УДК 004.8

05.13.18 - Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ (технические науки)

СЦЕНАРНЫЙ АСК-АНАЛИЗ КАК МЕТОД РАЗРАБОТКИ НА ОСНОВЕ ЭМПИРИЧЕСКИХ ДАННЫХ БАЗИСНЫХ ФУНКЦИЙ И ВЕСОВЫХ КОЭФФИЦИЕНТОВ ДЛЯ РАЗЛОЖЕНИЯ В РЯД ФУНКЦИИ СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТА ИЛИ СИТУАЦИИ ПО ТЕОРЕМЕ А.Н.КОЛМОГОРОВА (1957)

Луценко Евгений Вениаминович
д.э.н., к.т.н., профессор
Web of Science ResearcherID S-8667-2018
Scopus Author ID: 57188763047
РИНЦ SPIN-код: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com http://lc.kubagro.ru
https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko
Кубанский Государственный Аграрный университет имени И.Т.Трубилина, Краснодар, Россия

По своей сути замечательная теорема А.Н. Колмогорова (1957) (точнее один ее частный случай), является теоретической основой всей математической теории разложения функций в ряды, т.е. так называемой теории рядов. В математике разработано много различных конкретных вариантов разложений функций в ряды. Однако, к сожалению, определение вида базисных функций и весовых коэффициентов для данной конкретной функции представляет собой математическую проблему, для которой пока не найдено общего математически строго решения. При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций, таких решений найдено довольно много. В данной работе предлагается рассматривать математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним произвольной функции состояния идентифицируемого объекта. Прослеживается сопоставление смысла понятий АСК-анализа и теоремы А.Н.Колмогорова. Приводятся численные примеры технического, фундаментального и техно-фундаментального сценарного АСК-анализа. В этих численных примерах на основе анализа ретроспективных исходных данных выявляются фактически наблюдавшиеся прошлые и будущие сценарии развития событий. Путем их обобщения формируются образы будущих сценариев развития событий, которые рассматриваются как базисные функции классов. Будущие сценарии обуславливаются прошлыми сценариями развития событий (значениями факторов). При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами и разлагается в ряд по ним (прямое преобразование, объектный анализ).

UDC 004.8

05.13.18 - Mathematical modeling, numerical methods and program complexes (technical sciences)

SCRIPT ASC-ANALYSIS AS A METHOD FOR DEVELOPING GENERALIZED BASIC FUNCTIONS AND WEIGHT COEFFICIENTS FOR THE DECOMPOSITION OF A STATE FUNCTION OF AN ARBITRARY CONCRETE OBJECT OR SITUATION IN THE THEOREM BY A. N. KOLMOGOROV (1957)

Lutsenko Evgeny Veniaminovich
Doctor of Economics, Cand.Tech.Sci., Professor
Web of Science ResearcherID S-8667-2018
Scopus Author ID: 57188763047
RSCI SPIN code: 9523-7101
prof.lutsenko@gmail.com http://lc.kubagro.ru
https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko
Kuban State Agrarian University named after I.T. Trubilin, Krasnodar, Russia

In its essence, the remarkable theorem of A. N. Kolmogorov (1957) (more precisely, one of its special cases) is the theoretical basis of the entire mathematical theory of function expansion into series, i.e. the so-called series theory. In mathematics, there are many different specific variants of function series decompositions. However, unfortunately, determining the type of basic functions and weight coefficients for this particular function is a mathematical problem for which no general mathematically rigorous solution has yet been found. In this case, for special cases, i.e. there are quite a lot of specific types of basic functions and such solutions have been found. In this work, we propose to consider the mathematical model of ask analysis as a variant of a general and universal practical solution to the problem of developing basic functions and weight coefficients for the expansion of an arbitrary function of the state of the identified object in a series of them. The article traces comparison of the meaning of the concepts of the ASC-analysis and A. N. Kolmogorov's theorem. We have also given numerical examples of technical, fundamental, and techno-fundamental script ASC-analysis. In these numerical examples, based on the analysis of retrospective source data, actual observed past and future scenarios are identified. By generalizing them, we form images of future scenarios, which are considered as basic functions of classes. Future scenarios are determined by past scenarios (values of factors). When forecasting, the current situation is compared with these generalized images and decomposed into a series based on them (direct transformation, object analysis). The weighted average forecast is formed by inverting the images of classes with their weights, i.e. as their weighted superposition. At the same time, generalized images of predicted scenarios of what will happen and what will not happen

Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования образов классов с их весами, т.е. как их взвешенная суперпозиция. При этом в качестве базисных функций используются обобщенные образы прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами, в качестве которых используется достоверность прогноза

with their weights are used as basic functions, which use the reliability of the forecast

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, СЦЕНАРНЫЙ МЕТОД АСК-АНАЛИЗА, СИСТЕМА «ЭЙДОС», ТЕХНИЧЕСКИЙ И ФУНДАМЕНТАЛЬНЫЙ АНАЛИЗ, ФУРЬЕ-АНАЛИЗ, ВРЕМЕННЫЕ РЯДЫ, ФОНДОВЫЙ РЫНОК

Keywords: AUTOMATED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, SCRIPT METHOD OF ASC ANALYSIS, EIDOS SYSTEM, TECHNICAL AND FUNDAMENTAL ANALYSIS, FOURIER ANALYSIS, TIME SERIES, STOCK MARKET

DOI: http://dx.doi.org/10.21515/1990-4665-161-009

СОДЕРЖАНИЕ

1. Объект, предмет, проблема, цель, метод и задачи исследования

Объектом исследования в данной работе является фундаментальная теорема А.Н.Колмогорова (1957) [1]:

«Т е о р е м а. При любом целом $n \geq 2$ существуют такие определенные на единичном отрезке $E^1 = [0;1]$ непрерывные действительные функции $\psi^{pq}(x)$, что каждая определенная на n-мерном единичном кубе E^n непрерывная действительная функция $f(x_1,...,x_n)$ представима в виде:

$$f(x_1,...,x_n) = \sum_{q=1}^{q=2n+1}\left(\chi_q\left[\sum_{p=1}^{n}\psi^{pq}\left(x_p\right)\right]\right), \qquad (1)$$

где функции $\chi_q(y)$ действительны и непрерывны.» [1].

Эта замечательная фундаментальная теорема означает, что для реализации функций многих переменных достаточно операций взвешенного суммирования (суперпозиции) функций одной переменной.

Последствия этого очень важны и многочисленны и относятся не только к математике, где теорема А.Н.Колмогорова связана, например, с решением 13-й проблемы Гильберта, но и ко многим другим направлениям науки, например, к интеллектуальным технологиям [2].

Но в данной работе для нас важнее, что теорема А.Н.Колмогорова [1], по мнению автора, фактически является теоретическим фундаментом всей математической теории разложения функций в ряды, т.е. так называемой теории рядов [3].

Чтобы убедиться в этом предлагается рассмотреть *частный* случай теоремы А.Н.Колмогорова, который получается из (1) путем замены функции $\chi_q(y)$ на *частный* случай этой функции, когда она равна собственному аргументу, умноженному на некоторую константу g_q (2).

$$\chi_q\left[\sum_{p=1}^{n}\psi^{pq}\left(x_p\right)\right] \Rightarrow g_q\sum_{p=1}^{n}\psi^{pq}\left(x_p\right) \qquad (2)$$

Отметим, что подобный подход не раз применялся для исследования различных вариантов теоремы А.Н.Колмогорова *для конкретных видов функций* [4, 5, 6] и в нем ничего необычного.

С учетом (2) выражение (1) примет вид:

$$f(x_1,...,x_n) = \sum_{q=1}^{\infty}\left(g_q\sum_{p=1}^{n}\psi^{pq}\left(x_p\right)\right) \qquad (3)$$

Кроме того, в выражении (3) как принято в теории рядов верхний предел суммирования в первой сумме заменен на бесконечность.

Выражение (3) является частным случаем выражения (1), которое строго математически доказано, поэтому выражение (3) тоже можно считать строго математически доказанным.

В терминологии теории рядов константу g_q в выражении (3) естественно интерпретировать как весовые коэффициенты ряда, а функции $\psi^{pq}(x_p)$ – как базисные функции, по которым производится разложение в ряд функции $f(x_1,...,x_n)$.

Однако, определение вида базисных функций $\psi^{pq}(x_p)$ и весовых коэффициентов g_q для данной конкретной функции $f(x_1,...,x_n)$ представляет собой *математическую* **проблему**, *для которой пока не найдено общего математически строго решения*. При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций и весовых коэффициентов, таких решений найдено довольно много.

Предметом исследования является математическая модель автоматизированного системно-когнитивного анализа (АСК-анализа), которая рассматривается как один из возможных вариантов ***общего и универсального практического решения проблемы*** разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним произвольной функции. В этом контексте функция $f(x_1,...,x_n)$ интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации, функции $\psi^{pq}(x_p)$ – как обобщенные образы классов, а функция g_q – как меры сходства конкретного образа объекта или ситуации с обобщенным образом *q-го* класса.

Предлагаемый путь решения проблемы. На взгляд автора *источником или причиной существования* поставленной **проблемы** является то, что в математической теории рядов считается, что для разложения функций в ряд должна использоваться полная ортогональная система базисных функций.

Справка: «ПОЛНАЯ СИСТЕМА ФУНКЦИЙ в некотором линейном пространстве функций *L* — система функций *{φ(x)}* такая, что в *L* не существует ненулевой функции, ортогональной всем функциям семейства (см. Ортогональные функции) в смысле определенного в *L* скалярного произведения. Если в *L* существует ***полная ортонормированная система функций***, то любую функцию из *L* можно разложить в ряд по функциям этой системы.»[1]

О смысловой связи теоремы А.Н.Колмогорова и АСК-анализа.

Прежде всего необходимо отметить, что теорема А.Н.Колмогорова является фундаментальной математической теоремой, безупречно строго доказанной математически для *действительных и непрерывных функций.* Эта теорема имеет очень высокий статус в математике и играет большую

[1] См., например: http://dict.scask.ru/index.php?id=1259

роль в перспективных исследованиях, «*поскольку она, как путеводная звезда, указывает путь*» (профессор А.Н.Орлов[2]).

Математическая модель АСК-анализа (Е.В.Луценко, 1979) является дискретной (численной) моделью. Говоря строго математически она ниоткуда строго не выведена, но имеет эвристический правдоподобный характер [8]. В тоже время обоснованию и описанию применений этой модели посвящено много работ автора с соавторами [9-38].

Но, по мнению автора, между математической моделью АСК-анализа и теоремой А.Н.Колмогорова (по крайней мере с ее частным случаем (3)) существует определенная смысловая связь, хотя и недоказанная строго математически. И данная работа посвящена не доказательству этой смысловой взаимосвязи, а ее использованию для развития сценарного АСК-анализа и решения с его применением новых задач, интересных для науки и для практики.

По этому поводу профессор А.И.Орлов в частной переписке по поводу данной работы пишет: «Реальные расчеты в АСК-анализе проводятся по формулам, которые на сегодня не выведены из теоремы А.Н.Колмогорова, поскольку соответствующие предельные теоремы пока не получены (и получить их, возможно, трудно). Связь между этими результатами идейная, но не математическая. Тем не менее полезно отметить эту связь. Я думаю, что Ваши подходы и алгоритмы переходят в подходы А.Н.Колмогорова при соответствующем предельном переходе (при переходе от дискретности к непрерывности при уменьшении разностей между ближайшими значениями переменных). Математически строгих формулировок и тем более доказательств этого на сегодня нет, и получить их, видимо, весьма сложно. Таким образом выявились новые математические проблемы – есть чем заняться будущим поколениям исследователей». Сказано исчерпывающе.

Система обобщенных образов классов в АСК-анализе в общем случае не является полной ортогональной системой функций. Тем ни менее предлагается использовать эту систему функций для разложения в ряд функции, описывающей состояние объекта или ситуации. Это обеспечивает ***практическое*** решение поставленной проблемы, а также решение на этой основе ряда задач, представляющих большой научный и практический интерес.

В частности, предлагается интерпретировать операцию разложения функции, описывающей состояние объекта или ситуации в ряд по функциям обобщенных образов классов как решение задачи идентификации или прогнозирования. При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами и разлагается в ряд по ним (прямое преобразование, объектный анализ). Средневзвешенный прогноз формируется

---

[2] http://orlovs.pp.ru, http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=2744

путем обратного преобразования образов классов с их весами, т.е. как их взвешенная суперпозиция. При этом в качестве базисных функций используются обобщенные образы прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами, в качестве которых используется достоверность прогноза.

Кроме того, созданную модель можно использовать для решения и других задач, таких как принятие решений (обратная задача прогнозирования) и исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

АСК-анализ предоставляет математический метод формирования системы базисных функций обобщенных образов классов и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния объекта или ситуации на основе непосредственно эмпирических данных.

Более того, АСК-анализ имеет свой программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система «Эйдос» (открытое программное обеспечение), которая реализует этот математический метод.

Целью данной работы является решение поставленной проблемы путем обобщения теории рядов с применением теории информации и разработки реализующего этот подход программного инструментария.

Рассмотрим теоретическое решение поставленной проблемы на уровне математической модели, а затем подробный численный пример практического решения проблемы с применением специально разработанного для этой цели программного инструментария.

В качестве ***примеров*** применения предлагаемых подходов рассматриваются технический, фундаментальный и техно-фундаментальный сценарный АСК-анализ. В этих примерах на основе анализа ретроспективных исходных данных выявляются фактически наблюдавшиеся прошлые и будущие сценарии развития событий. Путем их обобщения формируются образы будущих сценариев развития событий, которые рассматриваются как базисные функции классов. Будущие сценарии обуславливаются прошлыми сценариями развития событий (значениями факторов).

2. Теоретическое решение проблемы исследования

2.1. Суть математической модели классического АСК-анализа

2.1.1. Способ формализации предметной области в АСК-анализе, классификационные и описательные шкалы и градации и обучающая выборка

Формализация предметной области – это такое ее описание, которое пригодно для обработки на компьютере. Этот процесс состоит в том, что создаются классификационные и описательные шкалы и градации, а затем с их помощью кодируются исходные данные и таким образом формируется обучающая (тренировочная) выборка. По сути формализация предметной области повышает степень формализации ее описания путем нормализации исходных данных, до уровня, достаточного для обработки на компьютере.

В АСК-анализе и системе «Эйдос» для формализации предметной области используются различные автоматизированные программные интерфейсы (API), которых довольно много. Это различные интерфейсы с текстовыми, табличными и графическими данными. В результате формируются классификационные и описательные шкалы и градации, которые могут быть различных типов [11]: числовыми и текстовыми, причем текстовые могут быть номинальными и порядковыми.

В АСК-анализе используется 3 способа ***интерпретации смысла классификационных и описательных шкал и градаций***:

– *1-й статическая интерпретация,* когда градации классификационных шкал, т.е. классы, соответствуют обобщенным категориям объектов, а градации описательных шкал рассматриваются как признаки объектов, т.е. наличие или степень выраженности у них определенных физических, социальных и других свойств;

– *2-динамическая интерпретация,* когда градации классификационных шкал, т.е. классы, соответствуют будущим состояниям объекта моделирования в которые он переходит под действием различных факторов, а градации описательных шкал рассматриваются как значения факторов, влияющих на поведение объекта моделирования;

– *3-универсальная интерпретация,* когда не уточняется статическая или динамическая интерпретация используется, а используются термины: «Классификационная шкала», «Градация классификационной шкалы (класс)» «Описательная шкала», «Градация описательной шкалы» .

В нашем случае больше подходит динамическая интерпретация, поэтому и будем пользоваться преимущественно соответствующей терминологией, иногда для уточнения смысла используя термины из других интерпретаций.

Рассмотрим ***принцип формирования описательных шкал и градаций*** (факторы и их значения). Каждому фактору (описательной шкале) соответствует свой диапазон изменения значений аргумента. Каждому значению аргумента соответствует градация шкалы. У разных шкал может быть различное количество градаций.

Описательные шкалы (факторы)	**Градации описательных шкал (значения факторов)**
1-й фактор	$X_{1min}=1 <= X_1<=X_{1max}$
2-й фактор	$X_{2min}= X_{1max} <= X_2<=X_{2max}$
…	…
i-й фактор	$Xi_{min} <= Xi<=Xi_{max}$
…	…
n-й фактор	$Xn_{min} <= Xn<=Xn_{max}=M$

Если шкала числовая, то ее градации представляют собой числовые диапазоны. У каждого числового диапазона есть границы (наименьшее и наибольшее значения) и среднее значение.

Если шкала текстовая, то ее градациями являются уникальные текстовые значения, соответствующие этой шкале.

Если текстовая шкала порядковая, то при сортировке по алфавиту ее градации располагаются в правильном смысловом порядке от минимального значения до максимального, например:

1/5-минимальное значение;

2/5 малое значение;

3/5-среднее значение;

4/5-большое значение;

5/5-максимальное значение.

Если такого осмысленного прядка градаций текстовой шкалы при их сортировке по алфавиту не получается, то значит это текстовая шкала номинального типа.

Совершенно аналогично строятся и классификационные шкалы, и градации. Поэтому это нет особого смысла подробно описывать. Но если градация описательной шкалы является значением фактора, то градация классификационной шкалы представляет собой класс. Обычно классы соответствуют либо обобщенным категориям объектов, либо результатам действия факторов, т.е. описывают результирующие состояния системы, в которые она переходит под действием факторов.

Если исходные данные представлены в табличном виде, то каждой шкале обычно соответствует колонка или строка этой таблицы (чаще колонка).

Отметим, что каждый фактор (описательную шкалу) можно рассматривать как ось в некотором многомерном пространстве. Понятно, что в общем случае это пространство неортонормированное, т.е. факторы зависят друг от друга. Остается также открытым вопрос о метрике и топологии этого пространства, т.е. о том, имеет ли оно кривизну, какую меру расстояния на нем корректно использовать, к какому классу топологических структур относится топология этого пространства. Все эти вопросы требуют дополнительных исследований. Автор на всякий случай использует в системно-когнитивных моделях информационную меру расстояния между двумя векторами (межсекторное расстояние), корректное для неортонормированных пространств.

2.1.2. Синтез системно-когнитивных моделей как разработка обобщенных базисных функций классов путем многопараметрической типизации функций состояний конкретных объектов или ситуаций моделирования

Математическая модель АСК-анализа и системы «Эйдос» основана на системной нечеткой интервальной математике [9, 10, 11] и обеспечивает сопоставимую обработку больших объемов фрагментированных и зашумленных взаимозависимых данных, представленных в различных типах шкал (номинальных, порядковых и числовых) и различных единицах измерения [11].

Суть математической модели АСК-анализа состоит в следующем. Непосредственно на основе эмпирических данных, после их формализации, как описано в предыдущем разделе, рассчитывается матрица абсолютных частот (матрица сопряженности) (таблица 1).

Таблица 1– Матрица абсолютных частот (статистическая модель ABS)

	Описа-тельные шкалы (факторы)	Градации описатель-ных шкал (значения факторов)	Классы					Сумма
			1	...	*j*	...	*W*	
Описательные шкалы и градации (факторы и их значения)	*1-й фактор*	$X_{1min}=1$	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
		…						
		X_{1max}						
	2-й фактор	X_{2min}						
		…						
		X_{2max}						
	…	…						
	i-й фактор	X_{imin}						
		…						
		X_i	N_{i1}		N_{ij}		N_{iW}	$N_{i\Sigma}=\sum_{j=1}^{W} N_{ij}$
		…						
		X_{imax}						
	…	…						
	n-й фактор	X_{nmin}						
		...						
		X_{nmax}=M	N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}	
Суммарное количество признаков по классу					$N_{\Sigma j}=\sum_{i=1}^{M} N_{ij}$			$N_{\Sigma\Sigma}=\sum_{i=1}^{W}\sum_{j=1}^{M} N_{ij}$
Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу					$N_{\Sigma j}$			$N_{\Sigma\Sigma}=\sum_{j=1}^{W} N_{\Sigma j}$

А этой таблице строки соответствуют градациям описательных шкал (значениям факторов), а колонки соответствуют классам, т.е. градациям классификационных шкал. На их пересечении находится число случаев ***наблюдения*** определенного значения признака у объектов определенного класса. Наблюдение определенного признака у объекта определенного класса является ***фактом***. Также фактом является наблюдении перехода объекта моделирования в определенное будущее состояние, если на него действовало определенное значение некоторого фактора. Это означает, что для установления факта необходимо получить информацию о признаках объекта, создать на ее основе конкретный образ объекта и идентифицировать этот конкретный образ, т.е. сравнить его с обобщенными образами и определить степень их сходства, т.е. выполнить довольно много достаточно сложных, даже интеллектуальных операций.

Таким образом понятие факта не является таким уж простым и элементарным, скорее наоборот. Подробнее о сложности установления фактов можно почитать в работе [34].

На основе таблицы 1 рассчитываются матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблица 2).

Таблица 2 – Матрица условных и безусловных процентных распределений (статистические модели PRC1 и PRC2)

	Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)	Классы					Безусловная вероятность признака
			1	...	*j*	...	*W*	
Описательные шкалы и градации (факторы и их значения)	*1-й фактор*	$X_{1min}=1$	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
		…						
		X_{1max}						
	2-й фактор	X_{2min}						
		…						
		X_{2max}						
	…	…						
	i-й фактор	X_{imin}						
		…						
		X_i	P_{i1}		$P_{ij}=\dfrac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$		P_{iW}	$P_{i\Sigma}=\dfrac{N_{i\Sigma}}{N_{\Sigma\Sigma}}$
		…						
		X_{imax}						
	…	…						
	n-й фактор	X_{nmin}						
		…						
		X_{nmax} =M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}	
		Безусловная вероятность класса			$P_{\Sigma j}$			

Здесь необходимо дать пояснение по поводу того, чем являются значения в таблице 2: относительными частотами, процентами или вероятностями. Вообще-то они являются относительными частотами, но выраженными в процентах. Причем за 100% принимается либо «Суммарное количество признаков по классу», либо «Суммарное количество объектов обучающей выборки по классу» из таблицы 1. В результате и получается две модели: PRC1 и PRC2, которые отличаются только этим. Проценты используются исключительно для удобства восприятия результатов и более эффективного использования разрядной сетке при отображении результатов. Понятно, что вероятность есть ***предел***, к которому ***асимптотически***, т.е. никогда его не достигая, стремится относительная частота при ***бесконечном*** (неограниченном) увеличении объема выборки. Поэтому, конечно, строго говоря в таблице 2 приведены не вероятности. Но при увеличении объема выборки относительные частоты, в приведенные в таблице 2, все меньше и меньше отличаются от вероятностей. Таким образом называя их вероятностями мы допускаем некоторую неточность или погрешность в наших высказываниях. Но автор считает, что для практических целей это допустимо, учитывая, что при больших выборках эта погрешность и неточность очень мала. Тем более, что мы довольно редко изрекаем абсолютные истины и чаще всего в наших высказываниях есть неточности и погрешности. Допуская эту небольшую вольность мы поступаем точно так же, т.е. следуя той же ***традиции***, что и ученые, которые используют на практике другие математические абстракции, типа математической и материальной точки, бесконечно малых, линий, окружностей и треугольников и т.д. и т.п. [10]. А *так поступают абсолютно все ученые и не ученые*, хотя мнение последних для нас сейчас и не так важно. Например, когда ученый говорит, что у автомобиля колесо круглое, то он конечно не имеет в виду, что оно абсолютно точно соответствует математическому понятию: «Круг» или «Окружность». Совершено ясно, что колесо соответствует этим строгим математическим понятиям весьма приблизительно, а часто и вообще не очень соответствует, поэтому его и отдают на балансировку.

Затем на основе таблицы 2 или непосредственно таблицы 1 с использованием частных критериев, знаний приведенных таблице 3, рассчитываются матрицы системно-когнитивных моделей (таблица 4).

Таблица 3 – Различные аналитические формы частных критериев знаний

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
ABS, матрица абсолютных частот	---	N_{ij}
PRC1, матрица условных и безусловных процентных распределений, в качестве $N_{\Sigma j}$ используется суммарное количество признаков по классу	---	$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_{\Sigma j}}$
INF1, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество признаков по *j*-му классу. Вероятность того, что если у объекта j-го класса обнаружен признак, то это i-й признак	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times Log_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
INF3, частный критерий: **Хи-квадрат:** разности между фактическими и теоретически ожидаемыми абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
INF4, частный критерий: ROI - Return On Investment, 1-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество признаков по *j*-му классу	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
INF6, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей, 1-й вариант расчета вероятностей: *Nj* – суммарное количество признаков по *j*-му классу	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$

<u>Обозначения к таблице 4:</u>

i – значение прошлого параметра;
j - значение будущего параметра;
N_{ij} – количество встреч j-го значения будущего параметра при i-м значении прошлого параметра;
M – суммарное число значений всех прошлых параметров;
W - суммарное число значений всех будущих параметров.
N_i – количество встреч i-м значения прошлого параметра по всей выборке;
N_j – количество встреч j-го значения будущего параметра по всей выборке;
N – количество встреч j-го значения будущего параметра при i-м значении прошлого параметра по всей выборке.
I_{ij} – частный критерий знаний: количество знаний в факте наблюдения i-го значения прошлого параметра о том, что объект перейдет в состояние, соответствующее j-му значению будущего параметра;
Ψ – нормировочный коэффициент (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 – безусловная относительная частота встречи i-го значения прошлого параметра в обучающей выборке;
P_{ij} – условная относительная частота встречи i-го значения прошлого параметра при j-м значении будущего параметра .

Таблица 4 – Матрица системно-когнитивной модели (СК-модель)

	Описательные шкалы (факторы)	Градации описательных шкал (значения факторов)	Классы					Значимость значений факторов
			1	...	*j*	...	*W*	
Описательные шкалы и градации (факторы и их значения)	*1-й фактор*	X_{1min}=1	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$\sigma_{1\Sigma}=\sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{1j}-\bar{I}_1\right)^2}$
		…						
		X_{1max}						
	2-й фактор	X_{2min}						
		…						
		X_{2max}						
	…	…						
	i-й фактор	X_{imin}						
		…						
		X_i	I_{i1}		I_{ij}		I_{iW}	$\sigma_{i\Sigma}=\sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{ij}-\bar{I}_i\right)^2}$
		…						
		X_{imax}						
	…	…						
	n-й фактор	X_{nmin}						
		…						
		X_{nmax}=M	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$\sigma_{M\Sigma}=\sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{Mj}-\bar{I}_M\right)^2}$
Степень редукции класса			$\sigma_{\Sigma 1}$		$\sigma_{\Sigma j}$		$\sigma_{\Sigma W}$	$H=\sqrt[2]{\frac{1}{(W\cdot M-1)}\sum_{j=1}^{W}\sum_{i=1}^{M}\left(I_{ij}-\bar{I}\right)^2}$

Отметим, что в АСК-анализе и его программном инструментарии интеллектуальной системе «Эйдос» используется два способа расчета матриц условных и безусловных процентных распределений (таблица 2):

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

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

Поэтому в АСК-анализе и системе «Эйдос» есть модели, аналогичные PRC1, INF1, INF5 и INF6, в которых относительные частоты рассчитываются по тем же формулам, как в этих моделях, но не 1-м, а 2-м способом. Это модели: PRC2, INF2, INF4 и INF7 соответственно.

Суть этих методов в том, что вычисляется количество информации в значении фактора о том, что объект моделирования перейдет под его действием в определенное состояние, соответствующее классу. Это позволяет сопоставимо и корректно обрабатывать разнородную информацию о наблюдениях объекта моделирования, представленную в различных типах измерительных шкал и различных единицах измерения [11].

На основе системно-когнитивных моделей, представленных в таблице 4 (отличаются частыми критериями, приведенными в таблице 3), решаются задачи идентификации (классификации, распознавания, диагностики, прогнозирования), поддержки принятия решений (обратная задача прогнозирования), а также задача исследования моделируемой предметной области путем исследования ее системно-когнитивной модели. В качестве развернутого *методически детально проработанного* примера полного исследования с применением АСК-анализа и системы «Эйдос» можно рассматривать главу 4 в работе [21]. По этому методическому образцу оформлена и 3-я часть данной работы.

Таким образом в ***классическом АСК-анализе:***

1. В качестве прошлых значений факторов, влияющих на поведение объекта моделирования, рассматриваются сценарии изменения значений этих факторов. В качестве результата влияния факторов рассматривается сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих факторов.

2. На основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии изменения значений факторов, влияющих на объект моделирования, и сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих значений факторов.

3. Путем обобщения (многопараметрической типизации) конкретных сценариев поведения объекта моделирования формируются обобщенные образы сценариев развития событий (классы) под влиянием сценариев изменения значений факторов.

Математической моделью класса является вектор частных критериев, соответствующий колонке из таблицы 4. Сами частные критерии, используемые в текущей версии системы «Эйдос», приведены в таблице 3.

2.1.3. Прогнозирование и системная идентификация как разложение функции ситуации (объекта) в ряд по функциям классов (объектный анализ)

Как влияет на поведение объекта моделирования одно значение фактора, отражено в системно-когнитивных моделях. Как влияет система значений факторов, определяется с помощью интегральных критериев. В интегральном критерии используется система частных критериев и их значения сводятся к одному значению интегрального критерия. Поэтому вычисление значений интегрального критерия сходства объекта распознаваемой (ее еще называют тестовой) выборки с обобщенными образами всех классов называется **системной идентификацией**.

В настоящее время в системе «Эйдос» используется два ***аддитивных*** интегральных критерия:

– сумма знаний;

– резонанс знаний.

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

Интегральный критерий представляет собой аддитивную функцию от частных критериев знаний:

$$I_j = (\vec{I}_{ij}, \vec{L}_i).$$

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

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

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

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

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

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, \textit{если } i - \textit{й фактор действует}; \\ n, \textit{где}: n > 0, \textit{если } i - \textit{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, \textit{если } i - \textit{й фактор не действует}. \end{cases}$$

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

Если представить информацию распознаваемой выборки в виде матрицы, в которой каждая строка будет описывать один объект распознаваемой выборки, то *операцию распознавания этой выборки с помощью 1-го интегрального критерия можно представить себе как операцию умножения матрицы распознаваемой выборки на матрицу статистической или системно-когнитивной модели*. Результатом является матрица произведения, в которой каждый элемент является суммой произведений элементов соответствующих строки распознаваемой матрицы и столбца модели.

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

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

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

где:

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

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

По своему смыслу интегральные критерии количественно отражают степень сходства идентифицируемого состояния объекта моделирования с обобщенными образами классов, т.е. по сути степень «присутствия» обобщенного образа класса в этом идентифицируемом состоянии объекта.

Все это позволяет обоснованно рассматривать функцию описания идентифицируемых объектов как взвешенную суперпозицию обобщенных образов классов различного типа с различными амплитудами. По сути это позволяет рассматривать процесс идентификации или прогнозирования состояния объекта как разложение его конкретного образа (функции, описывающей его состояние) в ряд по обобщенным образам классов [12, 13].

Таким образом, в предложенной семантической информационной модели при идентификации и прогнозировании, по сути, осуществляется разложение векторов идентифицируемых объектов по векторам классов распознавания, т.е. осуществляется ***"объектный анализ"*** *(по аналогии с спектральным, гармоническим или* ***Фурье-анализом), что позволяет рассматривать идентифицируемые объекты как взвешенную суперпозицию обобщенных образов классов различного типа с различными амплитудами [12]. При этом вектора обобщенных образов классов, с математической точки зрения, представляют собой произвольные функции и не обязательно образуют полную (необходимую и достаточную) и не избыточную (ортонормированную) систему функций.***

Впервые эта мысль была высказана автором в 1999 году[3] работе [12][4] в разделе 5.7. Распознавание как объектный анализ (разложение в ряд по профилям образов), а затем развита в ряде работ, в частности в [13].

Таким образом в данной работе предлагается рассматривать предлагаемую математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним функции состояния идентифицируемого объекта.

В этом контексте функция $f(x_1,...,x_n)$ ***интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта, функция*** $\psi^{pq}(x_p)$ ***– обобщенный образ q-го класса, а функция*** g_q ***– мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом класса.***

Отметим также, что между мультипликативными и аддитивными интегральными критериями сходства нет принципиального различия, т.к. логарифм от мультипликативного интегрального критерия представляет собой аддитивный интегральный критерий, в котором логарифмы сомножителей мультипликативного интегрального критерия представляют собой слагаемые аддитивного интегрального критерия.

2.1.4. Математические определения основных понятий АСК-анализа, связанных с теоремой А.Н.Колмогорова

Дадим более строгие математические определения базовым понятиям АСК-анализа, которые были использованы выше на интуитивном уровне понимания. Это следующие понятия: ***конкретный образ состояния идентифицируемого объекта, функция*** $\psi^{pq}(x_p)$ ***– обобщенный образ q-го класса, а функция*** g_q ***– мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом класса.***

---

[3] Фактически реализована в математической модели эта мысль была еще в 1979 году, а в системе «Эйдос» изначально, например

[4] См., например: http://lc.kubagro.ru/aidos/aidos99/index.htm

<u>Конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации</u> – в АСК-анализе это массив (вектор, функция) $\vec{L}_i = \{L_i\}$ – функция состояния (вектор) распознаваемого объекта, включающий все виды факторов, характеризующих сам объект, управляющие воздействия и окружающую среду (массив–локатор), т.е.:

$$\vec{L}_i = \begin{cases} 1, \textit{если } i-\textit{й фактор действует}; \\ n, \textit{где}: n > 0, \textit{если } i-\textit{й фактор действует с истинностью } n; \\ 0, \textit{если } i-\textit{й фактор не действует}. \end{cases}$$

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

В теореме А.Н.Колмогорова (3) этому соответствует функция:

$$f(x_1,...,x_n).$$

<u>Обобщенный образ j-го класса</u> – это $\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$ – вектор состояния j–го класса; представляет собой колонку таблицы 4, соответствующую j-му классу. В теореме А.Н.Колмогорова (3) этому соответствует функция: $\psi^{pq}(x_p)$.

<u>Функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом q-го класса</u> – это один из ***аддитивных*** интегральных критериев сходства, используемых в настоящее время в АСК-анализе и системе «Эйдос» (приведены в предыдущем разделе):

– сумма знаний:

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

– резонанс знаний:

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

где:

M – количество градаций описательных шкал (признаков);

σ_j – среднеквадратичное отклонение частных критериев знаний вектора класса;

σ_l – среднеквадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

В теореме А.Н.Колмогорова (3) интегральным критериям АСК-анализа соответствует весовой коэффициент (функция): g_q.

В итоге получаем следующую таблицу соответствий основных понятий АСК-анализа и теоремы А.Н.Колмогорова:

№	Наименование	Теорема А.Н.Колмогорова	АСК-анализ
1	Конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации	$f(x_1,...,x_n)$	$\vec{L}_i = \{L_i\}$
2	Обобщенный образ *j-го* или *q-го* класса	$\psi^{pq}(x_p)$	$\vec{I}_{ij} = \{I_{ij}\}$
3	Функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта с обобщенным образом q-го класса	g_q	$I_j = \sum_{i=1}^{M} I_{ij} L_i,$ $I_j = \frac{1}{\sigma_j \sigma_l M} \sum_{i=1}^{M} \left(I_{ij} - \bar{I}_j\right)\left(L_i - \bar{L}\right),$
4	Строка матрицы системно-когнитивной модели - значение фактора (таблица 4)	p	i
5	Колонка матрицы системно-когнитивной модели – класс (таблица 4)	q	j

2.1.5. Математическая формулировка теоремы А.Н.Колмогорова для классического АСК-анализа

Учитывая, что M – это число строк, соответствующих значениям факторов в матрице модели (таблица 4), а W – число колонок, соответствующих классам, в этой матрице, теорема А.Н.Колмогорова, в интерпретации, принятой в данной работе (3) примет вид (4):

$$f(x_1,...,x_n) = \sum_{q=1}^{W}\left(g_q \sum_{p=1}^{M} \psi^{pq}\left(x_p\right)\right) \tag{4}$$

В терминологии теории рядов константу g_q в выражении (3) естественно интерпретировать как весовые коэффициенты ряда, а функции $\psi^{pq}(x_p)$ – как базисные функции, по которым производится разложение в ряд функции $f(x_1,...,x_n)$. Эта теорема означает, что для реализации функций многих переменных достаточно операций взвешенного суммирования (суперпозиции) функций одной переменной.

Удивительно, что в этом представлении лишь функции весовых коэффициентов g_q зависят от представляемой функции $f(x_1,...,x_n)$, а функции $\psi^{pq}(x_p)$ универсальны.

Однако, определение вида базисных функций $\psi^{pq}(x_p)$ и весовых коэффициентов g_q для данной конкретной функции $f(x_1,...,x_n)$ представляет собой *математическую* **проблему**, *для которой пока не найдено общего математически строго решения*.

При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций и весовых коэффициентов, таких решений найдено довольно много. В математике разработано довольно много различных *конкретных* вариантов разложений функций в ряды, обычно, но не всегда, названных в честь разработавших их математиков: это бином Ньютона, ряд Тейлора (разложение в ряд по степенным функциям), ряд Маклорена, ряд Фурье, ряд Лагранжа и Бюрмана-Лагранжа, полиномы Чебышева, ряд Лорана, разложение в ряд по экспонентам, разложение по специальным функциям[5], таким как полиномы Лежандра, полиномы Лагерра, полиномы Эрмита, функции Бесселя и т.д. [7]. Благодаря наличию рекуррентных соотношений для большинства рядов их численный расчет не является проблемой.

В данной работе предлагается рассматривать предлагаемую математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд функции состояния идентифицируемого объекта или ситуации. В этом контексте функция $f(x_1,...,x_n)$ интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта или ситуации, функция $\psi^{pq}(x_p)$ – как обобщенный образ q-го класса, а функция g_q – мера сходства конкретного образа объекта или ситуации с обобщенным образом класса.

Что же конкретно имеется в виду? В разделе 2.1.1 мы привели следующую таблицу:

Описательные шкалы (факторы)	**Градации описательных шкал (значения факторов)**
1-й фактор	$X_{1min}=1 <= X_1<=X_{1max}$
2-й фактор	$X_{2min}= X_{1max} <= X_2<=X_{2max}$
…	…
i-й фактор	$Xi_{min} <= Xi<=Xi_{max}$
…	…
n-й фактор	$Xn_{min} <= Xn<=Xn_{max}=M$

Из выражения (3) мы видим, что базисная функция $\psi^{pq}(x_p)$ для разложения функции $f(x_1,...,x_n)$ в ряд, представляет собой функцию от аргумента x_i, диапазон изменения которого соответствует одному фактору или одной описательной шкале. Иначе говоря, это часть колонки таблицы 4, соответствующая q-*му* классу и p-*му* фактору.

Возникает естественный вопрос о том, что же в АСК-анализе соответствует сумме этих функций: $\sum_{p=1}^{n}\psi^{pq}(x_p)$? Поскольку индекс p – это индекс по всем строкам матрицы системно-когнитивной модели, всем диапазонам изменения аргумента x_i, то на взгляд автора ответ вполне очевиден:

[5] См., например: http://eqworld.ipmnet.ru/ru/library/mathematics/special.htm

это вся колонка таблицы 4, соответствующая q-му классу, т.е. это ***обобщенный образ q-го класса (3) по всем факторам:***

$$\boxed{\psi^{q}(x)=\sum_{p=1}^{M}\psi^{pq}(x_{p})}, \tag{4}$$

где: $X_{1min}=1 <= X_p <= Xn_{max}=M$

Таким образом выражение для теоремы А.Н.Колмогорова (3) с учетом (4) примет вид (5):

$$\boxed{f(x)=\sum_{q=1}^{W}\left(g_{q}\psi^{q}(x)\right)} \tag{5}$$

Выражение (5) – это классическое выражение для разложения функции $f(x)$ в ряд по базисным функциям $\psi^{q}(x)$*, т.е. это взвешенная суперпозиция функций* $\psi^{q}(x)$ *с весами:* g_q.

Функции $\psi^{q}(x)$ в АСК-анализе формируются в процессе синтеза моделей и представляют собой обобщенные образы классов, функция $f(x)$ описывает идентифицируемый объект или прогнозируемую ситуацию, а весовые коэффициенты разложения в ряд g_q представляют собой интегральные критерии сходства функции состояния объекта или ситуации с обобщенными образами классов и вычисляются при распознавании, идентификации или прогнозировании.

Графики базисных функций $\psi^{q}(x)$ построить не сложно: для этого в MS Excel надо отобразить в виде графика *q-ю* колонку матрицы соответствующей статистической или системно-когнитивной модели (СК-модель).

Отметим ***принципиальную важность выражения (5) для проектирования структуры баз знаний в АСК-анализе и системе «Эйдос»***. Для этого сравним модели представления знаний системы «Эйдос» (Луценко Е.В., 1979) и фреймовую модель Марвина Мински (1975). В модели Мински каждому обобщенному образу класса (фрейма-прототипа) соответствует много слотов (описательных шкал) со своими шпациями (градациями) и в каждом фрейме они в общем случае разные. Поэтому при увеличении количества фреймов-прототипов (классов) в модели Мински количество таблиц и отношений межу ними расчет как снежный ком. Напрашивается идея как-то упростить фреймовую модель представления знаний. В 1979 году Е.В.Луценко (в то время старший инженер-программист вычислительного центра Краснодарского медицинского института) предложил следующее решение: описывать все фреймы-прототипы в одной общей системе слотов и шпаций (описательных шкал и градаций), т.е. по сути в одной таблице вида таблиц 1-4. Справочники классификационных и описательных шкал и градаций составляли еще 6 таблиц, обучающей выборки – еще 3, тестовой выборки – еще 3. Это решение приводило к независимости количества таблиц и отношений между ними в базах знаний системы «Эйдос»[6] от числа классификационных и описательных шкал и градаций (т.е. от числа фреймов-прототипов, слотов и шпаций). ***Корректность*** этого решения обосновывалось именно теоремой А.Н.Колмогорова, а именно выражением (5), т.е. тем, что весовые коэффициенты, соответствующие разным слотам и шпациям (т.е. разным описательным шкалам и градациям), соответствующих разным фреймам-прототипам (классам), можно просто складывать.

2.1.6. Объекты математической модели АСК-анализа как алгебраические структуры в рамках высшей алгебры

*Важно отметить, что в АСК-анализе и классификационные, и описательные шкалы могут быть как **числовыми**, так и **текстовыми**, а текстовые могут быть либо **номинальными**, либо **порядковыми**.*

Таким образом классификационные и описательные шкалы в АСК-анализе можно рассматривать как ***алгебраические структуры*** (группы, кольца и поля), на которых определены те или иные операции над их градациями:

– текстовые шкалы: номинальные: операция эквивалентности;

– текстовые шкалы: порядковые: операции эквивалентности и больше/меньше;

– числовые шкалы: операции эквивалентности, больше/меньше, сложения, вычитания, умножения и деления.

Поэтому и все остальные объекты математической модели АСК-анализа, такие как описания объектов обучающей и распознаваемой выборки, матрица абсолютных частот, матрицы условных и безусловных процентных распределений, матрица информативностей и других системно-когнитивных моделей (см. таблицу 3), а также матрицы сходства, базы агломеративной древовидной классификации, SWOT-анализа и другие, также *можно рассматривать как алгебраические структуры в рамках высшей алгебры*. В частности, матрица информативностей по своей математической структуре является тензором, описывающим метрику многомерного неевклидового неортонормированного когнитивного пространства, отражающего предметную область в системно-когнитивной модели. Однако более подробное рассмотрение этих вопросов не входит в задачи данной статьи, тем более что этому вопросу посвящено довольно много работ автора [9-38][7].

---

[6] Именно в 1979 году была разработана математическая модель системы «Эйдос», точнее суть этой модели. Тогда же она положительно прошла экспертизу на уровне докторов физ.-мат. Наук, профессоров, занимающихся интеллектуальными технологиями.

[7] Более полный список этих работ можно посмотреть, например здесь: http://lc.kubagro.ru/aidos/Work_on_emergence.htm

2.1.7. Значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность модели

Отметим, что как значимость значения фактора, степень детерминированности класса и ценность или качество модели в АСК-анализе рассматривается вариабельность значений частных критериев этого значения фактора, класса или модели в целом (таблица 4).

*Численно эта вариабельность может измеряться разными способами, например средним отклонением модулей частных критериев от среднего, дисперсией или среднеквадратичным отклонением или его квадратом. В системе «Эйдос» принят последний вариант, т.к. эта величина совпадает с **мощностью сигнала**, в частности мощностью информации, а **в АСК-анализе все модели рассматриваются в как источник информации об объекте моделирования**.*

Поэтому есть все основания уточнить традиционную терминологию АСК-анализа (таблица 5).

Термины каждой строки по сути являются синонимами. Исследование погрешности (дисперсии) для этих выражений – это предмет дальнейшего исследования. Отметим, что впервые количественное выражение для корня информационной мощности модели предложено проф. Е.В.Луценко в работе [9] еще в 2002 году.[8] Для синтеза 3 статистических и 7 системно-когнитивных моделей используется режим 3.5 системы «Эйдос», описанный ниже.

Таблица 5 – Уточнение терминологии АСК-анализа

№	Традиционные термины (синонимы)	Новый термин	Формула
1	1. Значимость значения фактора (признака). 2. Дифференцирующая мощность значения фактора (признака). 3. Ценность значения фактора (признака) для решения задачи идентификации и других задач	Корень из информационной мощности значения фактора	$\sigma_{i\Sigma} = \sqrt[2]{\frac{1}{W-1}\sum_{j=1}^{W}\left(I_{ij}-\bar{I}_i\right)^2}$
2	1. Степень детерминированности класса. 2. Степень обусловленности класса.	Корень из информационной мощности класса	$\sigma_{\Sigma j} = \sqrt[2]{\frac{1}{M-1}\sum_{i=1}^{M}\left(I_{ij}-\bar{I}_j\right)^2}$
3	1. Качество модели. 2. Ценность модели. 3. Степень сформированности модели. 4. Количественная мера степени выраженности закономерностей в моделируемой предметной области	Корень из информационной мощности модели	$H = \sqrt[2]{\frac{1}{(W \cdot M-1)}\sum_{j=1}^{W}\sum_{i=1}^{M}\left(I_{ij}-\bar{I}\right)^2}$

[8] http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909 формула (3.81) на стр.290

2.1.8. Абсолютная и относительная сходимость прогнозного ряда. Ортонормирование системы функций классов: в какой степени оно действительно необходимо?

При дальнейшем развитии аналогии между распознаванием и разложением функции ситуации по обобщенным функциям классов естественно возникают вопросы: о полноте, избыточности и ортонормированности системы векторов классов как функций, по которым проводится разложение вектора объекта; о сходимости, т.е. вообще возможности и корректности такого разложения.

В общем случае вектор объекта совершенно не обязательно должен разлагаться в ряд по векторам классов таким образом, что сумма ряда во всех точках точно совпадала со значениями исходной функции. Это означает, что система векторов классов может быть ***неполна*** по отношению к профилю распознаваемого объекта, и, тем более, всех возможных объектов.

Предлагается считать не разлагаемые в ряд, т.е. плохо распознаваемые объекты, суперпозицией хорошо распознаваемых объектов ("похожих" на те, которые использовались для формирования обобщенных образов классов), и объектов, которые и не должны распознаваться, так как объекты этого типа <u>не встречались в обучающей выборке и не использовались</u> для формирования обобщенных образов классов, а также не относятся к представляемой обучающей выборкой генеральной совокупности.

Нераспознаваемую компоненту можно рассматривать либо как шум, либо считать ее полезным сигналом, несущим ценную информацию о неисследованных объектах интересующей нас предметной области (в зависимости от целей и тезауруса исследователей).

Первый вариант не приводит к осложнениям, так как примененный в математической модели алгоритм сравнения векторов объектов и классов, основанный на вычислении нормированной корреляции Пирсона (сумма произведений), является *весьма устойчивым к наличию белого шума* в идентифицируемом сигнале.

Во втором варианте необходимо дообучить систему распознаванию объектов, несущих такую компоненту (в этой возможности и заключается адаптивность модели). Технически этот вопрос решается просто копированием описаний плохо распознавшихся объектов из распознаваемой выборки в обучающую, их идентификацией экспертами и дообучением системы.

Кроме того, может быть целесообразным дополнить справочник классификационных шкал и градаций новыми классами, соответствующими этим объектам, а справочник описательных шкал и градаций – новыми признаками, необходимыми для описания этих объектов.

Однако на практике гораздо чаще наблюдается противоположная ситуация (можно даже сказать, что она типична), когда система векторов ***из-***

быточна, т.е. в системе классов распознавания есть очень похожие классы (между которыми имеет место высокая корреляция, наблюдаемая в режиме: "кластерно-конструктивный анализ"). Практически это означает, что в системе сформировано несколько практически одинаковых образов с разными наименованиями. Для исследователя это само по себе является очень ценной информацией. Однако если исходить только из потребности разложения распознаваемого объекта в ряд по векторам классов (чтобы определить суперпозицией каких образов он является, т.е. "разложить его на компоненты"), то наличие сильно коррелирующих друг с другом векторов представляется неоправданным, так как просто увеличивает размерности данных, внося в них мало нового по существу. Поэтому возникает задача *исключения избыточности системы классов распознавания*, т.е. выбора из всей системы классов распознавания такого минимального их набора, в котором профили классов минимально коррелируют друг с другом, *т.е. ортогональны в фазовом пространстве признаков*. Это условие в теории рядов называется "ортонормируемостью" системы базовых функций, а в факторном анализе связано с идеей выделения "главных компонент".

В предлагаемой математической модели реализованы два варианта выхода из данной ситуации:

1) исключение неформирующихся, расплывчатых классов;

2) объединение почти идентичных по содержанию (дублирующих друг друга) классов.

Однако выбрать нужный вариант и реализовать его, используя соответствующие режимы, пользователь технологии АСК-анализа должен сам. Возможно в будущем эти процессы будут автоматизированы. Вся необходимая и достаточная информация для принятия соответствующих решений предоставляется пользователю инструментария АСК-анализа, в качестве которого в настоящее время выступает система «Эйдос».

Если считать, что функции образов составляют формально-логическую систему, к которой применима теорема Геделя, то можно сформулировать эту **теорему** для данного случая следующим образом:

Для любой системы базисных функций $\{\varphi(x)\}$ в некотором линейном пространстве функций L всегда существует по крайней мере одна такая ***ненулевая*** функция, что она ***не может*** быть разложена в ряд по данной системе базисных функций, т.е. ***функция, которая является ортогональной ко всей системе базисных функций в целом". Этим утверждается, что ЛЮБАЯ система базисных функций принципиально неполна.*** Добавление этой новой функцию в систему базисных функций $\{\varphi(x)\}$ приводит к ***повышению размерности*** линейного пространства функций L. Принципиально размерность этого пространства ничем не ограничена.

Строгое математическое доказательство этой теоремы не входит в задачи данной статьи и является делом будущего. Сейчас же уместно отметить лишь, что на взгляд автора математическое представление об обязательной ортогональности и полноте базисных функций для разложения в ряд является скорее абстрактным математическим требованием, имеющим мало относящимся к реальности, примерно как реально невыполнимые требования факторного анализа об абсолютной точности исходных данных, полной независимости друг от друга факторов и аддитивности их действия на объект моделирования (что эквивалентно требованию его абсолютной линейности).

Очевидно, не взаимосвязанными друг с другом могут быть только четко оформленные, детерминистские образы, т.е. образы с высокой степенью редукции ("степень сформированности конструкта"). Поэтому в процессе выявления взаимно-ортогональных базисных образов, в первую очередь, будут выброшены аморфные "расплывчатые" образы, которые связаны практически со всеми остальными образами.

В некоторых случаях результат такого процесса представляет интерес, и это делает оправданным его реализацию. Однако можно предположить, что наличие расплывчатых образов в системе является оправданным, так как в этом случае система образов не будет формальной и подчиняющейся теореме Геделя. Следовательно, система распознавания будет более полна в том смысле, что увеличится вероятность идентификации *любого объекта*, предъявленного ей на распознавание. Конечно, уровень сходства с аморфным образом не может быть столь высоким, как с четко оформленным. Поэтому в этом случае более уместно применить термин "ассоциация" или нечеткая, расплывчатая идентификация, чем "однозначная идентификация".

Итак, можно сделать следующий вывод: допустимость в математической модели АСК-анализа не только четко оформленных (детерминистских) образов, но и образов аморфных, нечетких, расплывчатых не только не является недостатком, но наоборот, является важным достоинством данной модели. Это обусловлено тем, что данная модель распознавания обеспечивает корректные результаты анализа, идентификации и прогнозирования даже в тех случаях, когда модели идентификации и информационно-поисковые системы детерминистского типа традиционных АСУ практически неработоспособны. В этих условиях данная модель АСК-анализа работает как система *ассоциативной (нечеткой) идентификации.*

Таким образом можно обоснованно сделать общий вывод о том, что если в чисто математической теории разложения функций в ряды требование ортонормированности базисных функций является вполне обоснованным, то для практических приложений это не играет принципиальной роли, более того, в практических приложениях использование для разложения в ряд неортонормированной системы базисных функций представляет большой интерес, т.к. открывает новые широкие перспективы исследований взаимосвязей между факто-

рами, а также между факторами и поведением объекта моделирования. Кроме того это может эффективно использоваться при принятии решений (см. раздел:2.4).

Совершенно аналогичная ситуация наблюдается с другими строго математическими понятиями и является обычной устоявшейся практикой. Например строго математические понятия материальной и математической точки, бесконечно малых и т.п. на практике, например в физике и в численных расчетах на компьютерах, т.е. в численных методах и дискретной математике, заменяются на элементы малых, но конечных размеров, например на конечные разности. При этом интегралы заменяются на суммы.

Более того, использование неортонормированной системы базисных функций не только вполне корректно для практических приложений, но и представляет особый большой интерес, т.к. при этом появляется возможность ***изучения сходства/различия базисных функций по их смыслу***, т.е. по влиянию на вид функций состояний объектов и ситуаций, разлагаемые в ряд по ним. Для этого могут использоваться, например, когнитивные диаграммы и дендрограммы агломеративной кластеризации. С одной стороны, это позволяет исследовать ***нелинейные*** системы, для которых не выполняется большая предельная теорема о действии большого количества ***независимых*** друг от друга факторов, а значит не выполняется нормальное распределение и ***неприменимы методы параметрической статистики***.

2.2. Суть математической модели сценарного АСК-анализа

2.2.1. Идея и концепция сценарного АСК-анализа

Идея сценарного АСК-анализа очень проста: *к базовым шкалам, созданным точно как в классическом АСК-анализе, добавить шкалы сценариев, отражающие динамику изменения показателей, отраженных базовыми шкалами.*

Концепция сценарного АСК-анализа:

1. К каждой классификационной шкале модели, отражающей точечные значения будущих показателей объекта моделирования, добавить классификационную шкалу, градации которой (новые классы), будут отражать динамику изменений этих точечных показателей в будущем, т.е. будущие сценарии изменения показателя, отраженного базовой шкалой.

2. К каждой описательной шкале модели, отражающей точечные значения прошлых показателей объекта моделирования, добавить описательную шкалу, градации которой (новые значения факторов), будут отражать динамику изменений этих точечных показателей в прошлом, т.е. прошлые сценарии изменения показателя, отраженного базовой шкалой.

На рисунке 1 ниже показано, как на основе одной базовой описательной шкалы и одной базовой классификационной шкалы с их градациями (выделены желтым фоном) образованы соответствующие им классификационные и описательные сценарные шкалы, и градации (выделены зеленым фоном).

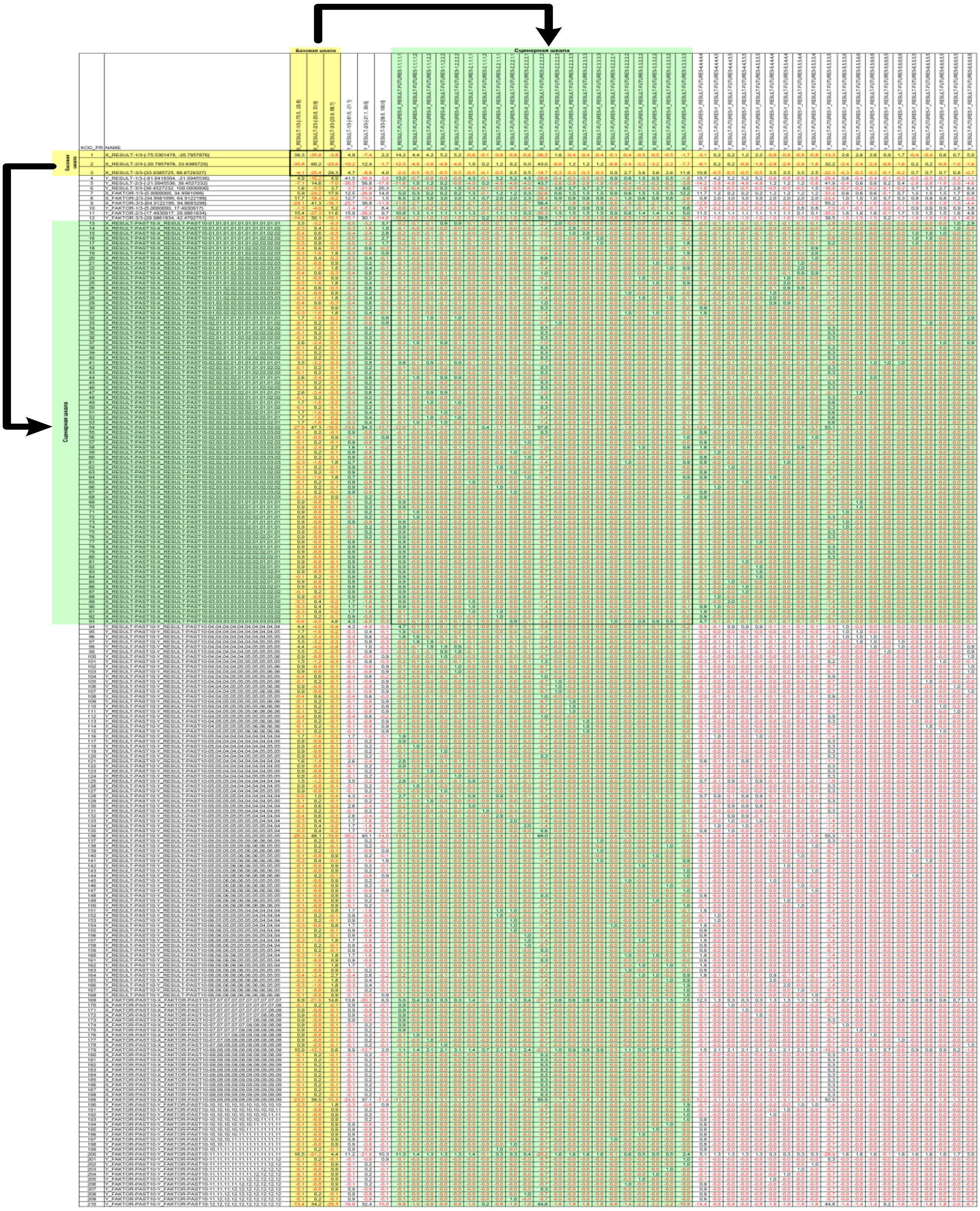

Рисунок 1

При этом глубина предыстории составляет 10 точечных значений показателя базовой шкалы, а горизонт прогнозирования – 5 точек.

Эти возможности реализованы в автоматизированном программном интерфейсе импорта данных из внешних источников данных (API) системы «Эйдос».

В результате в модели кроме тех шкал и градаций, которые были и в классическом АСК-анализе, добавляются новые классификационные и описательные шкалы и градации, отражающие прошлые и будущие сценарии изменения показателей соответствующих базовых шкал.

Эти новые шкалы и градации обрабатываются в сценарном АСК-анализе абсолютно также, как в классическом АСК-анализе, но кроме этого дополнительно только в сценарном АСК-анализе реализуются интересные новые возможности, подробнее описанные ниже в данном разделе.

2.2.1. Математическая формулировка теоремы А.Н.Колмогорова для сценарного АСК-анализа

В ***сценарном АСК-анализе:***

1. В качестве прошлых значений факторов, влияющих на поведение объекта моделирования, рассматриваются сценарии изменения значений этих факторов. В качестве результата влияния факторов рассматривается сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих факторов.

2. На основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии изменения значений факторов, влияющих на объект моделирования, и сценарии поведения объекта моделирования под влиянием этих значений факторов.

3. Путем обобщения (многопараметрической типизации) конкретных сценариев поведения объекта моделирования формируются обобщенные образы сценариев развития событий (классы) под влиянием сценариев изменения значений факторов.

Так же как в классическом АСК-анализе, в сценарном АСК-анализе математической моделью класса является вектор частных критериев, соответствующий колонке из таблицы 4. Сами частные критерии, используемые в текущей версии системы «Эйдос», приведены в таблице 3.

Поэтому все выводы, полученные ранее по теореме А.Н.Колмогорова для классического АСК-анализа сохраняют силу и для сценарного АСК-анализа, в частности выражение для теоремы А.Н.Колмогорова (5):

$$\boxed{f(x) = \sum_{q=1}^{W} \left(g_q \psi^q(x) \right)} \tag{5}$$

Кроме того, в сценарном АСК-анализе сами классы в сценарных классификационных шкалах являются сценариями, т.е. ***функциями будущих прогнозных сценариев: s(t), отражающими динамику точечных показателей соответствующей базовой шкалы***.

Поэтому выражение для теоремы А.Н.Колмогорова для сценарного АСК-анализа может быть записано в виде (5):

$$\boxed{f(t)=\sum_{j=1}^{W}\left(g_j s_j(t)\right)}, \tag{5}$$

где:

t – время;

$f(t)$ – средневзвешенный прогнозируемый будущий сценарий;

$s(t)$ – обобщенный образ сценарного класса (функция будущего сценария);

g_j – уровень сходства функции прогнозируемой ситуации $\vec{L_i} = \{L_i\}$ с обобщенным образом сценарного класса (функцией будущего сценария $s(t)$).

При решении задачи идентификации и прогнозирования эти сценарные классы, т.е. будущие сценарии, также прогнозируются с различной достоверностью (с различными уровнями сходства). При значениях интегрального критерия сходства больше нуля это прогнозы того, что будет (положительные прогнозы), а при значениях меньше нуля – того, чего не будет (отрицательные прогнозы).

2.2.2. Постановка задачи прогнозирования сценариев будущих событий (классов) на основе сценариев прошлых событий (значений факторов)

В сценарном методе АСК-анализа сценарии развития событий в прошлом рассматриваются как значения факторов, обуславливающие сценарии развития событий в будущем.

На основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся сценарии и на основе их обобщения формируются обобщенные образы сценариев развития событий, т.е. классов.

При синтезе системно-когнитивных моделей вычисляется количество информации, которое содержится в конкретных прошлых сценариях о наступлении или не наступлении конкретных будущих сценариев.

Например, фондовый рынок описывается временными рядами курсов ценных бумаг и валют, а также временными рядами, описывающих различные внутренние и внешние факторы, влияющие на фондовый рынок. Среди ***внутренних факторов*** фондового рынка можно отметить саму динамику взаимных курсов различных ценных бумаг и валют, динамику числа банков, участвующих в торгах, динамику спрос и предложение на различные ценные бумаги и валюты. Среди ***внешних факторов*** можно выделить общую политическую ситуацию, уровень информационного и вооруженного противостояния в горячих точках и на основных (стратегических) транспортных и энергетических магистралях, уровень мировой экономической активности, наличие различных глобальных заболеваний, типа пандемии Covid-19, а также выступления и заявления ведущих политических лидеров мира, лидеров наиболее мощных экономик мира, террористические акты, особенно такие масштабные как 11 сентября в США, а также такие казалось бы курьезные случаи, как падение президента США Дж.Буша с трапа военного вертолета при прибытии его в Японию. Наблюдения за ситуацией на фондовом рынке образуют базу данных, в которой строки соответствуют различным наблюдениям, привязанным ко времени, а столбцы отражают факторы и результаты их влияния.

В программном инструментарии АСК-анализа системе «Эйдос» есть развитые программные интерфейсы, позволяющие ввести подобные данные в систему «Эйдос», создать на их основе модели и применить эти модели для решения задач прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Для этого выполняются следующие этапы АСК-анализа:

1. Когнитивно-целевая структуризация предметной области.
2. Формализация предметной области (автоматическая разработка классификационных и описательных шкал и градаций, кодирование исходных с их помощью и генерация обучающей выборки).
3. Синтез и верификация моделей.
4. Решение задач идентификации и прогнозирования.
5. Решение задач поддержки принятия решений.
6. Исследование моделируемой предметной области путем исследования ее модели.

Ниже мы подробнее рассмотрим содержание и выполнение этих этапов на численном примере.

2.2.3. Алгоритм выявления сценариев изменения значений факторов и сценариев поведения объекта моделирования

Рассмотрим **алгоритм выявления сценариев изменения значений факторов и сценариев поведения объекта моделирования** (п.2) в случае, когда исходные данные представляют собой *временные ряды*.

Шаг 1-й. Базовые шкалы и значения шкал формируются как обычно при формализации предметной области. При этом в качестве значений градаций числовых шкал рассматриваются числовые диапазоны, а в качестве значений текстовых шкал (номинальных и порядковых) рассматриваются уникальные текстовые значения. Числовые диапазоны могут быть либо равными с разным числом наблюдений, либо разными (адаптивными) с примерно одинаковым числом наблюдений.

Шаг 2-й: Организуется цикл по текущей записи базы исходных данных от 1-й записи до последней.

Шаг 3-й. Организуется цикл по всем измерительным шкалам, как классификационным, так и описательным. Классификационные шкалы и градации используются для формального описания и кодирования будущих состояний объекта моделирования, а описательные, – как для формального описания и кодирования прошлых состояний самого объекта моделирования (его предыстории), так и для описания различных факторов, действующих на объект моделирования. Эти факторы могут быть классифицированы как зависящие от нашей воли (факторы управления, применение различных технологий), так и не зависящие от нее – это факторы окружающей среды. Факторы окружающей среды могут быть классифицированы в соответствии с иерархическими уровнями организации внешней среды: природной, технологической, организационной, экономической и политической и т.д.

Шаг 4-й. Относительно текущей записи базы исходных данных *по каждой шкале* определяются коды градаций базовых классификационных и описательных шкал на заданную глубину предыстории в прошлое и на заданный горизонт прогнозирования в будущее. На основе этой информации формируются и добавляются в справочники шкалы прошлых и будущих сценариев. Будущие сценарии образуются на основе базовых классификационных шкал, а прошлые – на основе базовых описательных шкал. Название шкалы-сценария образуется из названия базовой шкалы, но основе которой она образована, слова "Будущее" или "Прошлое" (FUTURE or PAST) и КОДОВ градаций базовой шкалы сценария.

Шаг 5-й. Конец цикла по шкалам.

Шаг 6-й. Конец цикла по записям базы исходных данных.

В сценарном АСК-анализе вектора классов (таблица 4) рассматриваются как базисные функции для разложения в ряд сценария идентифицируемой ситуации. При этом в качестве весовых коэффициентов разложения в ряд используются значения интегральных критериев сходства идентифицируемой ситуации с соответствующими классами [8, 9].

2.2.4. Разработка частных положительных и отрицательных прогнозов и оценка их достоверности как разложение функции ситуации в ряд по функциям классов

При прогнозировании текущая ситуация, описанная прошлыми сценариями, сравнивается с обобщенными образами классов, т.е. с будущими сценариями, и разлагается в спектр по ним аналогично прямому преобразованию Фурье.

По сути в обозначениях теоремы А.Н.Колмогорова (1957) для сценарного АСК-анализа:

$$\boxed{f(t) = \sum_{j=1}^{W} \left(g_j s_j(t) \right)}, \qquad (5)$$

распознавание (разложение функции ситуации в ряд по базисным функциям классов) сводится к нахождению весовых коэффициентов g_j, при этом в качестве базисных функций $s(t)$ используются обобщенные образы классов, т.е. будущих сценариев.

Весовые коэффициенты g_j представляют собой интегральные критерии сходства идентифицируемой ситуации с обобщенными образами классов, используемые в настоящее время в АСК-анализе: сумма знаний и резонанс знаний, рассмотренных выше.

При этом оказывается, что текущая ситуация имеет положительное сходство разной степени с одними конкретными будущими сценариями, и отрицательное сходство с другими будущими сценариями.

Если уровень сходства текущей ситуации с будущим сценарием больше нуля, то такой прогноз называется положительным. Положительный прогноз описывает прогноз того, «что будет».

Если уровень сходства текущей ситуации с будущим сценарием меньше нуля, т.е. по сути это уровень различия, то такой прогноз называется отрицательным. Отрицательный прогноз описывает прогноз того, «чего не будет».

Модуль уровня сходства/различия описания текущей ситуации с прогнозами отражает оценку системой «Эйдос» уровня достоверности этих прогнозов.

Таким образом при прогнозировании описание текущей ситуации по сути разлагается в ряд по обобщенным образам классов, соответствующих будущим сценариям развития событий. Коэффициентами этого ярда являются уроні сходства/различия описания текущей ситуации с обобщенными образами классов.

2.2.5. Формирование средневзвешенных положительных (что будет) и отрицательных (чего не будет) прогнозов как преобразование, обратное разложению функции ситуации в ряд по функциям классов

Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования, аналогичного обратному преобразованию Фурье, в котором в качестве базисных функций используются обобщенные образы классов прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами.

По сути средневзвешенный прогноз является взвешенной суперпозицией обобщенных образов классов с весами, равными сходству/различию описания текущей ситуации с этими обобщенными образами классов. Отметим, что каждый обобщенный образ класса соответствует определенному сценарию развития событий, который реально наблюдался в эмпирических данных.

2.2.6. Технический и фундаментальный подходы и их синтез в сценарном АСК-анализе

Технический анализ предполагает прогнозирование хода временных рядов на основе данных из тех же временных рядов за прошлый период. В терминологии АСК-анализа это просто означает, что одни и те же временные ряды используются и в качестве классификационных шкал, и в качестве описательных шкал. Классификационные шкалы позволяют формально описать будущие события, которые необходимо прогнозировать. Описательные шкалы позволяют формально описать прошлые события, которые рассматриваются в качестве факторов (причин), обуславливающих будущие события.

Фундаментальный анализ предполагает прогнозирование хода временных рядов на основе данных из других временных рядов за прошлый период, отражающих динамику различных внутренних и внешних факторов. В терминологии АСК-анализа это означает, что одни временные ряды используются и в качестве классификационных шкал, описывающих будущие события, а другие используются в качестве описательных шкал, описывающих факторы (причины), обуславливающие эти будущие события. В сценарном АСК-анализе нет никаких проблем использовать для прогнозирования хода временных рядов ***одновременно*** и данные из тех же временных рядов за прошлый период (как в техническом анализе), так и данные из других временных рядов за прошлый период, отражающих динамику различных внутренних внешних факторов, действующих на ситуацию (как в фундаментальном анализе).

*Таким образом сценарный АСК-анализ позволяет легко объединить в одном приложении и технический, и фундаментальный анализ, что и отражено в названии этого синтетического подхода: «**техно-фундаментальный сценарный АСК-анализ**».*

2.3. Развитый алгоритм принятия решений АСК-анализа

Традиционно, управляющие решения принимаются путем многократного решения задачи прогнозирования при различных значениях управляющих факторов и выбора такого их сочетания, которое обеспечивает перевод объекта управления в целевое состояние. Однако на реальные объекты управления действуют сотни и тысячи управляющих факторов, каждый из которых может иметь десятки значений. Полный перебор всех возможных сочетаний значений управляющих факторов приводит к необходимости решения задачи прогнозирования десятки и сотни тысяч и даже миллионы раз для принятия одного решения, и это является совершенно неприемлемым на практике. Поэтому необходим метод принятия решений не требующий значительных вычислительных ресурсов. Таким образом, налицо противоречие между фактическими и желаемым, в чем и состоит проблема, решаемая в работе. В данной работе предлагается развитый алгоритм принятия решений путем однократного решения обратной задачи прогнозирования (автоматизированный SWOT-анализ), использующий результаты кластерно-конструктивного анализа целевых состояний объекта управления и значений факторов и однократного решения задачи прогнозирования. Этим и обуславливается актуальность темы работы. Цель работы состоит в решении поставленной проблемы. Путем декомпозиции цели сформулированы следующие задачи, являющиеся этапами достижения цели. Когнитивно-целевая структуризация предметной области; формализация предметной области (разработка классификационных и описательных шкал и градаций и формирование обучающей выборки); синтез, верификация и повышение достоверности модели объекта управления; прогнозирование, принятие решений и исследование объекта управления путем исследования его модели. В качестве метода решения поставленных задач применяется автоматизированный системно-когнитивный анализ и его программный инструментарий – интеллектуальная система «Эйдос». В результате работы предложен развитый алгоритм приятия решений, применимый в интеллектуальных системах управления. Основной вывод по результатам работы состоит в том, что предлагаемый подход позволил успешно решить поставленную проблему [18].

Предлагается следующий развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» (рисунок 2). Необходимо отметить, что система «Эйдос» обеспечивает решение всех задач, решение которых необходимо для реализации предлагаемого алгоритма: обратной задачи прогнозирования (автоматизированный SWOT-анализ) [19]; кластерно-конструктивный анализ целевых состояний объекта управления и значений факторов [20]; задачи прогнозирования [9-38].

Развитый алгоритм принятия решений АСК-анализа при его применении в интеллектуальных системах управления

Шаг 1-й. Ставим цели управления, т.е. определяем одно или несколько целевых состояний объекта управления. В натуральном выражении целевые состояния - это обычно количество и качество продукции, а в стоимостном выражении - прибыль и рентабельность ее производства и продажи.

Шаг 2-й. Проводим когнитивно-целевую структуризацию и формализацию предметной области, синтез и верификация статистических и системно-когнитивных моделей (СК-модели), определяем наиболее достоверную из них по F-критерию Ван Ризбергена и критериям L1 и L2 проф.Е.В.Луценко.

Шаг 3-й. Если целевое состояние одно, то переходим на шаг 6.

Шаг 4-й. Иначе оцениваем корректность поставленных целей путем сравнения системы детерминации целевых состояний методом когнитивной кластеризации или просто на основе матрицы сходства, т.е. определяем, являются ли целевые состояния совместимыми, т.е. достижимыми одновременно, по обуславливающим их значениями факторов, или они являются взаимоисключающими (альтернатив-ными) по системе детерминации и одновременно достигнуты быть не могут.

Шаг 5-й. Поставленные цели управления корректны, совместимы, достижимы одновременно?

Шаг 6-й. Решаем задачу поддержки принятия решений в упрощенном варианте путем автоматизированного когнитивного SWOT-анализа целевых состояний.

Шаг 7-й. Оцениваем технологические и финансовые возможности применения на практике рекомендованных на шаге 6 значений факторов.

Шаг 8-й. Если такая возможность имеется для всех значений факторов, то принимаем их для реализации на практике и выходим из алгоритма принятий решений

Шаг 9-й. Если же такой возможности нет, то исключаем из системы значений факторов, рекомендованных на шаге 6, те из них, которые по каким-либо причинам нет возможности применить на практике и переходим на следующий шаг.

<u>Шаг 10-й</u>. Прогнозируем результаты применения на практике сокращенной системы значений факторов в которой есть только те, которые есть реальная возможность применить на практике.

<u>Шаг 11-й</u>. Сокращенная система значений факторов приводит к достижению целевых состояний?

<u>Шаг 12-й</u>. Заменяем рекомендованные на шаге 6, но удаленные на шаге 9 значения факторов другими, сходными по влиянию на объект управления, но такими, которые есть возможность использовать. Эти значения факторов для замены выбираются с использованием результатов когнитивного кластерно-конструктивного анализа значений факторов или просто матрицы сходства.

<u>Шаг 13-й</u>. Прогнозирование результатов применения на практике системы значений факторов, сформированной на шаге 12.

<u>Шаг 14-й</u>. Сформированная система значений факторов приводит к достижению целевых состояний? Если прогнозируемый результат применения на практике системы значений факторов, сформированной на шаге 12, по результатам прогнозирования приводит к переходу объекта управления в целевые состояния, то принимаем данную систему значений факторов для реализации на практике и выходим из алгоритма принятия решений. Если же прогноз показывает, что целевое состояние при использовании этой системы значений факторов не достигается, то задача управления не имеет решения в данной модели и осуществляется переход на шаг 2 для качественного изменения модели с новыми исходными данными и расширенной системной значений факторов.

После выхода из алгоритма и реализации управляющих решений цикл управления, представленный на рисунке 2, повторяется. При этом результаты управления в любом случае, т.е. как при успешном достижении целевых состояний, так и в противном случае, учитываются в исходных данных для создания модели и осуществляется пересинтез модели. Поэтому непосредственно в процессе управления происходит постоянное улучшение качества интеллектуальной модели приятия решений путем ее самообучения с учетом фактических результатов управления. Это обеспечивается тем, что интеллектуальная система «Эйдос» является одновременно инструментом для синтеза и верификации моделей объекта управления, инструментом применения этих моделей для решения задач идентификации, прогнозирования, принятия решений и исследования моделируемой предметной области путём исследования ее модели. Достоверность созданных моделей оценивается с помощью F-меры Ван Ризбергена и ее мультиклассовых, нечетких обобщений, инвариантных относительно объема выборки (Луценко 2017). Система «Эйдос» не только обеспечивает решение этих задач, но и на данный момент, по-видимому, является единственной в мире системой, обеспечивающей решение всех этих задач на единой математической и технологической основе. При этом решение некоторых из этих задач по отдельности на данный момент автоматизировано только в системе «Эйдос», например автоматизированный когнитивный SWOT-анализ, когнитивный кластерно-конструктивный анализ, построение когнитивных диаграмм и когнитивных функций (Луценко 2017). Таким образом, развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и реализуемый в системе «Эйдос», соответствует известному принципу дуального управления, предложенному в 50-х годах XX века в теории самонастраивающихся и самообучающихся систем замечательным советским ученым Александром Ароновичем Фельдбаумом.

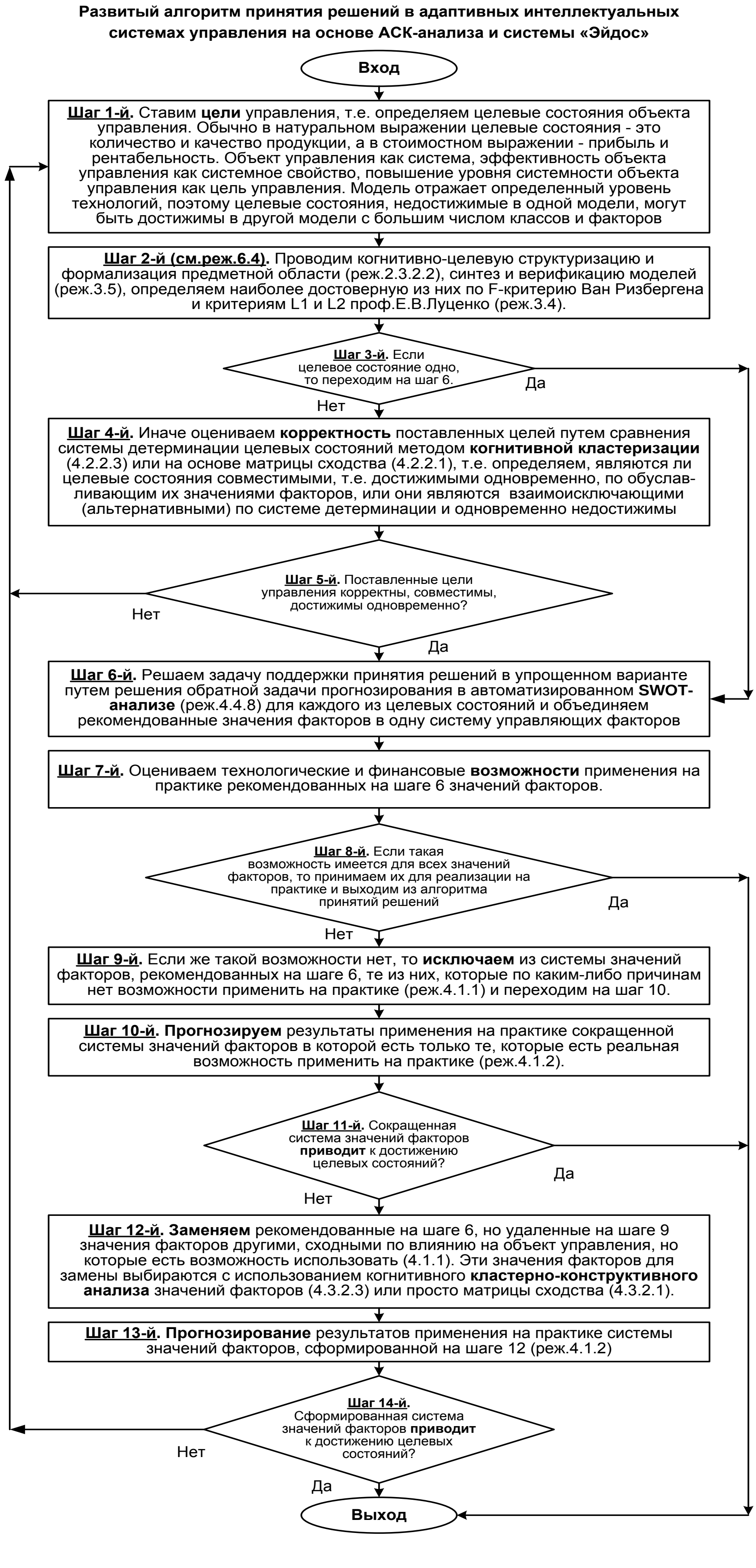

Рисунок выполнен автором

Рисунок 2. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос»

3. Выводы

В работе рассматривается теорема А.Н.Колмогорова, являющаяся обобщением теоремы В.И. Арнольда (1957) и представляющая собой важный шаг на пути к математическому решению 13-й проблемы Гильберта.

По своей сути замечательная теорема А.Н. Колмогорова является теоретической основой всей математической теории разложения функций в ряды, т.е. так называемой теории рядов. В математике разработано много различных конкретных вариантов разложений функций в ряды.

Однако к сожалению определение вида базисных функций hij и весовых коэффициентов gj для данной конкретной функции F представляет собой математическую <u>проблему, для которой пока не найдено общего математически строго решения.</u>

При этом для частных случаев, т.е. конкретных видов базисных функций, таких решений найдено довольно много.

В данной работе предлагается рассматривать математическую модель АСК-анализа как вариант общего и универсального, но не строгого в математическом смысле, а практического решения проблемы разработки базисных функций и весовых коэффициентов для разложения в ряд по ним произвольной функции состояния идентифицируемого объекта.

В этом контексте функция F интерпретируется как конкретный образ состояния идентифицируемого объекта, функция hij – обобщенный образ j-го класса, а функция gj – мера сходства образа объекта с образом класса. Приводятся численные примеры технического, фундаментального и технофундаментального сценарного АСК-анализа.

Таким образом, сценарный метод АСК-анализа обеспечивает синтез технического и фундаментального подходов путем применения теории информации для обобщения теории рядов.

В этих численных примерах на основе анализа исходных данных выявляются ранее наблюдавшиеся прошлые и будущие сценарии развития событий и на основе их обобщения формируются обобщенные образы сценариев развития событий, которые рассматриваются в виде базисных функций классов и детерминирующих их значений факторов. При прогнозировании текущая ситуация сравнивается с этими обобщенными образами и разлагается в ряд по ним (прямое преобразование, объектный анализ). Средневзвешенный прогноз формируется путем обратного преобразования образов классов с их весами, т.е. как их взвешенная суперпозиция. При этом в качестве базисных функций используются обобщенные образы прогнозируемых сценариев того что будет и того что не будет с их весами, в качестве которых используется достоверность прогноза.

Предлагаемый метод сценарного автоматизированного системно-когнитивного анализа и реализующий его программный инструментарий, в качестве которого в настоящее время выступает интеллектуальная система

«Эйдос», разработаны в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Это означает, что они могут быть применены в любом направлении науки и практической деятельности, в которых накоплена информация о реальных сценариях развития событий.

Необходимо также отметить, что интеллектуальное облачное Эйдос-приложение, использованное в данной работе для численных примеров, размещено в Эйдос-облаке под номером 205 и доступно для загрузки и исследования в диспетчере приложения (режим 1.3) системы «Эйдос». Сама система «Эйдос» представляет собой открытое программное обеспечение и находится в полном открытом бесплатном доступе на сайте автора по адресу: http://lc.kubagro.ru/aidos/_Aidos-X.htm./

Из-за ограничений на объем статьи численный пример, наглядно демонстрирующий сценарный АСК-анализ в системе «Эйдос» будет представлен в следующей статье. Данная статья, объединенная с последующей, в которой описан численный пример, размещена в РесечГейт по адресу: https://www.researchgate.net/publication/343365649_SCRIPT_ASC-ANALYSIS_AS_A_METHOD_FOR_DEVELOPING_GENERALIZED_BASIC_FUNCTIONS_AND_WEIGHT_COEFFICIENTS_FOR_THE_DECOMPOSITION_OF_A_STATE_FUNCTION_OF_AN_ARBITRARY_CONCRETE_OBJECT_OR_SITUATION_IN_THE_THEOREM

В заключение автор выражает огромную благодарность доктору технических наук, доктору экономических наук, кандидату физико-математических наук, профессору Александру Ивановичу Орлову за внимательное ознакомление с первым вариантом статьи и ряд ценных замечаний, учет которых способствовал повышению качества статьи.

Литература

1. Колмогоров А. Н. . О представлении непрерывных функций нескольких переменных в виде суперпозиций непрерывных функций одной переменной и сложения // ДАН СССР. — 1957. — Т. 114, вып. 5. — С. 953—956. URL: http://www.mathnet.ru/links/b6b5d33ca466fc59252c653a3020d6c2/dan22050.pdf

2. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks, San Diego, 1987, Vol. 3, pp. 11-13.

3. Будак, Б.М. Кратные интегралы и ряды : учебник / Б.М. Будак, С.В. Фомин. – Москва : Физматлит, 2002. – 550 с. – Режим доступа: по подписке. – URL: http://isf.pskgu.ru/ebooks/bulakfomma.html (дата обращения: 25.06.2020). – ISBN 978-5-9221-0300-8. – Текст : электронный.

4. George; Lorentz. Metric entropy, widths, and superpositions of functions (англ.) // American Mathematical Monthly : journal. — 1962. — Vol. 69. — P. 469—485.

5.↑ David A. Sprecher. On the structure of continuous functions of several variables (англ.) // Transactions of the American Mathematical Society : journal. — 1965. — Vol. 115. — P. 340—355.

6.↑ Phillip A. Ostrand. Dimension of metric spaces and Hilbert's problem 13 (англ.) // Bulletin of the American Mathematical Society : journal. — 1965. — Vol. 71. — P. 619—622.

7. Лебедев Н.Н., Специальные функции и их разложения. 2-е издание , Москва.: Учпедгиз. – 1963.–359с.

8. Пойя Д. Математика и правдоподобные рассуждения, в двух томах // Под редакцией С. А. ЯНОВСКОЙ, Перевод с английского И. А. ВАЙНШТЕЙНА, Издание 2е, исправленное, М., 'Наука', 1975г., режим доступа: https://www.mathedu.ru/text/poya_matematika_i_pravdopodobnye_rassuzhdeniya_1975/p0/

9. Луценко Е.В. Автоматизированный системно-когнитивный анализ в управлении активными объектами (системная теория информации и ее применение в исследовании экономических, социально-психологических, технологических и организационно-технических систем): Монография (научное издание). – Краснодар: КубГАУ. 2002. – 605 с. http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909

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

11. 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.

12. Симанков В.С., Луценко Е.В. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов. Монография (научное издание). – Краснодар: ТУ КубГТУ, 1999. - 318с. http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433

13. 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.

14. Луценко Е.В. Универсальная автоматизированная система распознавания образов "ЭЙДОС". Свидетельство РосАПО №940217. Заяв. № 940103. Опубл. 11.05.94. – Режим доступа: http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000217.jpg, 3,125 у.п.л.

15. Луценко Е.В., Шульман Б.Х., Универсальная автоматизированная система анализа и прогнозирования ситуаций на фондовом рынке «ЭЙДОС-фонд». Свидетельство РосАПО №940334. Заяв. № 940336. Опубл. 23.08.94. – Режим доступа: http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000334.jpg, 3,125 / 3,063 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Универсальная автоматизированная система анализа, мониторинга и прогнозирования состояний многопараметрических динамических систем "ЭЙДОС-Т". Свидетельство РосАПО №940328. Заяв. № 940324. Опубл. 18.08.94. – Режим доступа: http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000328.jpg, 3,125 у.п.л.

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

18. Луценко Е.В. Развитый алгоритм принятия решений в интеллектуальных системах управления на основе АСК-анализа и системы «Эйдос» / Е.В. Луценко, Е.К. Печурина, А.Э. Сергеев // Политематический сетевой электронный научный журнал

Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2020. – №06(160). С. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf, 1,25 у.п.л.

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

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

21. Луценко Е. В. Методология системно-когнитивного прогнозирования сейсмичности : монография / Е. В. Луценко, А. П. Трунев, Н. А. Чередниченко; под общ. ред. В. И. Лойко. – Краснодар : КубГАУ, 2020. – 532 с., ISBN 978-5-907294-89-9, DOI 10.13140/RG.2.2.29617.33122, https://www.researchgate.net/publication/340116509_METHODOLOGY_OF_SYSTEM-COGNITIVE_FORECASTING_OF_SEISMICITY

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

23. Луценко Е.В. Системная теория информации и нелокальные интерпретируемые нейронные сети прямого счета / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(001). С. 79 – 91. – IDA [article ID]: 0010301011. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf, 0,812 у.п.л.

24. Луценко Е.В. Системно-когнитивный анализ как развитие концепции смысла Шенка-Абельсона / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №03(005). С. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf, 1,375 у.п.л.

25. 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.

26. Луценко Е.В. Когнитивные функции как обобщение классического понятия функциональной зависимости на основе теории информации в системной нечеткой ин-

тервальной математике / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №01(095). С. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf, 3,875 у.п.л.

27. Луценко Е.В. Решение задач статистики методами теории информации / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №02(106). С. 1 – 47. – IDA [article ID]: 1061502001. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2015/02/pdf/01.pdf, 2,938 у.п.л.

28. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (математические аспекты) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №01(105). С. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf, 2 у.п.л.

29. Луценко Е.В. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf, 4,812 у.п.л.

30. 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.

31. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (математические аспекты) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2015. – №01(105). С. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf, 2 у.п.л.

32. Луценко Е.В. Модификация взвешенного метода наименьших квадратов путем применения в качестве весов наблюдений количества информации в аргументе о значении функции (алгоритм и программная реализация) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №10(104). С. 1371 – 1421. – IDA [article ID]: 1041410100. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/100.pdf, 3,188 у.п.л.

33. Луценко Е.В. Универсальный информационный вариационный принцип развития систем / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №07(041). С. 117 – 193. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf, 4,812 у.п.л.

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

35. Луценко Е.В. Асимптотический информационный критерий качества шума / Е.В. Луценко, А.И. Орлов // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2016. – №02(116). С. 1569 – 1618. – IDA [article ID]: 1161602100. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/100.pdf, 3,125 у.п.л.

36. Луценко Е.В. Исследование символьных и цифровых рядов методами теории информации и АСК-анализа (на примере числа Пи с одним миллионом знаков после запятой) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2014. – №05(099). С. 319 – 355. – IDA [article ID]: 0991405022. – Режим доступа: http://ej.kubagro.ru/2014/05/pdf/22.pdf, 2,312 у.п.л.

37. Сайт проф.Е.В.Луценко: http://lc.kubagro.ru/

38. Проф.Е.В.Луценко в RG: https://www.researchgate.net/profile/Eugene_Lutsenko

References

1. Kolmogorov A. N. . O predstavlenii nepreryvnyh funkcij neskol'kih pe-remennyh v vide superpozicij nepreryvnyh funkcij odnoj peremennoj i slozhenija // DAN SSSR. — 1957. — T. 114, vyp. 5. — S. 953—956. URL: http://www.mathnet.ru/links/b6b5d33ca466fc59252c653a3020d6c2/dan22050.pdf

2. Hecht-Nielsen R. Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem // IEEE First Annual Int. Conf. on Neural Networks, San Diego, 1987, Vol. 3, pp. 11-13.

3. Budak, B.M. Kratnye integraly i rjady : uchebnik / B.M. Budak, S.V. Fomin. – Moskva : Fizmatlit, 2002. – 550 s. – Rezhim dostupa: po podpiske. – URL: http://isf.pskgu.ru/ebooks/bulakfomma.html (data obrashhenija: 25.06.2020). – ISBN 978-5-9221-0300-8. – Tekst : jelektronnyj.

4. George; Lorentz. Metric entropy, widths, and superpositions of functions (angl.) // American Mathematical Monthly : journal. — 1962. — Vol. 69. — P. 469—485.

5. ↑ David A. Sprecher. On the structure of continuous functions of several variables (angl.) // Transactions of the American Mathematical Society : journal. — 1965. — Vol. 115. — P. 340—355.

6. ↑ Phillip A. Ostrand. Dimension of metric spaces and Hilbert's problem 13 (angl.) // Bulletin of the American Mathematical Society : journal. — 1965. — Vol. 71. — P. 619—622.

7. Lebedev N.N., Special'nye funkcii i ih razlozhenija. 2-e izdanie , Moskva.: Uchpedgiz. – 1963.–359s.

8. Pojja D. Matematika i pravdopodobnye rassuzhdenija, v dvuh tomah // Pod redakciej S. A. JaNOVSKOJ, Perevod s anglijskogo I. A. VAJNShTEJNA, Izdanie 2e, ispravlennoe, M., 'Nauka', 1975g., rezhim dostupa: https://www.mathedu.ru/text/poya_matematika_i_pravdopodobnye_rassuzhdeniya_1975/p0/

9. Lucenko E.V. Avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz v uprav-lenii aktivnymi ob#ektami (sistemnaja teorija informacii i ee primenenie v issle-dovanii jekonomicheskih, social'no-psihologicheskih, tehnologicheskih i organizaci-onno-tehnicheskih sistem): Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: KubGAU. 2002. – 605 s. http://elibrary.ru/item.asp?id=18632909

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

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

12. Simankov V.S., Lucenko E.V. Adaptivnoe upravlenie slozhnymi sistemami na osnove teorii raspoznavanija obrazov. Monografija (nauchnoe izdanie). – Krasnodar: TU KubGTU, 1999. - 318s. http://elibrary.ru/item.asp?id=18828433

13. Lucenko E.V. Semanticheskaja informacionnaja model' SK-analiza / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gos-udarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – 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.

14. Lucenko E.V. Universal'naja avtomatizirovannaja sistema raspoznavanija obrazov "JeJDOS". Svidetel'stvo RosAPO №940217. Zajav. № 940103. Opubl. 11.05.94. – Rezhim dostupa: http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000217.jpg, 3,125 u.p.l.

15. Lucenko E.V., Shul'man B.H., Universal'naja avtomatizirovannaja sistema analiza i prognozirovanija situacij na fondovom rynke «JeJDOS-fond». Svidetel'-stvo RosAPO №940334. Zajav. № 940336. Opubl. 23.08.94. – Rezhim dostupa: http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000334.jpg, 3,125 / 3,063 u.p.l.

16. Lucenko E.V. Universal'naja avtomatizirovannaja sistema analiza, monito-ringa i prognozirovanija sostojanij mnogoparametricheskih dinamicheskih sistem "JeJDOS-T". Svidetel'stvo RosAPO №940328. Zajav. № 940324. Opubl. 18.08.94. – Re-zhim dostupa: http://lc.kubagro.ru/aidos/1994000328.jpg, 3,125 u.p.l.

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

18. Lucenko E.V. Razvityj algoritm prinjatija reshenij v intellektual'nyh sistemah upravlenija na osnove ASK-analiza i sistemy «Jejdos» / E.V. Lucenko, E.K. Pechurina, A.Je. Sergeev // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2020. – №06(160). S. 95 – 114. – IDA [article ID]: 1602006009. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2020/06/pdf/09.pdf, 1,25 u.p.l.

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

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

21. Lucenko E. V. Metodologija sistemno-kognitivnogo prognozirovanija sejsmichnosti : monografija / E. V. Lucenko, A. P. Trunev, N. A. Cherednichenko; pod obshh. red. V. I. Lojko. – Krasnodar : KubGAU, 2020. – 532 s., ISBN 978-5-907294-89-9, DOI 10.13140/RG.2.2.29617.33122, https://www.researchgate.net/publication/340116509_METHODOLOGY_OF_SYSTEM-COGNITIVE_FORECASTING_OF_SEISMICITY

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

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

24. Lucenko E.V. Sistemno-kognitivnyj analiz kak razvitie koncepcii smysla Shenka-Abel'sona / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2004. – №03(005). S. 65 – 86. – IDA [article ID]: 0050403004. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2004/03/pdf/04.pdf, 1,375 u.p.l.

25. Lucenko E.V. ASK-analiz kak metod vyjavlenija kognitivnyh funkcional'-nyh zavisimostej v mnogomernyh zashumlennyh fragmentirovannyh dannyh / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gos-udarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj re-surs]. – 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.

26. Lucenko E.V. Kognitivnye funkcii kak obobshhenie klassicheskogo ponjatija funkcional'noj zavisimosti na osnove teorii informacii v sistemnoj nechetkoj interval'noj matematike / E.V. Lucenko, A.I. Orlov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №01(095). S. 122 – 183. – IDA [article ID]: 0951401007. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2014/01/pdf/07.pdf, 3,875 u.p.l.

27. Lucenko E.V. Reshenie zadach statistiki metodami teorii informacii / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №02(106). S. 1 – 47. – IDA [article ID]: 1061502001. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2015/02/pdf/01.pdf, 2,938 u.p.l.

28. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov pu-tem primenenija v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkcii (matematicheskie aspekty) / E.V. Lucenko // Politematicheskij se-tevoj jelektronnyj

nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo univer-siteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №01(105). S. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf, 2 u.p.l.

29. Lucenko E.V. Universal'nyj informacionnyj variacionnyj princip razvitija sistem / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №07(041). S. 117 – 193. – Shifr Informregistra: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Rezhim do-stupa: http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf, 4,812 u.p.l.

30. Orlov A.I. Sistemnaja nechetkaja interval'naja matematika (SNIM) – perspektivnoe napravlenie teoreticheskoj i vychislitel'noj matematiki / A.I. Orlov, E.V. Lucenko // Politematicheskij 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.

31. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov pu-tem primenenija v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkcii (matematicheskie aspekty) / E.V. Lucenko // Politematicheskij se-tevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo univer-siteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2015. – №01(105). S. 814 – 845. – IDA [article ID]: 1051501050. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2015/01/pdf/50.pdf, 2 u.p.l.

32. Lucenko E.V. Modifikacija vzveshennogo metoda naimen'shih kvadratov pu-tem primenenija v kachestve vesov nabljudenij kolichestva informacii v argumente o znachenii funkcii (algoritm i programmnaja realizacija) / E.V. Lucenko // Politema-ticheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrar-nogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2014. – №10(104). S. 1371 – 1421. – IDA [article ID]: 1041410100. – Rezhim do-stupa: http://ej.kubagro.ru/2014/10/pdf/100.pdf, 3,188 u.p.l.

33. Lucenko E.V. Universal'nyj informacionnyj variacionnyj princip razvitija sistem / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhurnal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2008. – №07(041). S. 117 – 193. – Shifr Informregistra: 0420800012\0091, IDA [article ID]: 0410807010. – Rezhim do-stupa: http://ej.kubagro.ru/2008/07/pdf/10.pdf, 4,812 u.p.l.

34. Lucenko E.V. Problemy i perspektivy teorii i metodologii nauchnogo po-znanija i avtomatizirovannyj sistemno-kognitivnyj analiz kak avtomatizirovannyj metod nauchnogo poznanija, obespechivajushhij soderzhatel'noe fenomenologicheskoe mo-delirovanie / E.V. Lucenko // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhur-nal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2017. – №03(127). S. 1 – 60. – IDA [arti-cle ID]: 1271703001. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2017/03/pdf/01.pdf, 3,75 u.p.l.

35. Lucenko E.V. Asimptoticheskij informacionnyj kriterij kachestva shuma / E.V. Lucenko, A.I. Orlov // Politematicheskij setevoj jelektronnyj nauchnyj zhur-nal Kubanskogo gosudarstvennogo agrarnogo universiteta (Nauchnyj zhurnal KubGAU) [Jelektronnyj resurs]. – Krasnodar: KubGAU, 2016. – №02(116). S. 1569 – 1618. – IDA [article ID]: 1161602100. – Rezhim dostupa: http://ej.kubagro.ru/2016/02/pdf/100.pdf, 3,125 u.p.l.