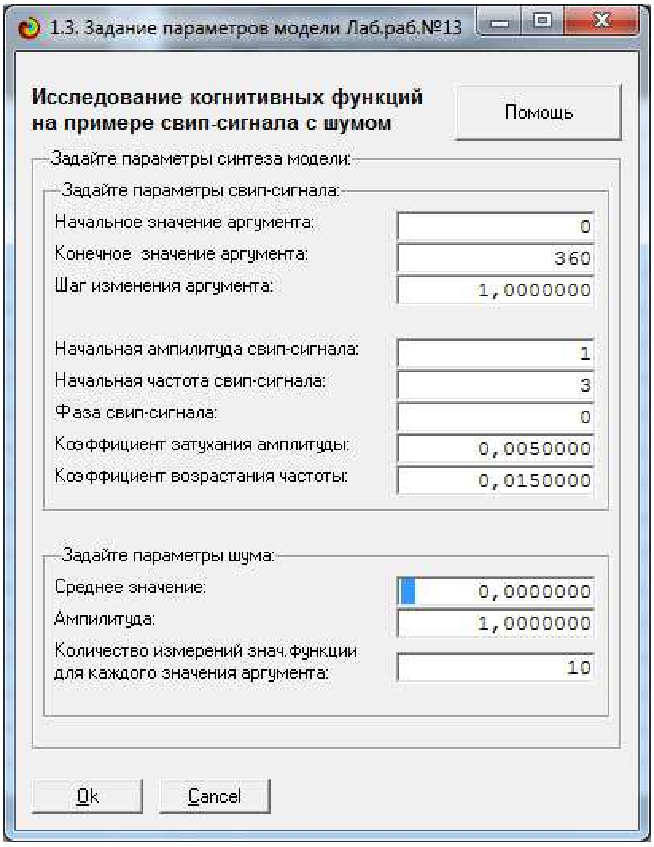

Рисунок 8. Окно задания параметров генерации зашумленного свип-сигнала для исследования зашумленных когнитивных функций

Стадия процесса генерации обучающей выборки и прогноз времени исполнения отображается на окне, представленном на рисунке 9:

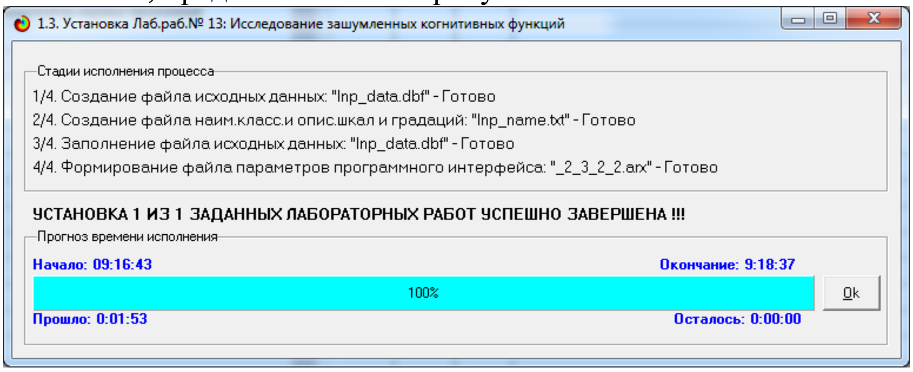

Рисунок 9. Окно отображения стадия процесса генерации обучающей выборки и прогноза времени исполнения

В результате выполнения данного режима генерируется обучающая выборка, состоящая из двух файлов: Inp_data.dbf с значениями функции для различных значений аргумента, причем для каждого значения аргумента просчитано 10 значений функций, и Inp_name.txt с наименованиями колонок файла Inp_data.dbf. Файл Inp_data.dbf представлен в таблице 7:

Таблица 7 – ИСХОДНЫЕ ДАННЫЕ ДЛЯ СИНТЕЗА МОДЕЛИ ИССЛЕДОВАНИЯ ЗАШУМЛЕННОЙ КОГНИТИВНОЙ ФУНКЦИИ (ФРАГМЕНТ)

Наименование объекта обучающей выборки	Значения функции			Значение шума		Значение аргумента
	Равномерно зашумленное (эмпирическое)	Нормально зашумленное (эмпирическое)	Истинное (теоретическое)	Равномерное распределение	Нормальное распределение	
0	0,6507407	0,8494331	0,9986295	-0,3478888	-0,1491964	0,0000000
0	0,6423481	0,8423761	0,9986295	-0,3562814	-0,1562534	0,0000000
0	1,4927462	1,2906329	0,9986295	0,4941167	0,2920034	0,0000000
0	0,7181546	0,9006307	0,9986295	-0,2804749	-0,0979988	0,0000000
0	1,1079167	1,0137574	0,9986295	0,1092872	0,0151279	0,0000000
0	0,9321988	0,9930294	0,9986295	-0,0664308	-0,0056001	0,0000000
0	1,3841246	1,1805820	0,9986295	0,3854951	0,1819525	0,0000000
0	1,7984084	1,6942263	0,9986295	0,7997788	0,6955968	0,0000000
0	0,3177716	0,4729162	0,9986295	-0,6808579	-0,5257134	0,0000000
0	1,1989542	1,0491026	0,9986295	0,2003246	0,0504731	0,0000000
1	0,8676704	0,9706996	0,9894791	-0,1218087	-0,0187795	1,0000000
1	1,8432152	1,7656193	0,9894791	0,8537361	0,7761402	1,0000000
1	1,7012114	1,5580637	0,9894791	0,7117323	0,5685846	1,0000000
1	1,8043663	1,7074563	0,9894791	0,8148872	0,7179772	1,0000000
1	0,9903626	0,9894801	0,9894791	0,0008835	0,0000010	1,0000000
1	0,6544930	0,8508427	0,9894791	-0,3349860	-0,1386363	1,0000000
1	1,1558018	1,0243804	0,9894791	0,1663227	0,0349013	1,0000000
1	1,5639833	1,3760441	0,9894791	0,5745042	0,3865650	1,0000000
1	0,4903830	0,6919209	0,9894791	-0,4990961	-0,2975581	1,0000000
1	0,2341416	0,3587870	0,9894791	-0,7553375	-0,6306920	1,0000000
2	1,2346845	1,0601969	0,9776125	0,2570720	0,0825845	2,0000000
2	0,0278706	0,0550427	0,9776125	-0,9497419	-0,9225698	2,0000000
2	1,7419907	1,6213866	0,9776125	0,7643783	0,6437741	2,0000000
2	1,8483406	1,7794321	0,9776125	0,8707281	0,8018196	2,0000000
2	0,5440427	0,7496685	0,9776125	-0,4335697	-0,2279440	2,0000000
2	-0,0229405	-0,0232402	0,9776125	-1,0005530	-1,0008527	2,0000000
2	0,4398505	0,6355278	0,9776125	-0,5377619	-0,3420847	2,0000000
2	1,3910291	1,1857304	0,9776125	0,4134166	0,2081179	2,0000000
2	0,2706143	0,4156645	0,9776125	-0,7069982	-0,5619480	2,0000000

2	0,5239797	0,7291730	0,9776125	-0,4536328	-0,2484394	2,0000000
3	1,5783846	1,4013130	0,9630885	0,6152962	0,4382245	3,0000000
3	1,7041258	1,5732261	0,9630885	0,7410373	0,6101377	3,0000000
3	1,4467041	1,2435161	0,9630885	0,4836157	0,2804276	3,0000000
3	1,9246833	1,9038979	0,9630885	0,9615948	0,9408095	3,0000000
3	1,0482806	0,9722919	0,9630885	0,0851921	0,0092034	3,0000000
3	1,0711801	0,9778882	0,9630885	0,1080917	0,0147997	3,0000000
3	0,0678112	0,1239575	0,9630885	-0,8952772	-0,8391310	3,0000000
3	0,4612102	0,6624084	0,9630885	-0,5018783	-0,3006801	3,0000000
3	1,8572679	1,8005462	0,9630885	0,8941794	0,8374577	3,0000000
3	0,3946094	0,5839555	0,9630885	-0,5684791	-0,3791330	3,0000000

Эти данные аналогичны тем, которые мы получаем при многократных измерениях некоторой эмпирической величины. При этом все время получаются разные эмпирические значения, являющиеся суммой истинного значения и шума. Если шум обусловлен независимыми факторами, влияющими на результаты процессы измерения, то такой шум распределен нормально и называется аддитивным гауссовским шумом. В системе «Эйдос» генерируются последовательности значений функции и с гауссовским, и с равномерным шумом (рисунки 10 и 11):

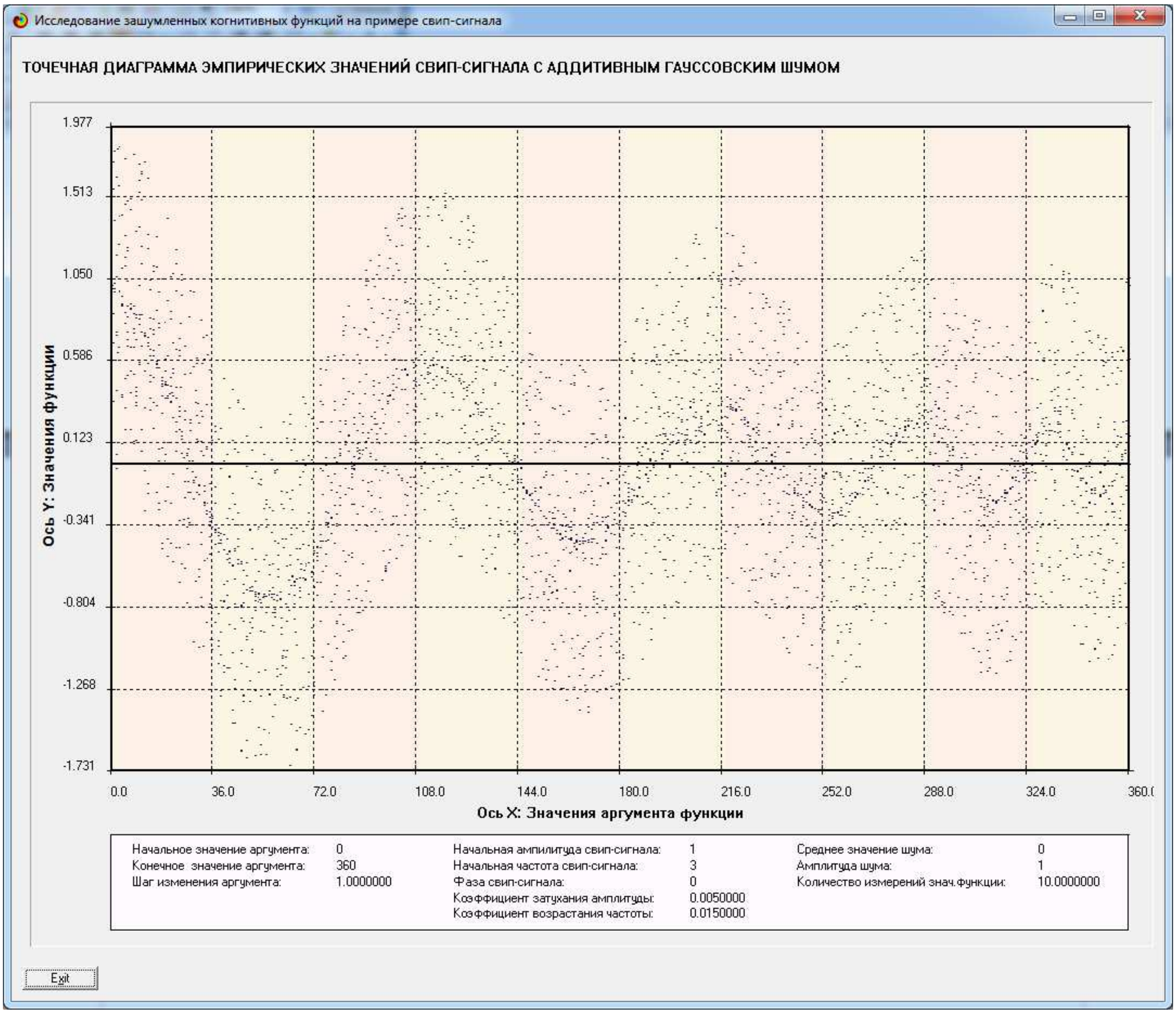

Рисунок 10. Экранная форма с графическим представлением исходных данных с гауссовским аддитивным шумом

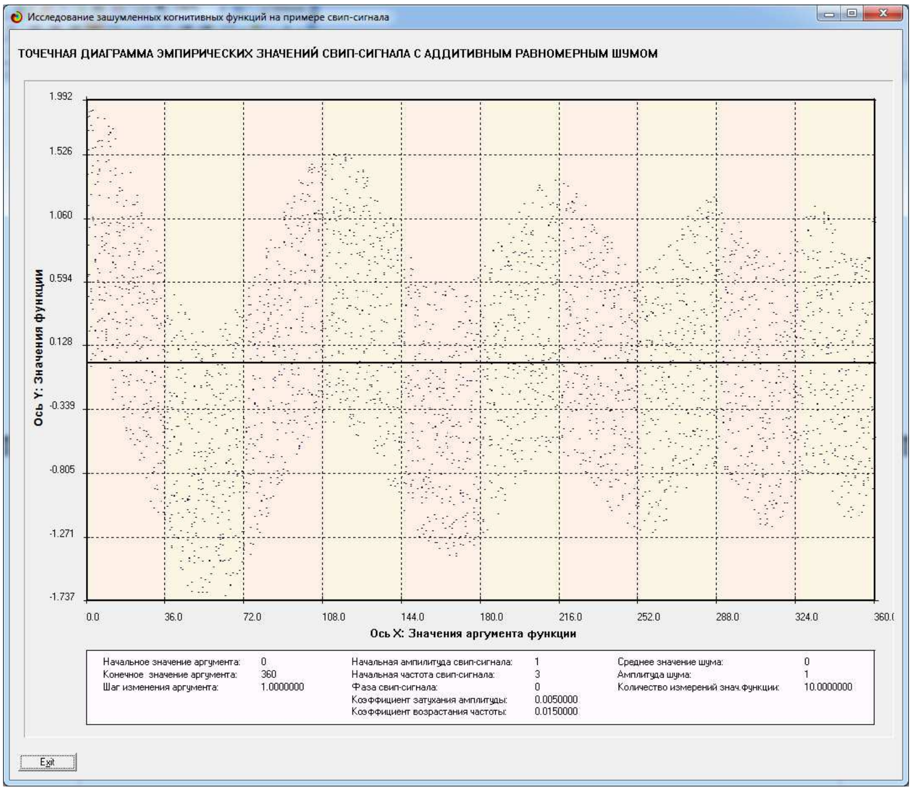

Рисунок 11. Экранная форма с графическим представлением исходных данных с равномерным аддитивным шумом

Если вид модели эмпирических данных, представленных в таблице 7 и на рисунках 10 и 11 чем-то не устраивает, то на этой стадии можно повторить процесс генерации исходных данных, т.к. никакого приложения еще не создано.

Чтобы теперь создать приложение необходимо запустить универсальный программный интерфейс импорта данных из внешних баз данных в систему «Эйдос», т.е. режим 2.3.2.2 при параметрах, созданных автоматически на предыдущем шаге (рисунок 12):

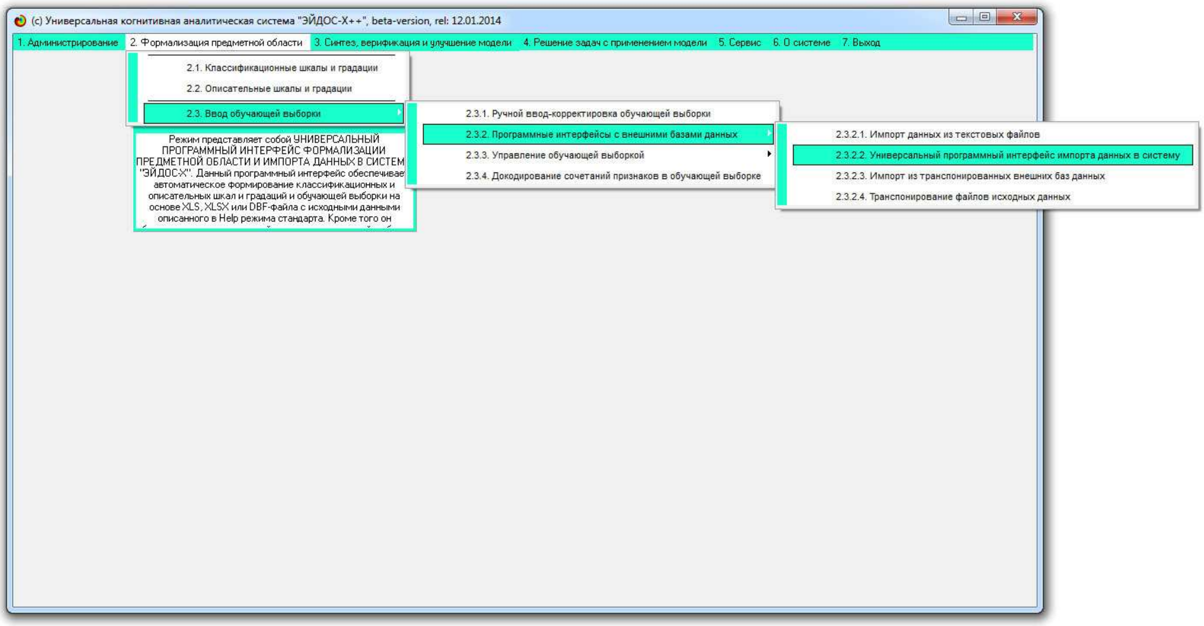

Рисунок 12. Запуск универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2)

На рисунке 13 приведено первое окно режима 2.3.2.2:

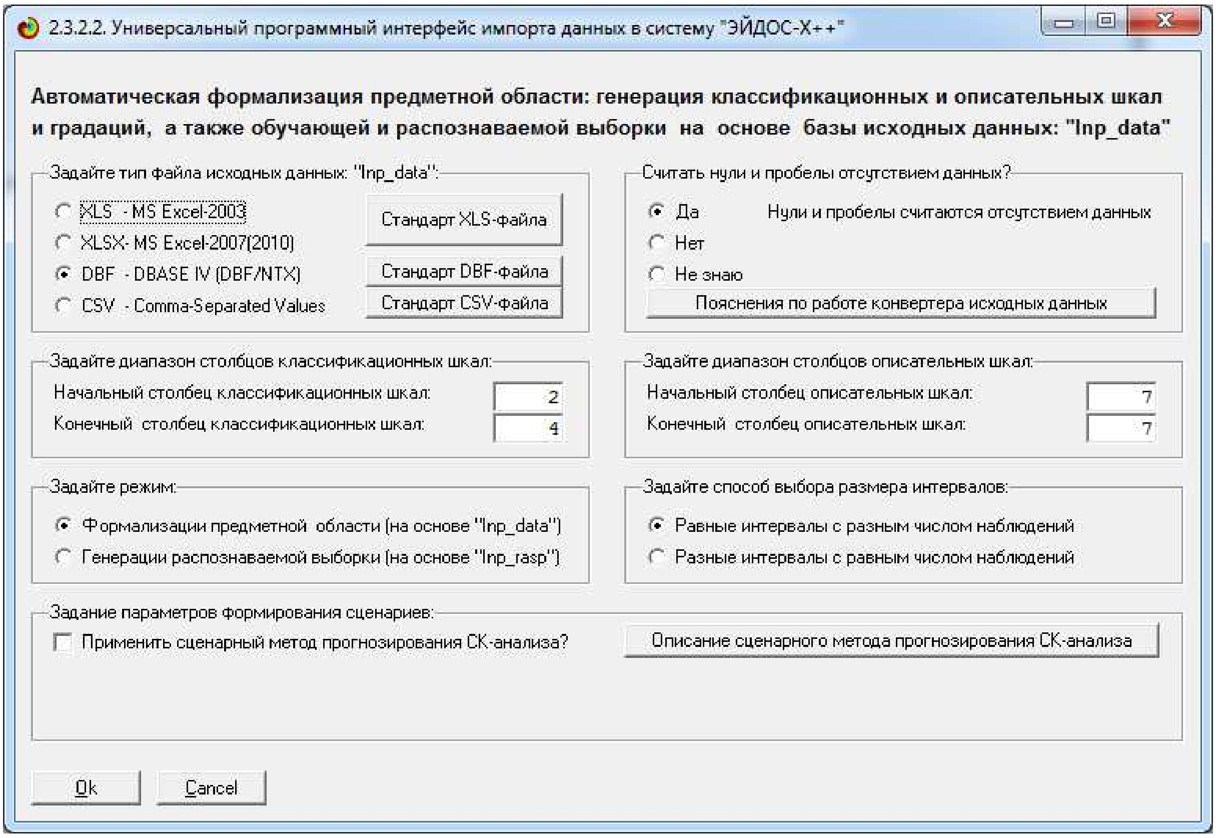

Рисунок 13. Первое окно универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2)

Обратим внимание на то, что в системе «Эйдос» реализованы режимы выбора либо равных интервальных значений в которых будет получаться разное число наблюдений, либо адаптивных интервалов разной величины, в которых будет получаться практически равное число наблюдений. Второй вариант соответствует рекомендациям, основанным на теореме Котельникова «Об отсчетах», т.к. размер интервала при этом подходе определяется распределением плотности наблюдений по шкале аргумента. При этом подходе, чем выше кривизна функции, тем чаще будут стоять отсчеты и тем меньше будут значения числовых интервалов, что обеспечивает максимальную точность модели при минимальном суммарном числе интервалов.

На экранной форме, представленной на рисунке 13, просто кликаем «ОК», т.к. все необходимые параметры импорта данных заданы по умолчанию на предыдущем этапе. Тогда появляется второе окно данного режима, представляющее собой калькулятор для выбора числа градаций числовых классификационных и описательных шкал (рисунок 14):

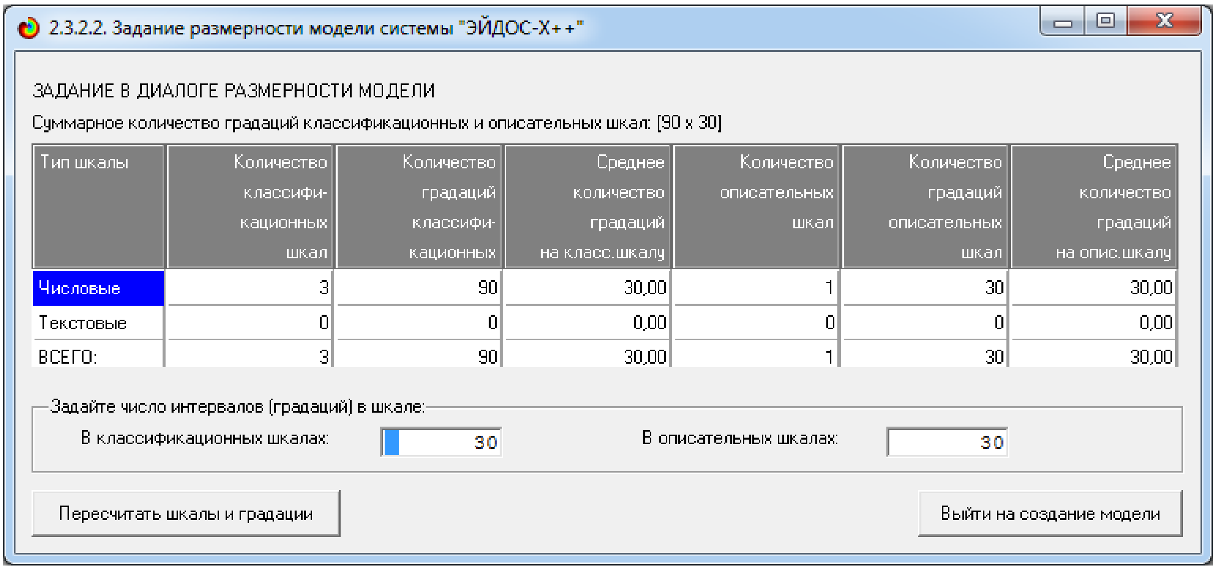

Рисунок 14. Второе окно универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2)

Здесь мы можем задать любое число градаций как в классификационных, так и в описательных числовых шкалах (в данном случае задано 30). Обратим внимание на то, что число градаций по классификационным и описательным шкалам задается раздельно и может не совпадать. В случае перезадания числа градаций необходимо выполнить пересчет шкал и градаций, кликнув на соответствующей кнопке в данной экранной форме. Если все устраивает необходимо выйти на создание модели. Экранная форма отображения стадии процесса и прогнозирования времени исполнения представлена на рисунке 15:

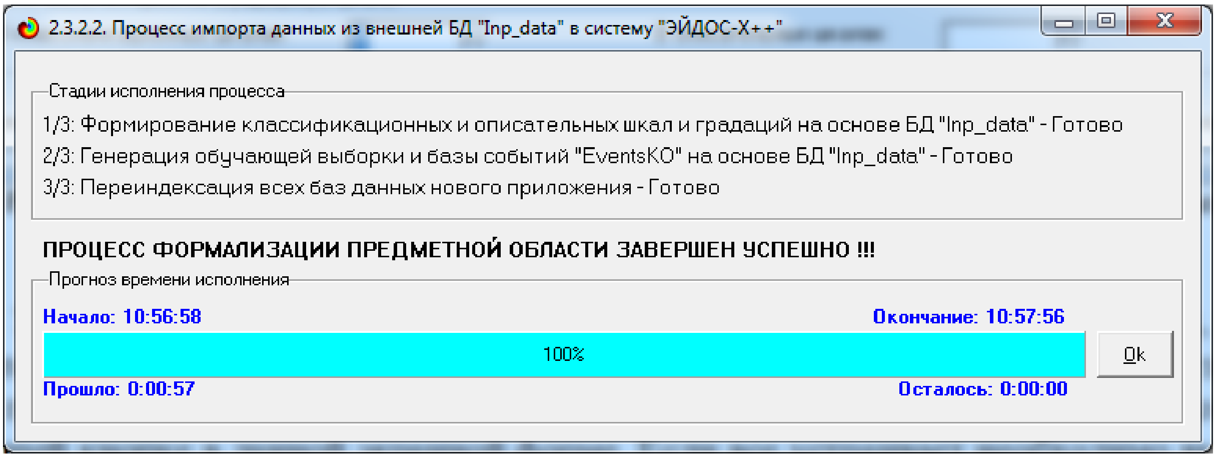

Рисунок 15. Третье окно универсального программного интерфейса импорта данных из внешних баз данных в систему «Эйдос» (режим 2.3.2.2): отображение стадии процесса и прогнозирования времени исполнения

В результате работы программного интерфейса создается новое приложение (рисунок 16), название которого может быть изменено вручную, что нами и было сделано.

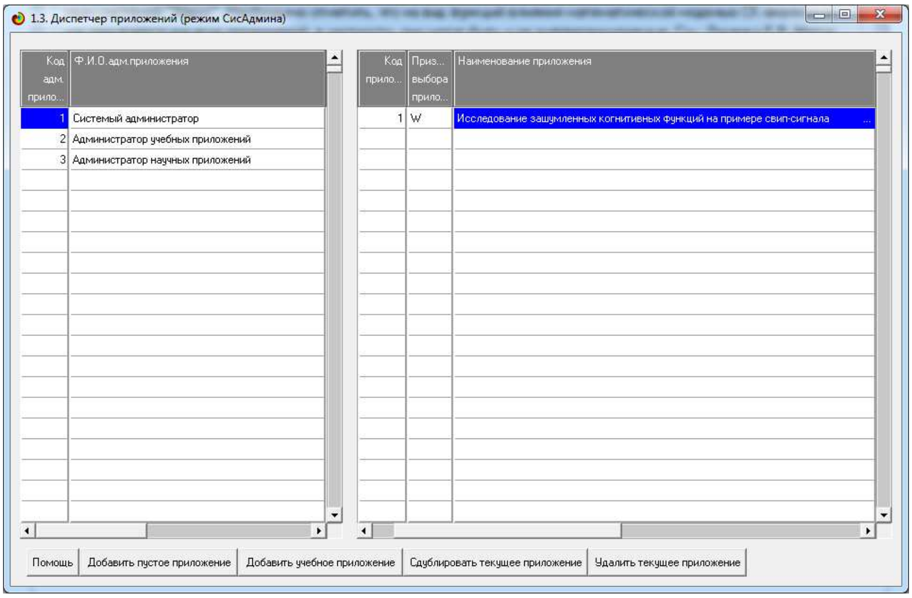

Рисунок 16. Окно диспетчера приложений с информацией о том, что новое приложение создано

Данное приложение автоматически определяется как текущее (рабочее). Универсальным программным интерфейсом созданы классификационные и описательные шкалы и градации в этом новом текущем приложении. Затем исходные данные закодированы с помощью классификационных и описательных шкал и градаций и тем самым преобразованы в обучающую выборку (см. рисунки 19, 20, 21).

Таким образом, универсальный программный интерфейс автоматизирует выполнение этапа формализации предметной области АСК-анализа (рисунок 17). Дальнейшие процедуры преобразования, предусмотренные в АСК-анализе, осуществляются также в соответствии с диаграммой, приведенной на рисунке 17.

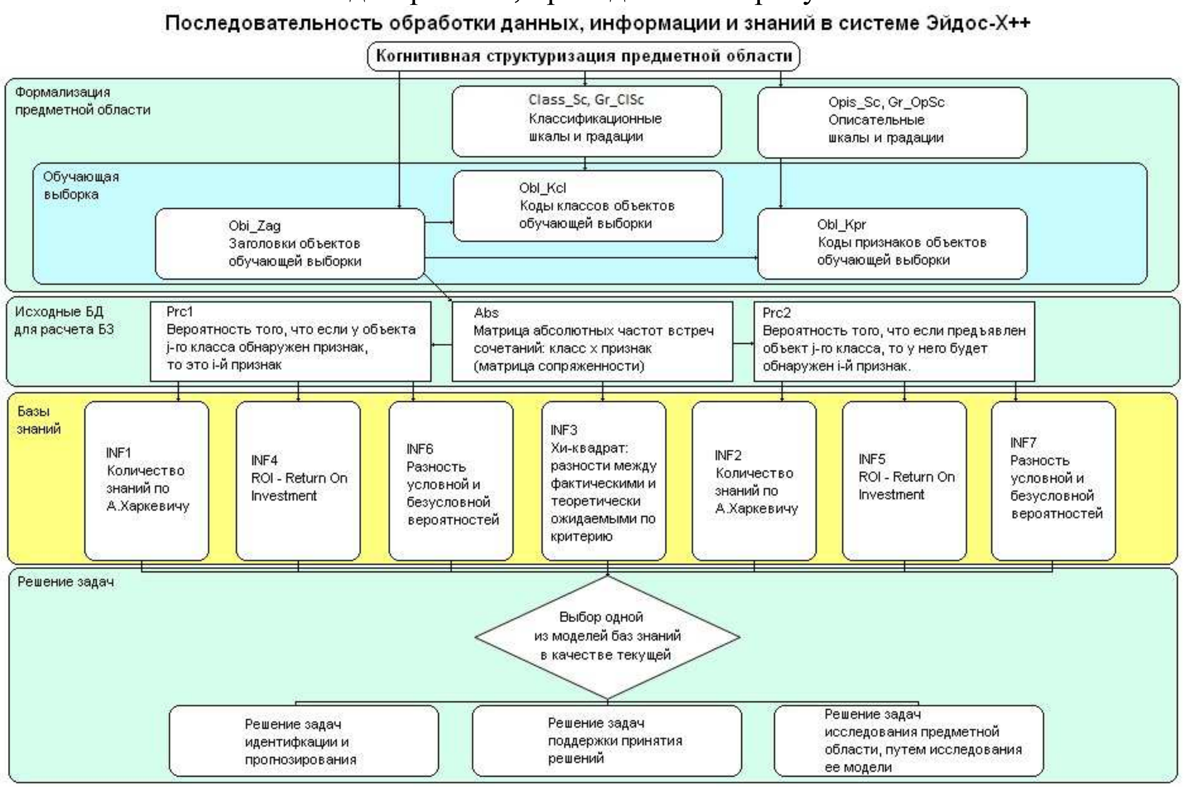

Рисунок 17. Последовательность преобразования исходных данных в информацию, а ее в знания в системе «Эйдос-Х++»

Кратко рассмотрим соотношение содержания понятий: «данные», «информация» и «знания». Данные – это информация, рассматриваемая безотносительно к ее смысловому содержанию, находящаяся на носителях или в каналах связи и представленная в определенной системе кодирования или на определенном языке (т.е. в формализованном виде). Информация – это *осмысленные* данные. Смысл, семантика, содержание (согласно концепции смысла Шенка-Абельсона [42]) – это знание причинно-следственных зависимостей. Знания – это информация, *полезная* для достижения целей, т.е. для управления, которая представляет собой технологию или «ноу-хау».

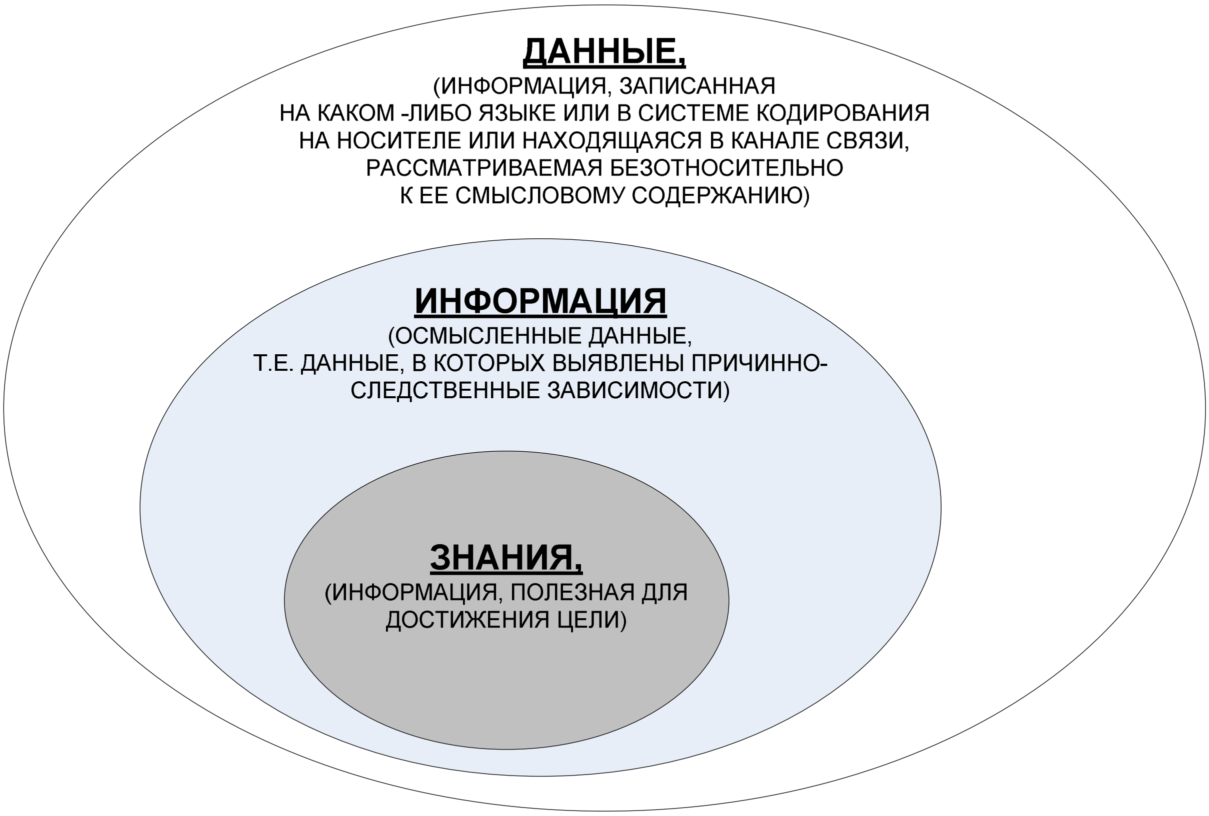

Рисунок 18. Соотношение содержания понятий: «данные», «информация», «знания»

Знания могут быть представлены в различных формах, характеризующихся различной *степенью формализации*:

– вообще неформализованные знания, т.е. знания в своей собственной форме, ноу-хау (мышление без вербализации есть медитация);

– знания, формализованные на естественном вербальном языке;

– знания, формализованные в виде различных методик, схем, алгоритмов, планов, таблиц и отношений между ними;

– знания в форме технологий, организационных производственных, социально-экономических и политических структур;

– знания, формализованные в виде математических моделей и методов представления знаний в автоматизированных интеллектуальных системах (логическая, фреймовая, сетевая, продукционная, нейросетевая, нечеткая и другие).

Таким образом, для решения задачи метризации шкал в АСК-анализе необходимо осознанно и целенаправленно ***последовательно повышать степень формализации*** исходных данных до уровня, который позволяет ввести исходные данные в интеллектуальную систему, а затем:

– преобразовать исходные данные в информацию;

– преобразовать информацию в знания;

– использовать знания для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования предметной области.

Для этого в АСК-анализе предусмотрены следующие этапы [17]:

1. Когнитивная структуризация предметной области, при которой определяется, что мы хотим прогнозировать и на основе чего (конструирование классификационных и описательных шкал).

2. Формализация предметной области:

– разработка градаций классификационных и описательных шкал (номинального, порядкового и числового типа);

– использование разработанных на предыдущих этапах классификационных и описательных шкал и градаций для формального описания (кодирования) исследуемой выборки.

3. Синтез и верификация (оценка степени адекватности) модели.

4. *Если модель адекватна*, то ее использование для решения задач идентификации, прогнозирования и принятия решений, а также для исследования моделируемой предметной области [4].

Для синтеза моделей в АСК-анализе в настоящее время используется 7 частных критериев знаний (таблица 5), а для верификации моделей и решения задачи идентификации и прогнозирования 2 интегральных критерия [17].

Итак в результате работы универсального программного интерфейса получены классификационные и описательные шкалы и градации и обучающая выборка (рисунки 19, 20, 21):

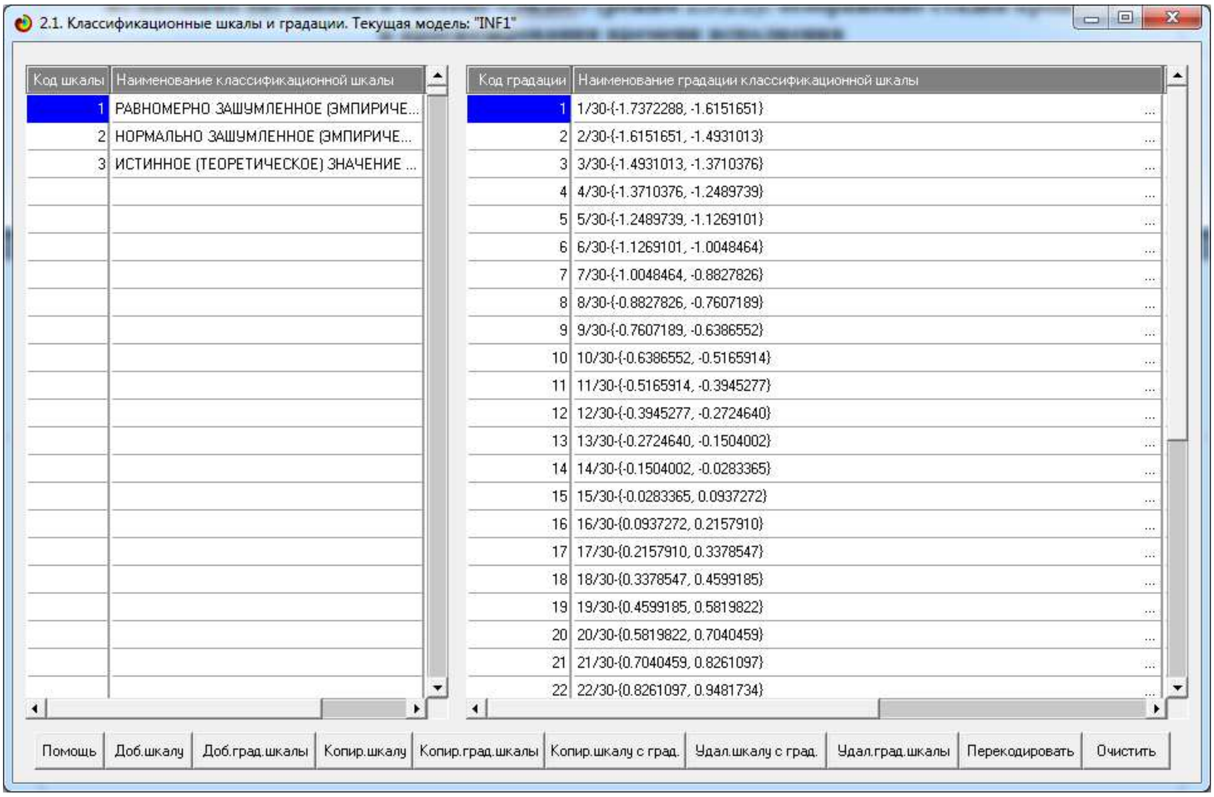

Рисунок 19. Экранная форма с классификационными шкалами и градациями

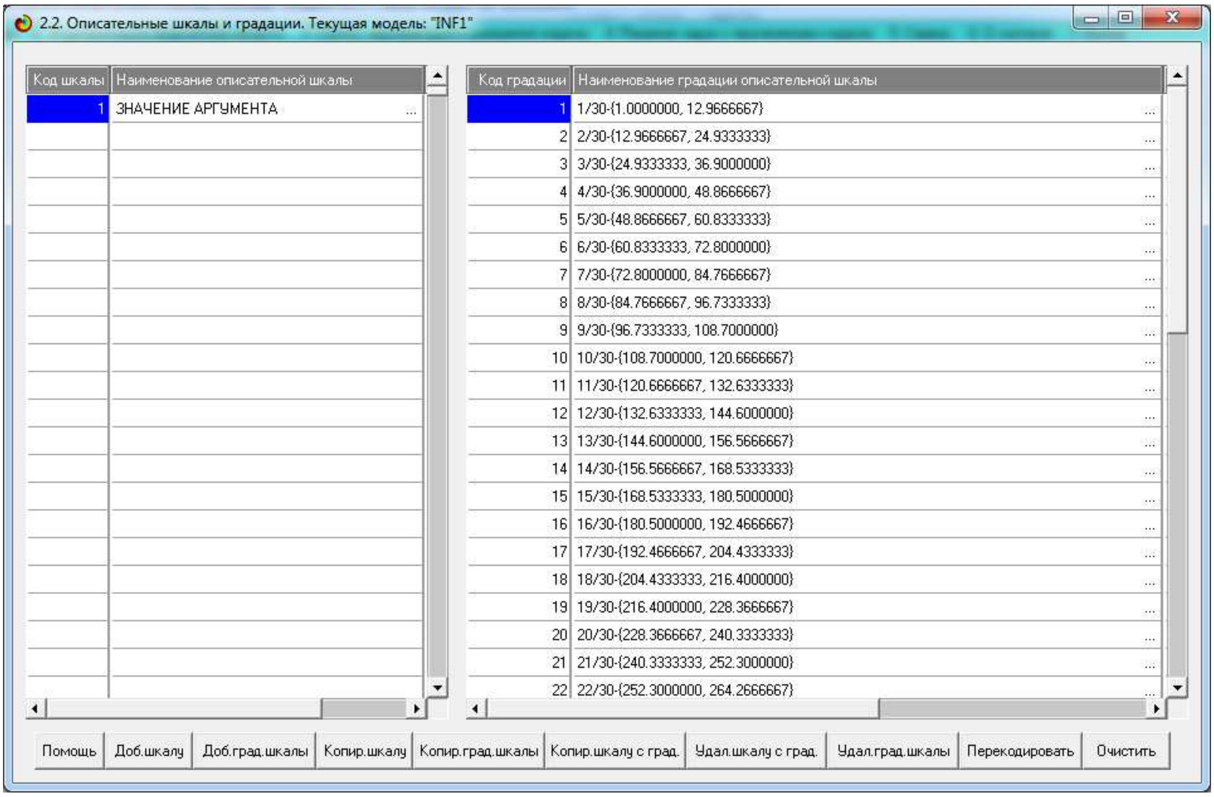

Рисунок 20. Экранная форма с описательной шкалой и градациями

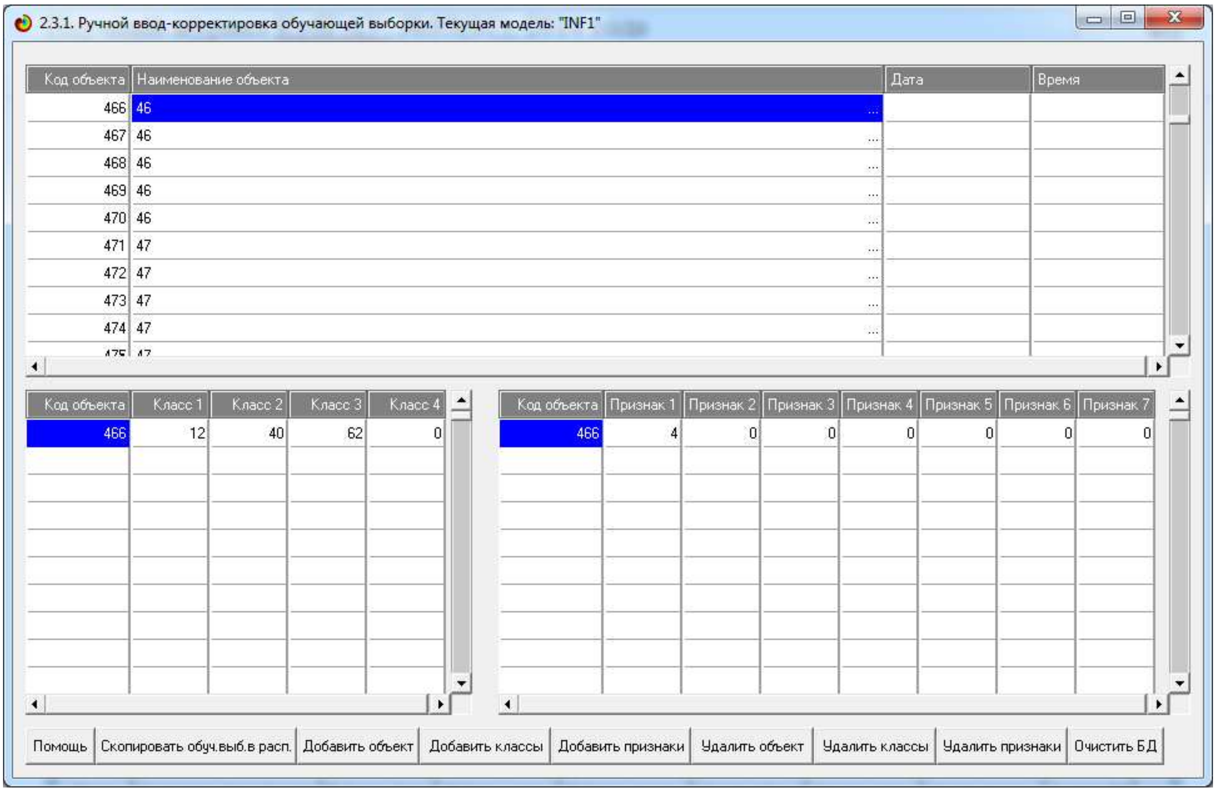

Рисунок 21. Экранная форма с обучающей выборкой

Затем запускается режим синтеза всех частных моделей 3.4 (рисунок 22):

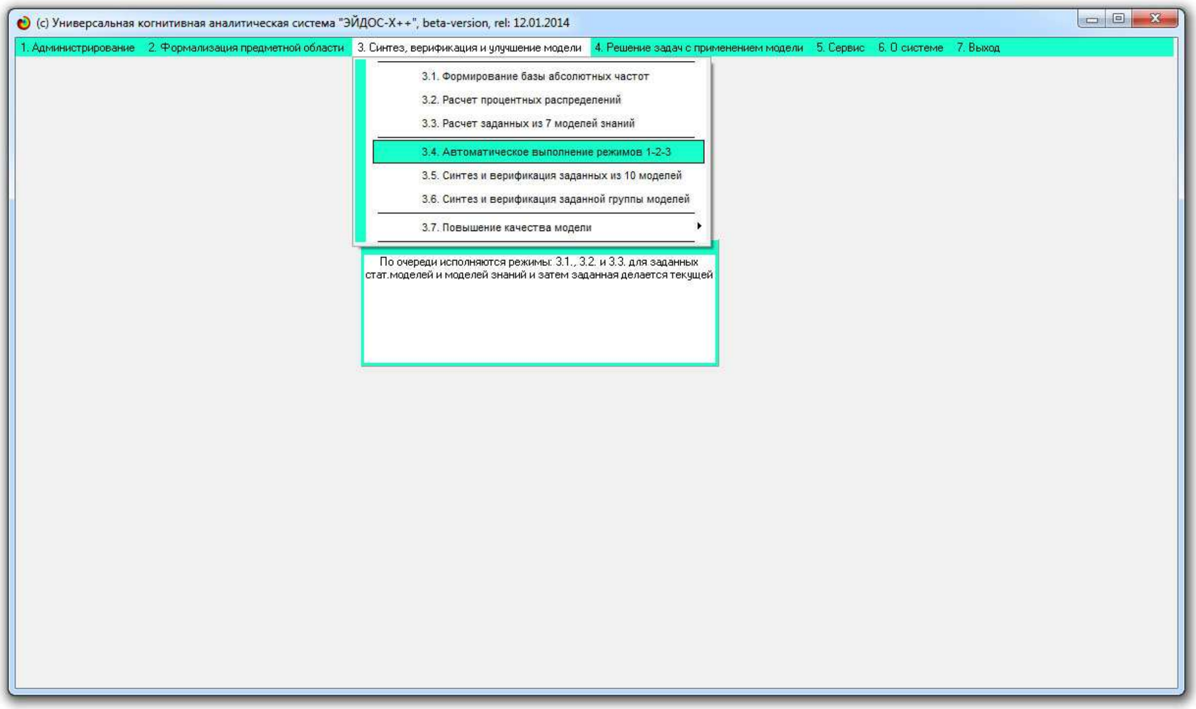

Рисунок 22. Запуск режима синтеза всех частных моделей 3.4

Затем необходимо выбрать все частные модели и кликнуть «ОК» (рисунок 23):

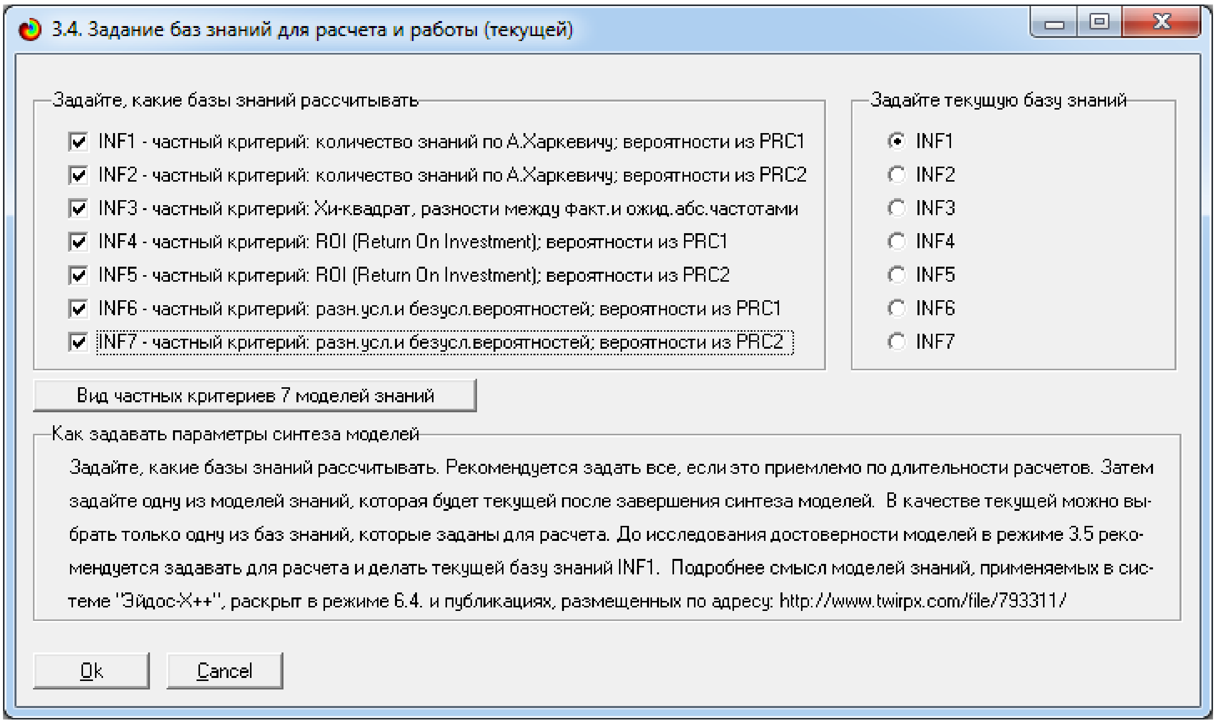

Рисунок 23. Первая экранная форма режима синтеза всех частных моделей 3.4

В результате будут созданы статистические модели и модели знаний с частными критериями, приведенными в таблице 5. На рисунке 24 приведена результирующая экранная форма режима 3.4:

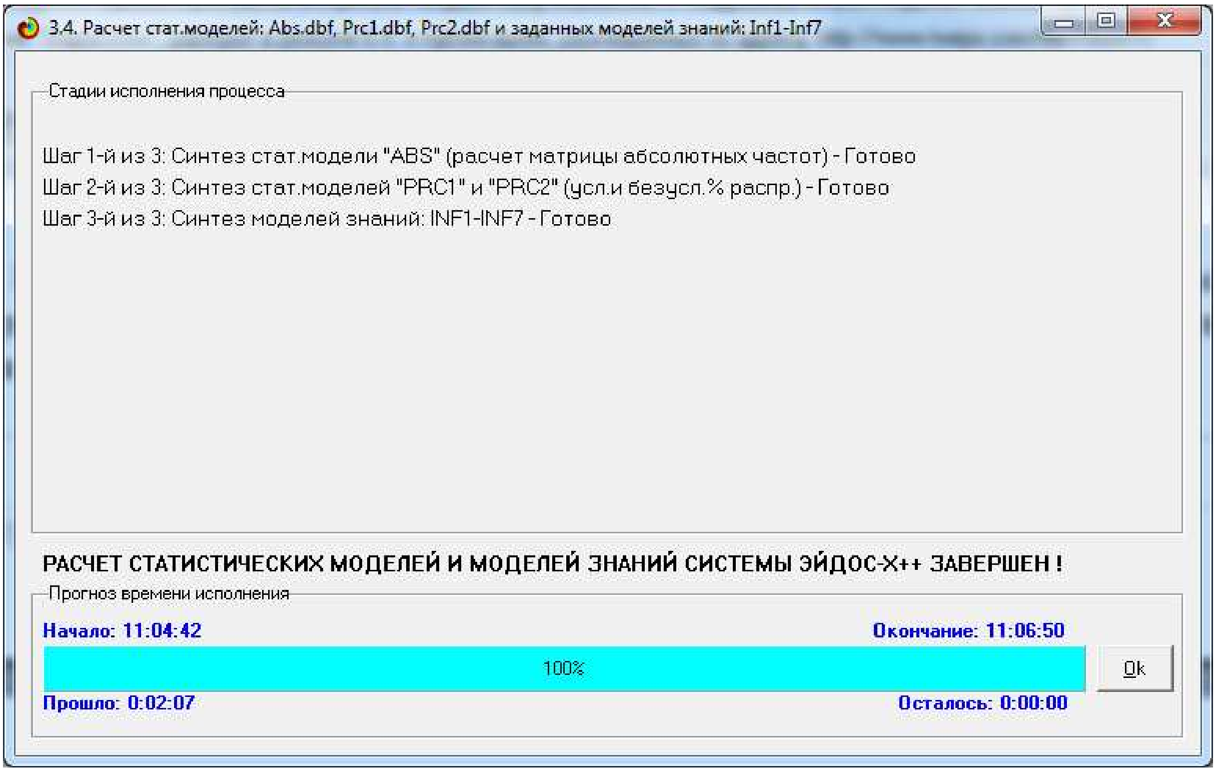

Рисунок 24. Результирующая экранная форма режима 3.4

В результате выполнения этих операций созданы базы знаний с различными частными критериями, представленными в таблице 5. Подматрицы этих баз знаний могут быть представлены в наглядной графической форме в виде когнитивных функций. Для получения этих когнитивных функций необходимо вызвать режим 4.5 (рисунок 25):

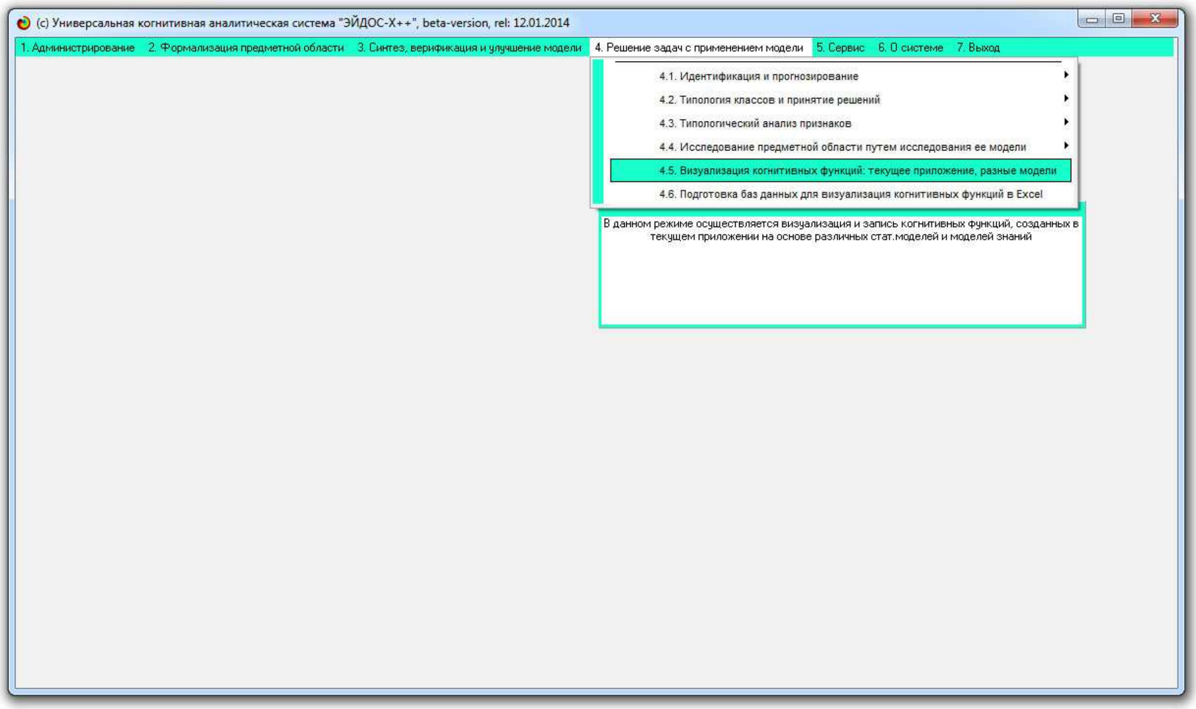

Рисунок 25. Запуск режима визуализации когнитивных функций

На рисунке 26 приведена первая экранная форма режима визуализации когнитивных функций:

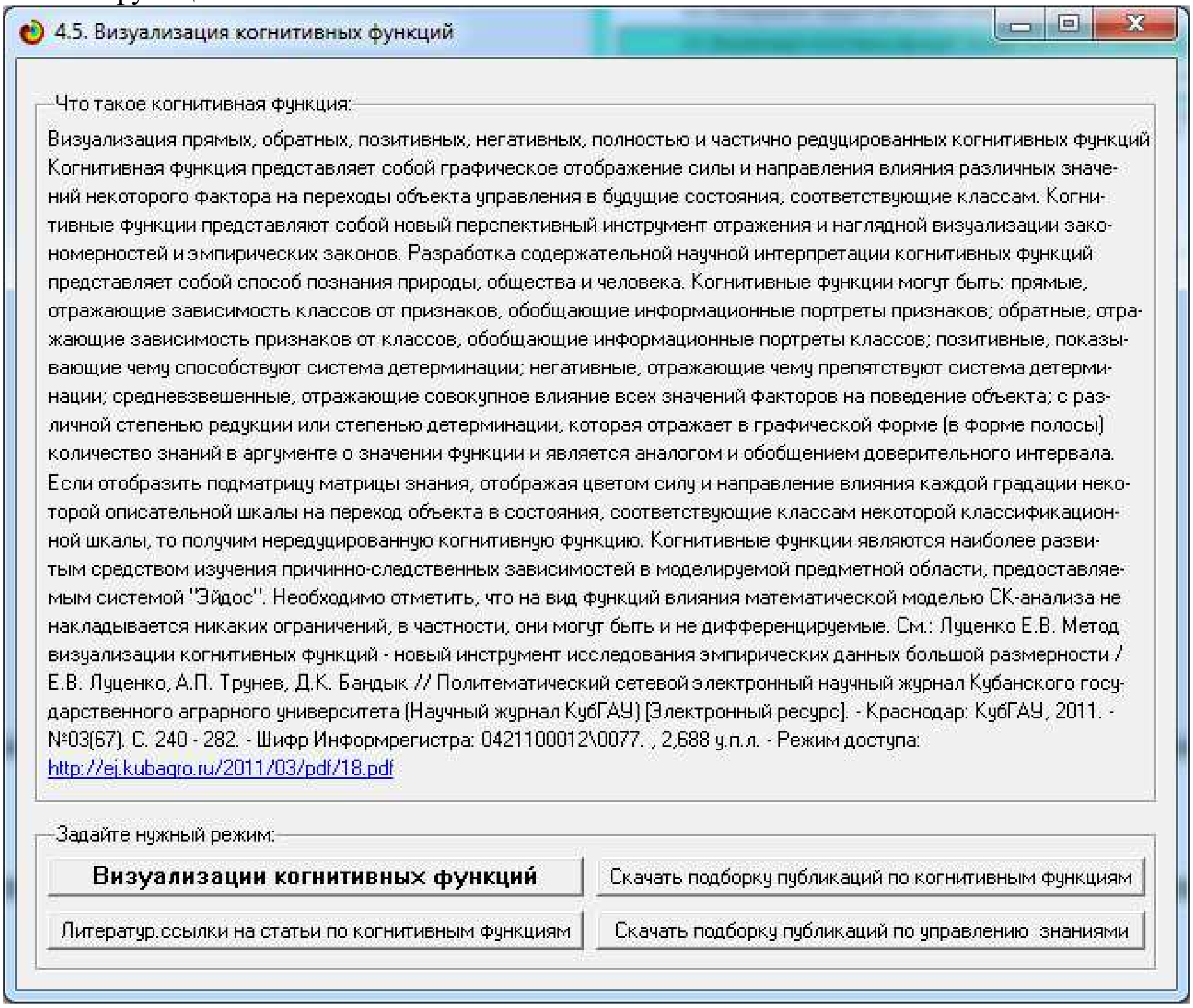

Рисунок 26. Первая экранная форма режима визуализации когнитивных функций:

Для запуска модуля визуализации когнитивных функций [40] кликаем по соответствующей кнопке и выходим на главное окно модуля визуализации (рисунок 27):

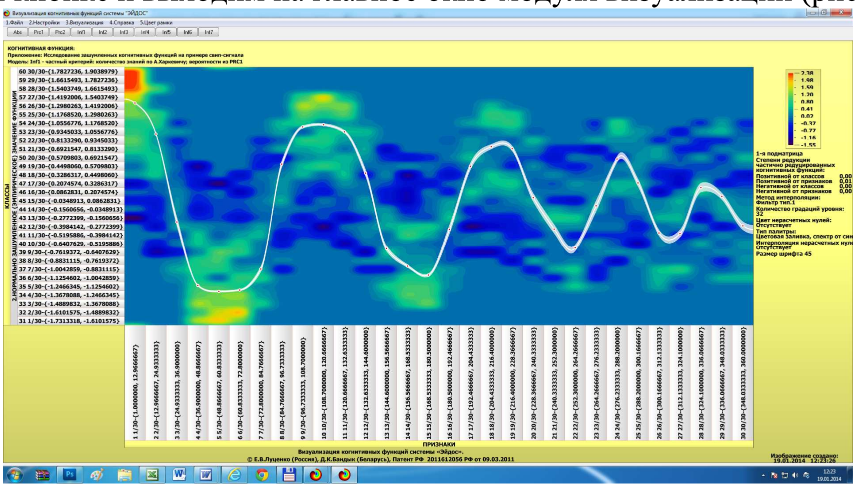

Рисунок 27. Главное окно модуля визуализации когнитивных функций

Ниже, на рисунке 28 приведены когнитивные функции, полученные с помощью данного модуля визуализации подматриц баз знаний модели INF1 на основе частного критерия знаний А.Харкевича, а на рисунке 29 – на основе модели INF3 (хи-квадрат):

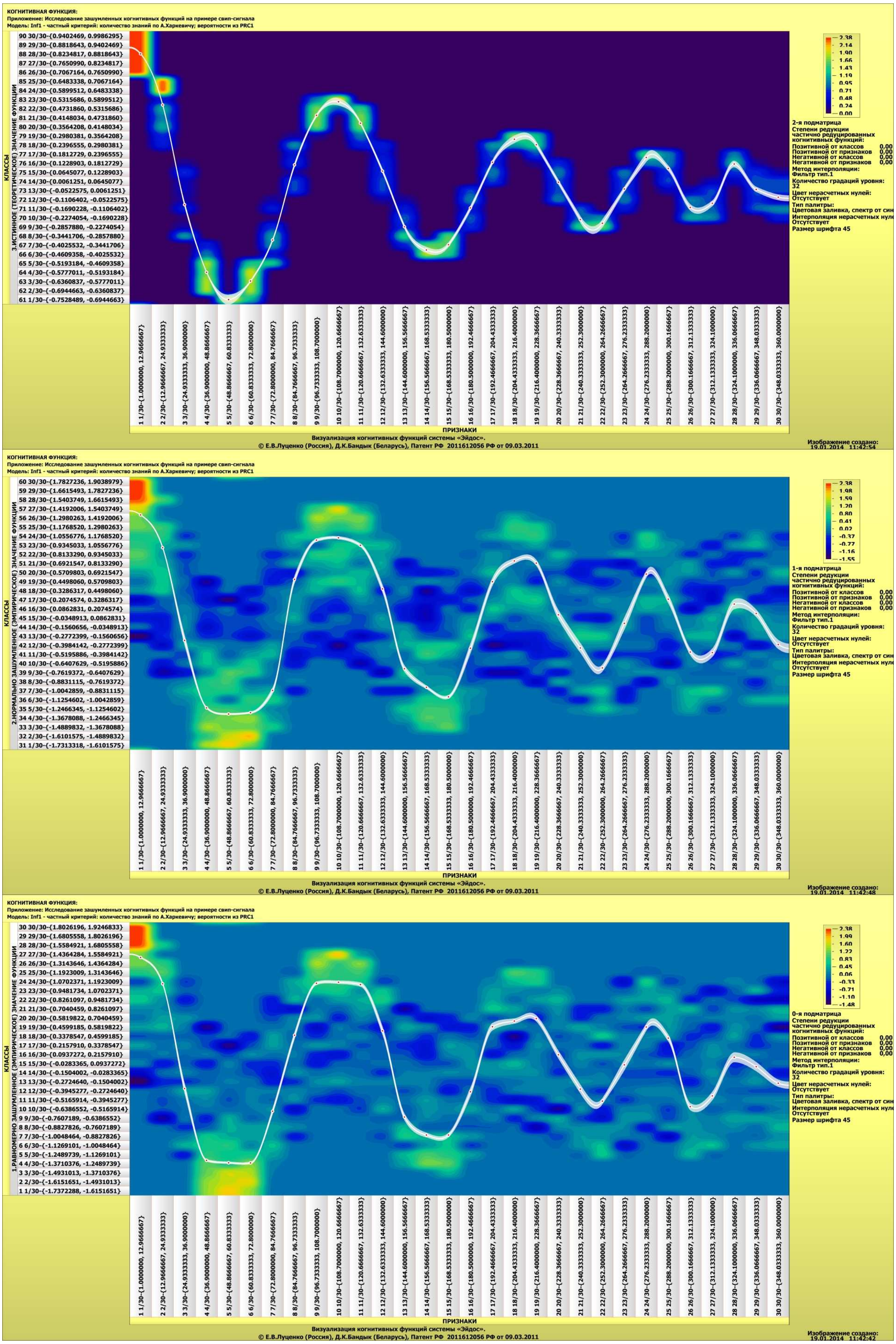

Рисунок 28. Когнитивные функции, полученные на основе частного критерия А.Харкевича

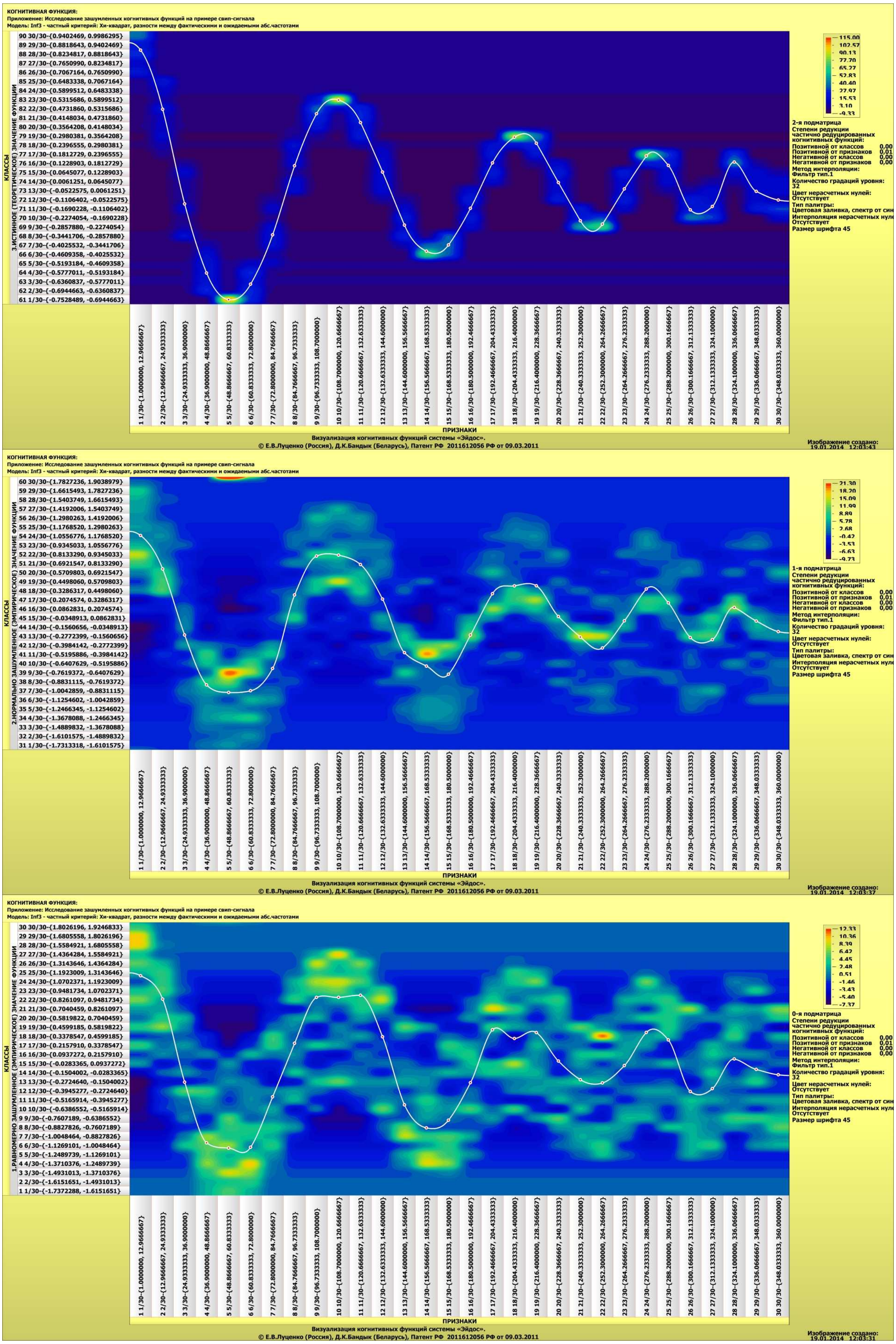

Рисунок 29. Когнитивные функции, полученные на основе частного критерия хи-квадрат

Из сравнения вида когнитивных функций, приведенных на рисунках 28 и 29 можно сделать выводы о том, что они вполне позволяют выявлять зависимости в зашумленных эмпирических данных.

5. Повышение степени формализации взвешенного метода наименьших квадратов путем выбора в качестве весов наблюдений количества информации в них о значениях функции и автоматизации их расчета путем применения АСК-анализа

Использование взвешенного метода наименьших квадратов (МНК) позволяет исследователю ***вручную*** регулировать вклад тех или иных данных в результаты построения моделей. Это необходимо в тех случаях, когда известно, что на зависимую переменную оказывали влияние какие-либо факторы кроме аргумента, заведомо не включенные в модель. В такой ситуации нужно попытаться исключить влияние неучтенных факторов заданием весов наблюдений. Обычно в статистических пакетах набор весов это числа от 0 до 100. По умолчанию все данные учитываются с единичными весами. Задание наблюдениям веса меньше 1 снижает их вклад в модель, а больше единицы увеличивает этот вклад. *Ключевым моментом при применении взвешенного МНК является способ выбора и задания весов наблюдений.* Считается [49, 50], что разумным вариантом является выбор весов пропорционально ошибкам не взвешенной регрессии.

Подбор этих весов наблюдений вручную может являться сложной и практически неразрешимой задачей, как из-за сложной структуры данных (например, непостоянства дисперсии и среднего ошибок наблюдений), так и из-за возможной очень большой размерности данных. Таким образом, ***возникает задача <u>автоматического</u> определения весов наблюдений*** *и разработка алгоритмов и программного инструментария, обеспечивающего автоматизацию определения и взвешивания весов наблюдений в МНК.*

Предлагается новое, ранее не встречавшееся в специальной литературе, решение этой задачи и соответствующее обобщение метода наименьших квадратов (МНК), в котором ***точки (наблюдения) имеют вес***, *равный количеству информации в значении аргумента о значении функции*. Ясно, что по сути, ***речь идет о применении когнитивных функций в взвешенном МНК***.

Для этого предлагается два варианта.

<u>Вариант 1-й:</u> ***применение когнитивных функций в взвешенном МНК***

Можно рассматривать точки когнитивных функций как «мультиточки», состоящие из определенного количества «элементарных точек», соответствующего их весу. При этом вес элементарной точки может быть принят равным единице младшего разряда.

В таблице 8 приведен фрагмент матрицы информативностей модели INF1 – мера А.Харкевича (таблица 5).

Таблица 8 – МАТРИЦА ИНФОРМАТИВНОСТИ МОДЕЛЬ INF1 – МЕРА А.ХАРКЕИВЧА В БИТАХ (ФРАГМЕНТ)

Код	Наименование	Классы					
		1	2	3	4	5	6
1	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-1/30-{1.0000000, 12.9666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
2	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-2/30-{12.9666667, 24.9333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
3	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-3/30-{24.9333333, 36.9000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,562	0,533
4	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-4/30-{36.9000000, 48.8666667}	1,408	1,408	1,199	1,165	0,892	0,708
5	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-5/30-{48.8666667, 60.8333333}	1,893	1,610	1,683	0,754	0,563	0,849
6	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-6/30-{60.8333333, 72.8000000}	1,408	1,765	1,527	1,366	0,691	0,142
7	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-7/30-{72.8000000, 84.7666667}	0,000	0,000	0,074	0,114	0,407	0,626
8	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-8/30-{84.7666667, 96.7333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
9	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-9/30-{96.7333333, 108.7000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
10	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-10/30-{108.7000000, 120.6666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
11	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-11/30-{120.6666667, 132.6333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
12	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-12/30-{132.6333333, 144.6000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000

13	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-13/30-{144.6000000, 156.5666667}	0,000	0,000	0,000	0,397	0,563	-0,343
14	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-14/30-{156.5666667, 168.5333333}	0,000	0,000	0,074	1,305	1,048	0,298
15	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-15/30-{168.5333333, 180.5000000}	0,000	0,000	0,558	1,165	0,799	0,626
16	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-16/30-{180.5000000, 192.4666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,407	-0,343
17	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-17/30-{192.4666667, 204.4333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
18	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-18/30-{204.4333333, 216.4000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
19	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-19/30-{216.4000000, 228.3666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
20	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-20/30-{228.3666667, 240.3333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,060
21	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-21/30-{240.3333333, 252.3000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,077	0,298
22	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-22/30-{252.3000000, 264.2666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,691	0,626
23	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-23/30-{264.2666667, 276.2333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,077	-0,827
24	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-24/30-{276.2333333, 288.2000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
25	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-25/30-{288.2000000, 300.1666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
26	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-26/30-{300.1666667, 312.1333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,563	0,425
27	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-27/30-{312.1333333, 324.1000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	-0,077	0,626
28	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-28/30-{324.1000000, 336.0666667}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000
29	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-29/30-{336.0666667, 348.0333333}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,298
30	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-30/30-{348.0333333, 360.0000000}	0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0,425

Чтобы применить предлагаемый подход, умножим в таблице 8 все значения на 1000 и оставим только целую часть, тогда получим таблицу 9.

Таблица 9 – МАТРИЦА ИНФОРМАТИВНОСТИ МОДЕЛЬ INF1 – МЕРА А.ХАРКЕИВЧА В МИЛЛИБИТАХ (ФРАГМЕНТ)

Код	Наименование	Классы						
		1	2	3	4	5	6	7
1	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-1/30-{1.0000000, 12.9666667}							
2	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-2/30-{12.9666667, 24.9333333}							
3	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-3/30-{24.9333333, 36.9000000}					-562	533	105
4	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-4/30-{36.9000000, 48.8666667}	1408	1408	1199	1165	892	708	717
5	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-5/30-{48.8666667, 60.8333333}	1893	1610	1683	754	563	849	434
6	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-6/30-{60.8333333, 72.8000000}	1408	1765	1527	1366	691	142	434
7	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-7/30-{72.8000000, 84.7666667}			74	114	407	626	341
8	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-8/30-{84.7666667, 96.7333333}							-535
9	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-9/30-{96.7333333, 108.7000000}							
10	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-10/30-{108.7000000, 120.6666667}							
11	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-11/30-{120.6666667, 132.6333333}							
12	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-12/30-{132.6333333, 144.6000000}							-252
13	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-13/30-{144.6000000, 156.5666667}				397	563	-343	773
14	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-14/30-{156.5666667, 168.5333333}			74	1305	1048	298	516
15	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-15/30-{168.5333333, 180.5000000}			558	1165	799	626	590
16	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-16/30-{180.5000000, 192.4666667}					407	-343	341
17	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-17/30-{192.4666667, 204.4333333}							
18	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-18/30-{204.4333333, 216.4000000}							
19	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-19/30-{216.4000000, 228.3666667}							
20	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-20/30-{228.3666667, 240.3333333}						-60	-252
21	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-21/30-{240.3333333, 252.3000000}					-77	298	341
22	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-22/30-{252.3000000, 264.2666667}					691	626	233
23	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-23/30-{264.2666667, 276.2333333}					-77	-827	105
24	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-24/30-{276.2333333, 288.2000000}							
25	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-25/30-{288.2000000, 300.1666667}							-1020
26	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-26/30-{300.1666667, 312.1333333}					563	425	341
27	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-27/30-{312.1333333, 324.1000000}					-77	626	233
28	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-28/30-{324.1000000, 336.0666667}							
29	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-29/30-{336.0666667, 348.0333333}						298	-51
30	ЗНАЧЕНИЕ АРГУМЕНТА-30/30-{348.0333333, 360.0000000}						425	233

В таблице 9 рассматриваем *отдельно* только положительные числа или только отрицательные. Рассмотрим фрагмент таблицы 9, выделенный светло-желтым фоном:

– аргументу 14 соответствует 74 точки 3 класса, и 1305 точек 4-го класса;

– аргументу 15 соответствует 558 точек 3 класса, и 1165 точек 4-го класса.

После этого преобразования можно применять стандартный МНК.

<u>Вариант 2-й:</u> ***средневзвешенные значения функции в взвешенном МНК***

Перед применением стандартного МНК для каждого значения аргумента предварительно рассчитывается средневзвешенное значение функции из всех ее значений с их весами.

Для двух точек выбор координаты средневзвешенной точки соответствует «правилу рычага», т.е. ее положение выбирается таким, чтобы рычаг, образованный двумя точками с координатами Y_1 и Y_2 и весами I_1 и I_2, находился в равновесии, если его опора будет в средневзвешенной точке с координатой Y:

$$(Y_1 - Y_2)I_2 = (Y - Y_1)I_1$$

Откуда находим Y. При двух точках, соответствующих одному значению аргумента, координата Y средневзвешенной точки, имеет вид:

$$Y = \frac{Y_1 I_1 + Y_2 I_2}{I_1 + I_2}.$$

Если же таких точек N, то предыдущее выражение принимает вид:

$$Y = \frac{\sum_{j=1}^{N} Y_j I_j}{\sum_{j=1}^{N} I_j}.$$

В результате средневзвешенная точка находится тем ближе к некоторой точке, чем больше абсолютное и относительное количество информации в значении аргумента о том, что функция примет значение, соответствующее этой точке.

После этого преобразования можно применять стандартный МНК.

1-й вариант представляется авторам предпочтительным, т.к. во 2-м варианте средневзвешенные точки получаются равными по весу, тогда как в действительности они должны им отличаться, что учитывается в 1-м варианте.

В модуле визуализации когнитивных функций [40] этот метод реализован программно для отображения частично и полностью редуцированных когнитивных функций. Математическому описанию этого метода планируются посвятить одну из будущих статей авторов.

Отметим, что кроме количества информации в значении аргумента о значении функции в качестве весов могут быть использованы и другие частные критерии из таблицы 5.

Выводы

Кратко рассматриваются классическое понятие функциональной зависимости в математике, определяются ограничения применимости этого понятия для адекватного моделирования реальности и формулируется проблема, состоящая в поиске такого обобщения понятия функции, которое было бы более пригодно для адекватного отражения причинно-следственных связей в реальной области. Далее рассматривается теоретическое и практическое решения поставленной проблемы, состоящие в том, что

а) предлагается универсальный не зависящий от предметной области способ вычисления количества информации в значении аргумента о значении функции, т.е. когнитивные функции;

б) предлагается программный инструментарий: интеллектуальная система «Эйдос», позволяющая на практике осуществлять эти расчеты, т.е. строить когнитивные функции на основе фрагментированных зашумленных эмпирических данных большой размерности.

Предлагаются понятия нередуцированных, частично и полностью редуцированных прямых и обратных, позитивных и негативных когнитивных функций и метод формирования редуцированных когнитивных функций, являющийся обобщением известного взвешенного метода наименьших квадратов на основе учета в качсетве весов наблюдений количества информации в значениях аргумента о значениях функции.

Таким образом, предлагается теория (АСК-анализ), и реализующий ее программный инструментарий (система «Эйдос») для когнитивного функционального анализа. Эта технология была успешно применена при проведении ряда научных исследований [17, 26, 29, 44, 48 и других] и может применяться как в научных исследованиях, так и при проведении лекционных и лабораторных занятий по дисциплинам: «Управление знаниями», «Интеллектуальные системы», «Представление знаний в интеллектуальных системах», «Функционально-стоимостной анализ при управлении персоналом» и других.

В качестве перспективы хотелось бы отметить возможность обобщения понятия когнитивных функций на многомерный случай с возможностью 3D-визуализации, а также визуализации в динамике. Эти идеи развивались в статьях по системному обобщению математики [13-16].

Литература[7]

1. Гнеденко Б.В. О математике. – М.: Эдиториал УРСС, 2000. – 208 с.
2. Орлов А.И. Системная нечеткая интервальная математика (СНИМ) – перспективное направление теоретической и вычислительной математики / А.И. Орлов, Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 255 – 308. – IDA [article ID]: 0911307015. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf, 3,375 у.п.л.
3. Колмогоров А.Н. Математика в ее историческом развитии. – М.: Наука, 1991. – 224 с.
4. Левич Е.М. Исторический очерк развития методологии математики. – Иерусалим, 2008. – 350 с.
5. Заде Л. Понятие лингвистической переменной и его применение к принятию приближенных решений. – М.: Мир, 1976. – 166 с.
6. Орлов А.И. Основания теории нечетких множеств (обобщение аппарата Заде). Случайные толерантности. – В сб.: Алгоритмы многомерного статистического анализа и их применения. - М.: Изд-во ЦЭМИ АН СССР, 1975. С.169-175.
7. . Орлов А.И. Задачи оптимизации и нечеткие переменные. – М.: Знание, 1980. - 64 с.
8. Орлов А.И. Теория нечетких множеств – часть теории вероятностей / А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №08(092). С. 589 – 617. – IDA [article ID]: 0921308039. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/39.pdf, 1,812 у.п.л.
9. Орлов А.И. Основные идеи статистики интервальных данных / А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №10(094). С. 867 – 892. – IDA [article ID]: 0941310060. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/10/pdf/60.pdf, 1,625 у.п.л.
10. Орлов А.И. Организационно-экономическое моделирование. В 3 ч. Ч.1. Нечисловая статистика. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2009. – 541 с.
11. Орлов А.И. Прикладная статистика. — М.: Экзамен, 2006. — 671 с.
12. Орлов А.И. Теория принятия решений. — М.: Экзамен, 2006. — 574 с.
13. Луценко Е.В. Программная идея системного обобщения математики и ее применение для создания системной теории информации / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №02(036). С. 175 – 192. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0016, IDA [article ID]: 0360802011. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/11.pdf, 1,125 у.п.л.

[7] Для удобства читателей некоторые монографии из списка литературы представлены на сайтах авторов: http://orlovs.pp.ru/ и http://lc.kubagro.ru

14. Луценко Е.В. Семантическая информационная модель СК-анализа / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №02(036). С. 193 – 211. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0015, IDA [article ID]: 0360802012. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/12.pdf, 1,188 у.п.л.,

15. Луценко Е.В. Неформальная постановка и обсуждение задач, возникающих при системном обобщении теории множеств на основе системной теории информации (Часть 1-я: задачи 1-3) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №03(037). С. 154 – 185. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0031, IDA [article ID]: 0370803012. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/03/pdf/12.pdf, 2 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Неформальная постановка и обсуждение задач, возникающих при системном обобщении теории множеств на основе системной теории информации (Часть 2-я: задачи 4–9) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №04(038). С. 26 – 65. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0049, IDA [article ID]: 0380804003. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/04/pdf/03.pdf, 2,5 у.п.л.

17. 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.

18. 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.

19. 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.

20. Луценко Е.В. Численный расчет эластичности объектов информационной безопасности на основе системной теории информации / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 16 – 27. – IDA [article ID]: 0010301005. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/05.pdf, 0,75 у.п.л.

21. Луценко Е.В. Математическая сущность системной теории информации (СТИ) (Системное обобщение формулы Больцмана-Найквиста-Хартли, синтез семантической теории информации Харкевича и теории информации Шеннона) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №08(042). С. 76 – 103. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0114, IDA [article ID]: 0420808004. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/08/pdf/04.pdf, 1,75 у.п.л.

22. Луценко Е.В. Реализация операции объединения систем в системном обобщении теории множеств (объединение булеанов) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №01(065). С. 354 – 391. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0001, IDA [article ID]: 0651101029. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2011/01/pdf/29.pdf, 2,375 у.п.л.

23. 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.

24. Луценко Е.В. АСК-анализ как метод выявления когнитивных функциональных зависимостей в многомерных зашумленных фрагментированных данных / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2005. – №03(011). С. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf, 1,188 у.п.л.

25. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ функций и восстановление их значений по признакам аргумента на основе априорной информации (интеллектуальные технологии интерполяции, экстраполяции, прогнозирования и принятия решений по картографическим базам данных) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №07(051). С. 130 – 154. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0066, IDA [article ID]: 0510907006. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/06.pdf, 1,562 у.п.л.

26. Луценко Е.В. Управление агропромышленным холдингом на основе когнитивных функций связи результатов работы холдинга и характеристик его предприятий / Е.В. Луценко, В.И. Лойко, О.А. Макаревич // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2009. – №10(054). С. 248 – 260. – Шифр Информрегистра: 0420900012\0111, IDA [article ID]: 0540910015. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/15.pdf, 0,812 у.п.л.

27. Луценко Е.В. Когнитивные функции как адекватный инструмент для формального представления причинно-следственных зависимостей / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2010. – №09(063). С. 1 – 23. – Шифр Информрегистра: 0421000012\0233, IDA [article ID]: 0631009001. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2010/09/pdf/01.pdf, 1,438 у.п.л.

28. Трунев А.П. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния тел Солнечной системы на движение полюса Земли и визуализация причинно-следственных зависимостей в виде когнитивных функций / А.П. Трунев, Е.В. Луценко, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №01(065). С. 232 – 258. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0002, IDA [article ID]: 0651101020. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2011/01/pdf/20.pdf, 1,688 у.п.л.

29. Трунев А.П., Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ влияния факторов космической среды на ноосферу, магнитосферу и литосферу Земли: Под науч. ред. д.т.н., проф. В.И. Лойко. Монография (научное издание). – Краснодар, КубГАУ. 2012. – 480 с. ISBN 978-5-94672-519-4

30. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(067). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf, 2,688 у.п.л.

31. Луценко Е.В. Развитие интеллектуальной системы «Эйдос-астра», снимающее ограничения на размерность баз знаний и разрешение когнитивных функций / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Е.А. Трунев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ре-

сурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №05(069). С. 353 – 377. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0159, IDA [article ID]: 0691105031. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/31.pdf, 1,562 у.п.л.

32. Луценко Е.В. Применение СК-анализа и системы «Эйдос» для синтеза когнитивной матричной передаточной функции сложного объекта управления на основе эмпирических данных / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №01(075). С. 681 – 714. – Шифр Информрегистра: 0421200012\0008, IDA [article ID]: 0751201053. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/53.pdf, 2,125 у.п.л.

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

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

35. 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. – 280 с.

36. Налимов В.В. Вероятностная модель языка. 2-е изд., расширенное. – М.: Наука, 1979. – 303 с.

37. Налимов В.В. Спонтанность сознания. Вероятностная теория смыслов и смысловая архитектоника личности. – М.: Прометей, 1989. – 288 с.

38. 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. 215 – 236. – IDA [article ID]: 0901306014. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/06/pdf/14.pdf, 1,375 у.п.л.

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

40. Луценко Е.В., Бандык Д.К. Патент РФ: Подсистема визуализации когнитивных (каузальных) функций системы «Эйдос» (Подсистема «Эйдос-VCF»). Пат. № 2011612056 РФ. Заяв. № 2011610347 РФ 20.01.2011. Опубл. от 09.03.2011.

41. Пойа Д. Математика и правдоподобные рассуждения. 2 изд. – М., Наука, 1975 – 464 с. http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm

42. Луценко Е.В. Методологические аспекты выявления, представления и использования знаний в АСК-анализе и интеллектуальной системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №06(070). С. 233 – 280. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0197, IDA [article ID]: 0701106018. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf, 3 у.п.л.

43. Луценко Е.В. Теоретические основы, технология и инструментарий автоматизированного системно-когнитивного анализа и возможности его применения для сопоставимой оценки эффективности вузов / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал Куб-

ГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №04(088). С. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf, 1,25 у.п.л.

44. 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

45. 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.

46. 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-Х++» / Е.В. Луценко, В.Е. Коржаков // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №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.

47. Луценко Е.В. Численный расчет эластичности объектов информационной безопасности на основе системной теории информации / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 16 – 27. – IDA [article ID]: 0010301005. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/05.pdf, 0,75 у.п.л.

48. Чередниченко Н.А. Прогнозирование землетрясений на основе астрономических данных с применением АСК-анализа на примере большого калифорнийского разлома Сан-Андреас / Н.А. Чередниченко, Е.В. Луценко, Д.К. Бандык, А.П. Трунев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2013. – №07(091). С. 1322 – 1377. – IDA [article ID]: 0911307093. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/93.pdf, 3,5 у.п.л.

49. Замков О. О., Толстопятенко А. В., Черемных Ю. Н. *Математические методы в экономике: Учебник* /Московский государственный университет. - М.: ДИС, 1997. - 368 с.

50. Носач В.В. Решение задач аппроксимации с помощью персональных компьютеров / М.: Микап, 1994. - 382 с.

51. *Hartley R.V.L.* Transmission of information. — Bell System Technical Journal - 7. — 1928. — С. 535-63. перевод: *Хартли Р.В.Л.* Передача информации. // Теория информации и ее приложения. — Физматгиз, 1959. http://www.dotrose.com/etext/90_Miscellaneous/transmission_of_information_1928b.pdf

Literatura

1. Gnedenko B.V. O matematike. – M.: Jeditorial URSS, 2000. – 208 s.

2. Orlov A.I. Sistemnaja nechetkaja interval'naja matematika (SNIM) – perspektivnoe napravlenie teoreticheskoj i vychislitel'noj matematiki / A.I. Orlov, E.V. Lucenko // Poli-tematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 255 – 308. – IDA [article ID]: 0911307015. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/15.pdf, 3,375 u.p.l.

3. Kolmogorov A.N. Matematika v ee istoricheskom razvitii. – M.: Nauka, 1991. – 224 s.

4. Levich E.M. Istoricheskij ocherk razvitija metodologii matematiki. – Ierusalim, 2008. – 350 s.

5. Zade L. Ponjatie lingvisticheskoj peremennoj i ego primenenie k prinjatiju pribli-zhennyh reshenij. – M.: Mir, 1976. – 166 s.

6. Orlov A.I. Osnovanija teorii nechetkih mnozhestv (obobshhenie apparata Zade). Sluchajnye tolerantnosti. – V sb.: Algoritmy mnogomernogo statisticheskogo analiza i ih prime-nenija. - M.: Izd-vo CJeMI AN SSSR, 1975. S.169-175.

7. . Orlov A.I. Zadachi optimizacii i nechetkie peremennye. – M.: Znanie, 1980. - 64 s.

8. Orlov A.I. Teorija nechetkih mnozhestv – chast' teorii verojatnostej / A.I. Orlov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrar-nogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №08(092). S. 589 – 617. – IDA [article ID]: 0921308039. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/08/pdf/39.pdf, 1,812 u.p.l.

9. Orlov A.I. Osnovnye idei statistiki interval'nyh dannyh / A.I. Orlov // Polite-maticheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №10(094). S. 867 – 892. – IDA [article ID]: 0941310060. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/10/pdf/60.pdf, 1,625 u.p.l.

10. Orlov A.I. Organizacionno-jekonomicheskoe modelirovanie. V 3 ch. Ch.1. Nechislovaja statistika. – M.: Izd-vo MGTU im. N.Je. Baumana, 2009. – 541 s.

11. Orlov A.I. Prikladnaja statistika. — M.: Jekzamen, 2006. — 671 s.

12. Orlov A.I. Teorija prinjatija reshenij. — M.: Jekzamen, 2006. — 574 s.

13. Lucenko E.V. Programmnaja ideja sistemnogo obobshhenija matematiki i ee primenenie dlja sozdanija sistemnoj teorii informacii / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelek-tronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №02(036). S. 175 – 192. – Shifr Informregistra: 0420800012\0016, IDA [article ID]: 0360802011. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/11.pdf, 1,125 u.p.l.

14. Lucenko E.V. Semanticheskaja informacionnaja model' SK-analiza / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrar-nogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №02(036). S. 193 – 211. – Shifr Informregistra: 0420800012\0015, IDA [article ID]: 0360802012. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/12.pdf, 1,188 u.p.l.,

15. Lucenko E.V. Neformal'naja postanovka i obsuzhdenie zadach, voznikajushhih pri sistemnom obobshhenii teorii mnozhestv na osnove sistemnoj teorii informacii (Chast' 1-ja: za-dachi 1-3) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubansko-go gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №03(037). S. 154 – 185. – Shifr Informregistra: 0420800012\0031, IDA [article ID]: 0370803012. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2008/03/pdf/12.pdf, 2 u.p.l.

16. Lucenko E.V. Neformal'naja postanovka i obsuzhdenie zadach, voznikajushhih pri sistemnom obobshhenii teorii mnozhestv na osnove sistemnoj teorii informacii (Chast' 2-ja: za-dachi 4–9) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kuban-skogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №04(038). S. 26 – 65. – Shifr Informregistra: 0420800012\0049, IDA [article ID]: 0380804003. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2008/04/pdf/03.pdf, 2,5 u.p.l.

17. Lucenko E. V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v upravlenii ak-tivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issledovanii jekonomi-cheskih, social'no-psihologicheskih, tehnologicheskih i organizacionno-tehnicheskih sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s.

18. Lucenko E.V. Kolichestvennye mery vozrastanija jemerdzhentnosti v processe jevolju-cii sistem (v ramkah sistemnoj teorii informacii) / E.V. Lucenko // Politematicheskij sete-voj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Na-uchnyj 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.

19. Lucenko E.V. Issledovanie vlijanija podsistem razlichnyh urovnej ierarhii na jemerdzhentnye svojstva sistemy v celom s primeneniem ASK-analiza i intellektual'noj si-stemy "Jejdos" (mikrostruktura sistemy kak faktor upravlenija ee makrosvojstvami) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudar-stvennogo agrarnogo universiteta (Nauch-

nyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Kras-nodar: 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.

20. Lucenko E.V. Chislennyj raschet jelastichnosti ob#ektov informacionnoj bezopasno-sti na osnove sistemnoj teorii informacii / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelek-tronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelek-tronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 16 – 27. – IDA [article ID]: 0010301005. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/05.pdf, 0,75 u.p.l.

21. Lucenko E.V. Matematicheskaja sushhnost' sistemnoj teorii informacii (STI) (Sis-temnoe obobshhenie formuly Bol'cmana-Najkvista-Hartli, sintez semanticheskoj teorii in-formacii Harkevicha i teorii informacii Shennona) / E.V. Lucenko // Politematicheskij se-tevoj jelektronnyj nauchnyj zhur-nal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №08(042). S. 76 – 103. – Shifr Informregistra: 0420800012\0114, IDA [article ID]: 0420808004. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2008/08/pdf/04.pdf, 1,75 u.p.l.

22. Lucenko E.V. Realizacija operacii ob#edinenija sistem v sistemnom obobshhenii teo-rii mnozhestv (ob#edinenie buleanov) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektron-nyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelek-tronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №01(065). S. 354 – 391. – Shifr Informregistra: 0421100012\0001, IDA [article ID]: 0651101029. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2011/01/pdf/29.pdf, 2,375 u.p.l.

23. Lucenko E.V. Obobshhennyj kojefficient jemerdzhentnosti Hartli kak kolichestvennaja me-ra sinergeticheskogo jeffekta ob#edinenija buleanov v sistemnom obobshhenii teorii mno-zhestv / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstven-nogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: Kub-GAU, 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.

24. Lucenko E.V. ASK-analiz kak metod vyjavlenija kognitivnyh funkcional'nyh zavi-simostej v mnogomernyh zashumlennyh fragmentirovannyh dannyh / E.V. Lucenko // Polite-maticheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauch-nyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2005. – №03(011). S. 181 – 199. – IDA [article ID]: 0110503019. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2005/03/pdf/19.pdf, 1,188 u.p.l.

25. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz funkcij i vosstanovlenie ih znachenij po prizna-kam argumenta na osnove apriornoj informacii (intellektual'nye tehnologii in-terpoljacii, jekstrapolja-cii, prognozirovanija i prinjatija reshenij po kartograficheskim bazam dannyh) / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №07(051). S. 130 – 154. – Shifr Informregistra: 0420900012\0066, IDA [article ID]: 0510907006. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2009/07/pdf/06.pdf, 1,562 u.p.l.

26. Lucenko E.V. Upravlenie agropromyshlennym holdingom na osnove kognitivnyh funkcij svjazi rezul'tatov raboty holdinga i harakteristik ego predprijatij / E.V. Lucenko, V.I. Lojko, O.A. Makarevich // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Ku-banskogo gosudarstven-nogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: Kub-GAU, 2009. – №10(054). S. 248 – 260. – Shifr Informregistra: 0420900012\0111, IDA [article ID]: 0540910015. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/15.pdf, 0,812 u.p.l.

27. Lucenko E.V. Kognitivnye funkcii kak adekvatnyj instrument dlja formal'nogo predstav-lenija prichinno-sledstvennyh zavisimostej / E.V. Lucenko // Politematicheskij sete-voj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Na-uchnyj zhurnal Kub-GAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2010. – №09(063). S. 1 – 23. – Shifr Informreg-istra: 0421000012\0233, IDA [article ID]: 0631009001. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2010/09/pdf/01.pdf, 1,438 u.p.l.

28. Trunev A.P. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz vlijanija tel Sol-nechnoj sis-temy na dvizhenie poljusa Zemli i vizualizacija prichinno-sledstvennyh zavisimo-stej v vide kognitiv-nyh funkcij / A.P. Trunev, E.V. Lucenko, D.K. Bandyk // Politematiche-skij setevoj jelektronnyj

nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universi-teta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №01(065). S. 232 – 258. – Shifr Informregistra: 0421100012\0002, IDA [article ID]: 0651101020. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2011/01/pdf/20.pdf, 1,688 u.p.l.

29. Trunev A.P., Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz vlija-nija faktorov kosmicheskoj sredy na noosferu, magnitosferu i litosferu Zemli: Pod nauch. red. d.t.n., prof. V.I. Lojko. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar, KubGAU. 2012. – 480 s. ISBN 978-5-94672-519-4

30. Lucenko E.V. Metod vizualizacii kognitivnyh funkcij – novyj instrument issle-dovanija jempiricheskih dannyh bol'shoj razmernosti / E.V. Lucenko, A.P. Trunev, D.K. Bandyk // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo ag-rarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: Kub-GAU, 2011. – №03(067). S. 240 – 282. – Shifr Informregistra: 0421100012\0077, IDA [article ID]: 0671103018. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf, 2,688 u.p.l.

31. Lucenko E.V. Razvitie intellektual'noj sistemy «Jejdos-astra», snimajushhee ogra-nichenija na razmernost' baz znanij i razreshenie kognitivnyh funkcij / E.V. Lucenko, A.P. Trunev, E.A. Trunev // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kuban-skogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №05(069). S. 353 – 377. – Shifr Informregistra: 0421100012\0159, IDA [article ID]: 0691105031. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2011/05/pdf/31.pdf, 1,562 u.p.l.

32. Lucenko E.V. Primenenie SK-analiza i sistemy «Jejdos» dlja sinteza kognitivnoj matrichnoj peredatochnoj funkcii slozhnogo ob#ekta upravlenija na osnove jempiricheskih dan-nyh / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektron-nyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2012. – №01(075). S. 681 – 714. – Shifr Informregistra: 0421200012\0008, IDA [article ID]: 0751201053. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/53.pdf, 2,125 u.p.l.

33. Lucenko E.V. 30 let sisteme «Jejdos» – odnoj iz starejshih otechestvennyh univer-sal'nyh sistem iskusstvennogo intellekta, shiroko primenjaemyh i razvivajushhihsja i v na-stojashhee vremja / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Ku-banskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2009. – №10(054). S. 48 – 77. – Shifr Informregistra: 0420900012\0110, IDA [article ID]: 0540910004. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2009/10/pdf/04.pdf, 1,875 u.p.l.

34. Lucenko E.V. Universal'naja kognitivnaja analiticheskaja sistema «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudar-stvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Kras-nodar: KubGAU, 2012. – №09(083). S. 328 – 356. – IDA [article ID]: 0831209025. – Rezhim dostu-pa: http://ej.kubagro.ru/2012/09/pdf/25.pdf, 1,812 u.p.l.

35. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy i tehnologija adaptivnogo semanticheskogo ana-liza v podderzhke prinjatija reshenij (na primere universal'noj avtomatizirovannoj sistemy raspoznavanija obrazov "JeJDOS-5.1"). - Krasnodar: KJuI MVD RF, 1996. – 280 s.

36. Nalimov V.V. Verojatnostnaja model' jazyka. 2-e izd., rasshirennoe. – M.: Nauka, 1979. – 303 s.

37. Nalimov V.V. Spontannost' soznanija. Verojatnostnaja teorija smyslov i smyslovaja arhitektonika lichnosti. – M.: Prometej, 1989. – 288 s.

38. Lucenko E.V. Kojefficient jemerdzhentnosti klassicheskih i kvantovyh statistiche-skih sistem / E.V. Lucenko, A.P. Trunev // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №06(090). S. 215 – 236. – IDA [article ID]: 0901306014. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/06/pdf/14.pdf, 1,375 u.p.l.

39. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy, tehnologija i instrumentarij avtomatizirovan-nogo sistemno-kognitivnogo analiza i vozmozhnosti ego primenenija dlja sopostavimoj ocenki jeffektivnosti vuzov / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal Kub-GAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №04(088). S. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf, 1,25 u.p.l.,

40. Lucenko E.V., Bandyk D.K. Patent RF: Podsistema vizualizacii kognitivnyh (kau-zal'nyh) funkcij sistemy «Jejdos» (Podsistema «Jejdos-VCF»). Pat. № 2011612056 RF. Zajav. № 2011610347 RF 20.01.2011. Opubl. ot 09.03.2011.

41. Poja D. Matematika i pravdopodobnye rassuzhdenija. 2 izd. – M., Nauka, 1975 – 464 s. http://ilib.mccme.ru/djvu/polya/rassuzhdenija.htm

42. Lucenko E.V. Metodologicheskie aspekty vyjavlenija, predstavlenija i ispol'zovanija znanij v ASK-analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos» / E.V. Lucenko // Politematiche-skij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universi-teta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2011. – №06(070). S. 233 – 280. – Shifr Informregistra: 0421100012\0197, IDA [article ID]: 0701106018. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf, 3 u.p.l.

43. Lucenko E.V. Teoreticheskie osnovy, tehnologija i instrumentarij avtomatizirovan-nogo sistemno-kognitivnogo analiza i vozmozhnosti ego primenenija dlja sopostavimoj ocenki jeffektivnosti vuzov / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal Kub-GAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №04(088). S. 340 – 359. – IDA [article ID]: 0881304022. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/04/pdf/22.pdf, 1,25 u.p.l.

44. Gorpinchenko K.N., Lucenko E.V. Prognozirovanie i prinjatie 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

45. Lucenko E.V. Metrizacija izmeritel'nyh shkal razlichnyh tipov i sovmestnaja sopos-tavimaja 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) [Jelektron-nyj 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.

46. Lucenko E.V. Modelirovanie slozhnyh mnogofaktornyh nelinejnyh ob#ektov upravlenija na osnove fragmentirovannyh zashumlennyh jempiricheskih dannyh bol'shoj raz-mernosti v sistemno-kognitivnom analize i intellektual'noj sisteme «Jejdos-H++» / E.V. Lucenko, V.E. Korzhakov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubansko-go gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – 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.

47. Lucenko E.V. Chislennyj raschet jelastichnosti ob#ektov informacionnoj bezopasno-sti na osnove sistemnoj teorii informacii / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelek-tronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2003. – №01(001). S. 16 – 27. – IDA [article ID]: 0010301005. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/05.pdf, 0,75 u.p.l.

48. Cherednichenko N.A. Prognozirovanie zemletrjasenij na osnove astronomicheskih dan-nyh s primeneniem ASK-analiza na primere bol'shogo kalifornijskogo razloma San-Andreas / N.A. Cherednichenko, E.V. Lucenko, D.K. Bandyk, A.P. Trunev // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2013. – №07(091). S. 1322 – 1377. – IDA [article ID]: 0911307093. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2013/07/pdf/93.pdf, 3,5 u.p.l.

49. Zamkov O. O., Tolstopjatenko A. V., Cheremnyh Ju. N. Matematicheskie metody v jekonomike: Uchebnik /Moskovskij gosudarstvennyj universitet. - M.: DIS, 1997. - 368 s.

50. Nosach V.V. Reshenie zadach approksimacii s pomoshh'ju personal'nyh komp'juterov / M.: Mikap, 1994. - 382 s.

51. Hartley R.V.L. Transmission of information. — Bell System Technical Journal - 7. — 1928. — S. 535-63. perevod: Hartli R.V.L. Peredacha informacii. // Teorija infor-macii i ee prilozhenija. — Fizmatgiz, 1959. http://www.dotrose.com/etext/90_Miscellaneous/transmission_of_information_1928b.pdf