

УДК 303.732.4

UDC 303.732.4

ПРИМЕНЕНИЕ СК-АНАЛИЗА И СИСТЕМЫ «ЭЙДОС» ДЛЯ СИНТЕЗА КОГНИТИВНОЙ МАТРИЧНОЙ ПЕРЕДАТОЧНОЙ ФУНКЦИИ СЛОЖНОГО ОБЪЕКТА УПРАВЛЕНИЯ НА ОСНОВЕ ЭМПИРИЧЕСКИХ ДАННЫХ

APPLICATION OF SC-ANALYSIS AND THE "EIDOS" SYSTEM FOR THE SYNTHESIS OF COGNITIVE MATRIX OF THE TRANSFER FUNCTION OF A COMPLEX OBJECT MANAGEMENT ON THE BASIS OF EMPIRICAL DATA

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

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

Коржаков Валерий Евгеньевич
к. т. н., доцент
Адыгейский государственный университет Адыгея, Россия, korve@yandex.ru

Korzhakov Valery Evgenievich
Cand.Tech.Sci., assistant professor
Adygh State University, Adygheya, Russia

В статье рассмотрена глубокая взаимосвязь между теорией автоматизированного и автоматического управления и системно-когнитивным анализом и его программным инструментарием – системой «Эйдос» в их применении для интеллектуального управления сложными системами. Предлагается технология, позволяющая реализовать интеллектуальное автоматизированное и даже автоматическое управление такими объектами управления, для которых ранее управление реализовалось лишь на слабоформализованном уровне, как правило, без применения математических моделей и компьютеров. К таким объектам управления относятся, например, технические системы, штатно качественно-изменяющиеся в процессе управления, биологические и экологические системы, социально-экономические и психологические системы

In this article, the deep relationship between the theory of automated control and system-cognitive analysis and its software tools - system of "Eidos" in their application to the intelligent control of complex systems is reviewed. Offered technology allows implementing in practice the intelligent automated and even automatic control of the objects of management, for which earlier management is realized only on weak formalized level, as a rule, without the use of mathematical models and computers. Such control objects include, for example, technical systems, the full quality-changing in the process of management, biological and ecological systems, socio-economic and psychological systems

Ключевые слова: АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ СИСТЕМНО-КОГНИТИВНЫЙ АНАЛИЗ, ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ СИСТЕМА «ЭЙДОС», ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЕ УПРАВЛЕНИЕ, МАТРИЧНАЯ ПЕРЕДАТОЧНАЯ ФУНКЦИЯ, КОЭФФИЦИЕНТ ПЕРЕДАЧИ, НЕЛИНЕЙНЫЕ СИСТЕМЫ

Keywords: COMPUTERIZED SYSTEM-COGNITIVE ANALYSIS, INTELLECTUAL SYSTEM "EIDOS", INTELLIGENT CONTROL, TRANSFER FUNCTION MATRIX, TRANSFER RATE, NONLINEAR SYSTEMS

Управление – это достижение цели путем принятия и реализации решений об определенных действиях, способствующих достижению этой цели. Цели управления обычно заключаются в том, чтобы определенная система, которая называется объектом управления, находилась в определенном целевом (желаемом) состоянии или эволюционировала по определенному заранее известному или неизвестному сценарию. Действия, способствующие достижению цели, называются управляющими воздействиями. Решения об управляющих воздействиях принимаются управляющей системой. Управляющее воздействие вырабатывается управляющей систе-

мой на основе модели объекта управления и информации обратной связи о его состоянии и условиях окружающей среды (рисунок 1):

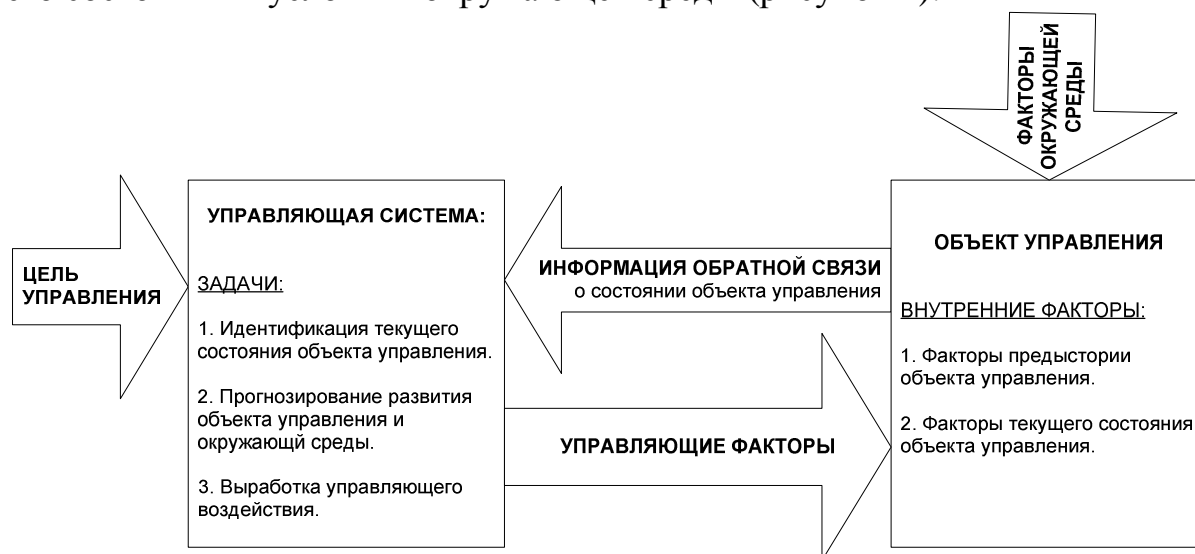


Рисунок 1. Цикл управления в замкнутых автоматизированных и автоматических системах управления (АСУ и САУ)

Автоматизированные и автоматические системы управления отличаются друг от друга *степенью формализации и степенью автоматизации* процесса выработки решения об управляющем воздействии:

– считается¹, что в системах автоматического управления (САУ) процесс выработки управляющего воздействия полностью автоматизирован, т.е. оно принимается управляющей системой автоматически, без участия человека [7];

– в автоматизированных системах управления (АСУ) решение об управляющем воздействии принимается управляющей системой с участием человека в процессе их взаимодействия [6].

Однако, по мнению авторов, методологически неверно представлять себе дело таким образом, как будто САУ принимают решение полностью самостоятельно, без какого-либо участия человека. Гораздо правильнее было бы сказать, что в случае САУ решение принимается человеком, который сконструировал и создал эти САУ и «заложил» в них определенные математические модели и реализующие их алгоритмы принятия решений, которые в процессе работы САУ просто *используются на практике*. Разве это не является участием человека? Следовательно, точнее было бы говорить не об участии или неучастии человека в принятии управляющих решений, а об его участии *в реальном времени* в случае АСУ и *отсроченном* участии в случае САУ.

Естественно, далеко не для всех видов объектов управления удастся построить их достаточно полную адекватную математическую модель, являющуюся основой для принятия управляющих решений. В более-менее

¹ См., например: <http://ru.wikipedia.org/wiki/Система%20управления>

полной мере это удастся сделать лишь для достаточно простых, в основном чисто технических систем², и именно для них удастся построить САУ. Для технологических же систем, а также других систем, включающих не только техническую компоненту, но людей в качестве элементов, это удастся сделать лишь в неполной мере, т.е. *степень формализации управления* такими системами ниже, чем в САУ. В этом случае в процессе выработки решения об управляющем воздействии остаются вообще неформализованные или слабо формализованные этапы, которые пока не поддаются автоматизации, и, поэтому, решения об управляющем воздействии не удастся принять на полностью формализованном уровне и тем самым полностью передать эту функцию системе управления. Этим и обусловлена необходимость включения человека непосредственно в цикл управления, что и приводит к созданию АСУ, в которых математические модели и алгоритмы используются не для принятия решений, а для создания человеку комфортных информационных условий, в которых он мог бы принимать решения на основе своего опыта и профессиональной компетенции. Поэтому и говорят, что АСУ не принимают решений, а лишь *поддерживают* принятие решений. Еще сложнее поддаются математическому моделированию и формализации биологические и экологические, а также социально-экономические и психологические системы, включающие отдельных людей и их коллективы, т.е. *сложные системы*. Поэтому сложные системы обычно являются слабо формализованными и на этой их особенности практически основано их определение³. Конечно, управление такими системами тоже осуществляется, но уже практически без использования математических моделей и компьютерных технологий, т.е. преимущественно на слабо формализованном интуитивном уровне на основе опыта и профессиональной компетенции экспертов и лиц, принимающих решения (ЛПР). При этом в соответствии с *принципом Эшби*⁴ управляемость сложных систем является неполной [2].

Таким образом, виды управления различными объектами управления можно классифицировать по степени формализации процесса принятия решений об управляющих воздействиях и, соответственно, по степени участия человека в этом процессе:

- *САУ*: автоматическое принятие решения без непосредственного участия человека в реальном времени;
- *АСУ*: поддержка принятия решений, т.е. создание комфортных информационных условий для принятия решений человеком в реальном времени;

² да и то лишь тех из них, которые не изменяются качественно в процессе штатной эксплуатации [1].

³ См., например: <http://e-educ.ru/tsisa15.html> «Признаком простой системы считают сравнительно небольшой объем информации, требуемый для ее успешного управления. Системы, в которых не хватает информации для эффективного управления, считают сложными».

⁴ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Эшби,%20Уильям>

– *менеджмент*: управление на слабо формализованном уровне практически без применения математических моделей [3].

Перспектива развития методов управления сложными системами, по мнению авторов, состоит в *повышении степени формализации процессов принятия решений* при выборе вариантов управляющих воздействий. Однако на пути реализации этой перспективы необходимо решить *проблему* разработки технологии, обеспечивающей *создание* формальной количественной модели *сложного объекта управления* на основе эмпирических данных о его поведении под действием различных факторов, модели, пригодной для решения задач прогнозирования и принятия решений.

В стационарных САУ и АСУ объект управления *не изменяется качественно* в процессе управления и, поэтому, его модель, созданная на этапе проектирования и создания системы управления не теряет адекватность и в процессе ее применения. Иначе обстоит дело в случае, когда *объект управления изменяется качественно непосредственно в процессе управления, т.е. является динамичным*. В этом случае модель объекта управления быстро теряет адекватность, как и управляющие воздействия, выработанные на ее основе. Реализация таких неадекватных управляющих воздействий приводит уже не к достижению цели управления, а к срыву управления. Поэтому проблема состоит не только в том, чтобы создать адекватную модель сложного объекта управления, но и в том, чтобы *сохранить ее адекватность при существенном изменении этого объекта*, т.е. при изменении характера взаимосвязей между воздействующими факторами и поведением объекта управления.

Это означает, что *система управления сложными динамичными объектами должна быть интеллектуальной*, т.к. именно системы этого класса позволяют проводить обучение, адаптацию или настройку модели объекта управления за счет накопления и анализа информации о поведении этого объекта при различных сочетаниях действующих на него факторов. Таким образом, решив первую проблему, т.е. разработав технологию создания модели сложного объекта управления, мы этим самым создаем основные предпосылки и для решения и второй проблемы, т.к. *для этого достаточно применить эту технологию непосредственно в цикле управления*.

Кратко рассмотрим, какие решения поставленной проблемы предлагаются в теории управления⁵ и в теории автоматизированного и автоматического управления⁶.

Чисто лингвистически термин: «Теория управления» является более общим, чем «Теория автоматического управления», т.е. теория управления должна включать в себя все методы управления: и слабо формализованные, и среднего (АСУ), и наивысшего уровня формализации (САУ). Одна-

⁵ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Теория%20управления>

⁶ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Теория%20автоматического%20управления>

ко если ознакомиться с соответствующей специальной литературой, то становится ясным, что в настоящее время под теорией управления фактически понимаются лишь слабо формализованные подходы к управлению, развиваемые в менеджменте и контроллинге. Но это именно те методы, степень формализации которых авторы и предлагают повышать в данной и других работах [4, 5].

Поэтому нам остается, по сути, попытаться перенести в теорию управления сложными динамическими биологическими, социально-экономическими и психологическими системами опыт решения подобных проблем из теории АСУ и особенно, как наиболее математизированной и детально разработанной, – теории САУ, т.е. теории автоматического управления (ТАУ). Для этого, основываясь на работах [6, 7, 8], кратко приведем необходимые для дальнейшего изложения сведения из ТАУ⁷.

В ТАУ принята следующая модель объекта управления (рисунок 2):

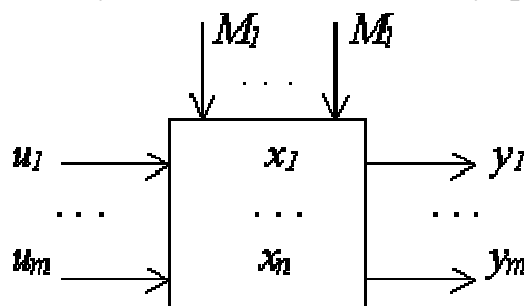


Рисунок 2. Модель многоканального объекта управления в ТАУ согласно [8]

На рисунке 2 использованы следующие обозначения [8]:

«– управляющие воздействия u_1, \dots, u_m – это входные сигналы объекта управления, с помощью которых влияют на режим работы объекта;

– выходные переменные y_1, \dots, y_m – это измеряемые выходные сигналы динамической системы;

– переменные состояния x_1, \dots, x_n – это внутренние, как правило, недоступные измерению переменные, которые определяют состояние объекта в каждый момент времени; причем $n \geq m$;

– возмущающие воздействия M_1, \dots, M_l – отражают случайные воздействия окружающей среды на объект управления и обычно недоступны измерению. Требование парирования их влияния и приводит к необходимости создания систем автоматического управления».

При этом цель управления задается с помощью входных (задающих) воздействий (сигналов), поступающих на вход системы управления и определяющих требуемые законы изменения выходных переменных (сигналов) объекта управления [8].

«Все переменные, которые характеризуют объект, удобно представить в векторной форме:

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} u_1 \\ \dots \\ u_m \end{bmatrix}; \quad \mathbf{y} = \begin{bmatrix} y_1 \\ \dots \\ y_m \end{bmatrix}; \quad \mathbf{x} = \begin{bmatrix} x_1 \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix}; \quad \mathbf{M} = \begin{bmatrix} M_1 \\ \dots \\ M_l \end{bmatrix}.$$

Входные воздействия на систему (или задание на регулятор) принято обозначать буквой v . Их число обычно совпадает с числом выходных переменных и изображается следующим вектором:

⁷ Эти необходимые для дальнейшего изложения сведения из-за их большого объема приведены 10-м шрифтом.

$$\mathbf{v} = \begin{bmatrix} \mathbf{v}_1 \\ \dots \\ \mathbf{v}_m \end{bmatrix}.$$

В зависимости от числа входных и выходных переменных выделяют:

– одноканальные объекты (или системы) – объекты, в которых есть только одна выходная переменная ($m=1$);

– многоканальные (многосвязные, многомерные, взаимосвязные) объекты (или системы) – объекты, в которых число выходных переменных больше единицы ($m>1$)» [8].

В системах автоматического управления (САУ) *математической моделью* объекта управления, которая отражает его реакцию (отклик) на воздействие различных факторов, является передаточная функция.

Согласно,⁸ «если $u(t)$ – входной сигнал одноканальной линейной стационарной системы, а $y(t)$ – её выходной сигнал, то передаточная функция $W(s)$ имеет вид:

$$W(s) = \frac{Y(s)}{U(s)} \quad (1)$$

где: $U(s)$ и $Y(s)$ – преобразования Лапласа для сигналов $u(t)$ и $y(t)$ соответственно:

$$U(s) = \mathcal{L}\{u(t)\} \equiv \int_{-\infty}^{\infty} u(t)e^{-st} dt \quad (2)$$

$$Y(s) = \mathcal{L}\{y(t)\} \equiv \int_{-\infty}^{\infty} y(t)e^{-st} dt \quad (3)$$

Для дискретных систем вводится понятие дискретной передаточной функции. Пусть $u(k)$ – входной дискретный сигнал такой системы, а $y(k)$ – её дискретный выходной сигнал, $k = 0, 1, 2, \dots$. Тогда передаточная функция $W(z)$ такой системы записывается в виде:

$$W(z) = \frac{Y(z)}{U(z)} \quad (4)$$

где $U(z)$ и $Y(z)$ – z-преобразования⁹ для сигналов $u(k)$ и $y(k)$ соответственно:

$$U(z) = \mathcal{Z}\{u(k)\} \equiv \sum_{k=0}^{\infty} u(k)z^{-k} \quad (5)$$

$$Y(z) = \mathcal{Z}\{y(k)\} \equiv \sum_{k=0}^{\infty} y(k)z^{-k} \quad (6)$$

Естественно, сложные системы являются многоканальными. Для таких систем передаточная функция «представляет собой матрицу со следующими компонентами:

$$W(p) = \begin{bmatrix} W_{11} & \dots & W_{1m} \\ \cdot & \dots & \cdot \\ W_{m1} & \dots & W_{mm} \end{bmatrix}, \quad (7)$$

⁸ См., например: <http://ru.wikipedia.org/wiki/передаточная%20функция>

⁹ См., например: <http://ru.wikipedia.org/wiki/Z-преобразование>

где $W_{ij}(p) = y_i / u_j$ - *скалярные передаточные функции*, которые представляют собой отношение выходной величины к входной в символической форме при нулевых начальных условиях ($i, j = \overline{1, m}$)

Собственными передаточными функциями i -го канала называются компоненты передаточной матрицы $W_{ii}(p) = y_i / u_i$, которые находятся на главной диагонали. Составляющие, расположенные выше или ниже главной диагонали, называются *передаточными функциями перекрестных связей между каналами* [8]¹⁰.

Рассмотрим теперь конструкции матричной математической модели АСК-анализа в сопоставлении с приведенными моделями из ТАУ [1, 11, 12].

Знание передаточной функции объекта управления позволяет:

- по входным параметрам определить выходные, т.е. решать задачу *прогнозирования* (прямая задача);
- по заданным целевым (желательным) выходным параметрам определять входные, т.е. *принимать решения* по выбору управляющих воздействий (*обратная* задача прогнозирования).

Факторы, воздействующие на поведение объекта управления, можно классифицировать на три основных группы:

1. Внутренние факторы, описывающие предысторию и текущее состояние объекта управления и определяющие его собственное движение при отсутствии внешних воздействий («самодвижение»).

2. Внешние факторы.

2.1. Управляющие или технологические факторы, – это внешние факторы, зависящие от управляющей системы.

2.2. Факторы окружающей среды, т.е. внешние «возмущающие» факторы, не зависящие от управляющей системы (при данном уровне развития технологий).

Необходимо отметить, что приведенная классификация факторов является классификацией по признакам, не имеющим отношения к их влиянию на поведение объекта управления, и это значит, что *в этом отношении или с этой точки зрения* они могут рассматриваться совершенно одинаково (однотипно, одним способом), т.е. *все вместе*, что и принято в автоматизированном системно-когнитивном анализе (АСК-анализ) [1, 11, 12]. Поэтому в АСК-анализе модель объекта управления, принятая в ТАУ и приведенная на рисунке 2, модифицируется следующим образом (рисунок 3):

¹⁰ <http://edu.nstu.ru/courses/tech/tau/demo/book/Sod27.htm> (нумерация формул изменена, подчеркивание мое, авт.)

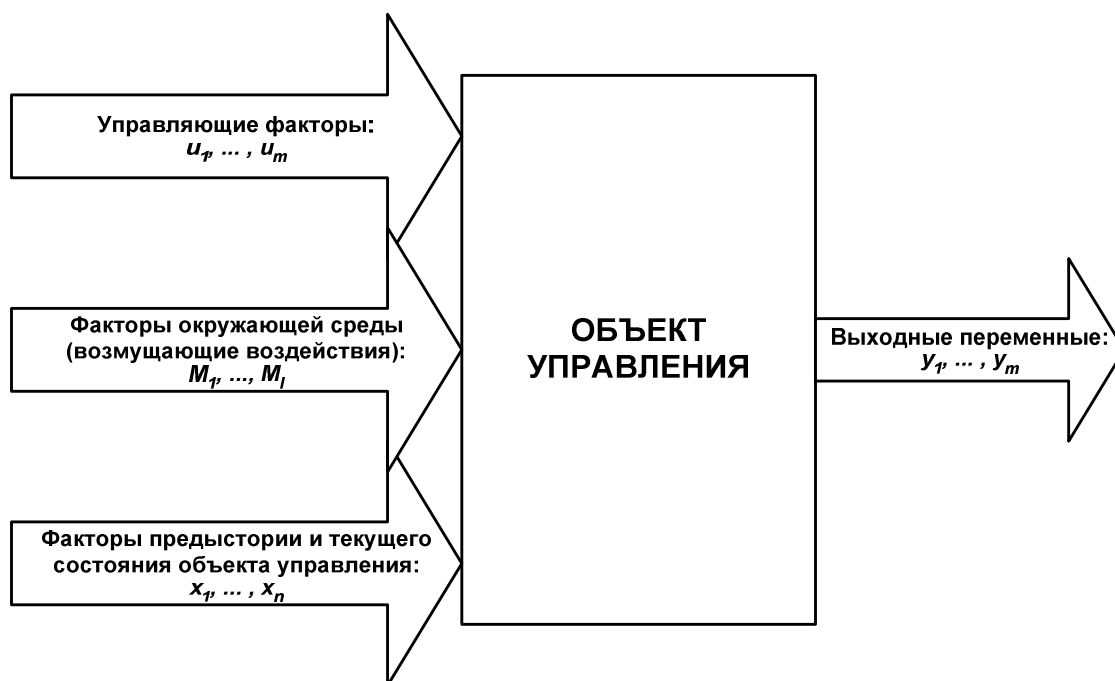


Рисунок 3. Модель многоканального объекта управления в АСК-анализе [1]

Конечно, из общих соображений понятно, что управляющие факторы и факторы окружающей среды влияют на выходные параметры объекта управления не непосредственно, а опосредованно его внутренним состоянием, т.е. сначала под их влиянием изменяется состояние объекта управления, а уже *после этого и вследствие этого*¹¹ соответствующим образом изменяется его поведение и выходные параметры. Поэтому в работе [17] обоснованно вводятся следующие матричные модели (матрицы):

A - матрица состояния системы (объекта), характеризует динамические свойства системы;

B - матрица управления (входа), характеризует воздействие входных переменных на переменные состояния;

C - матрица выхода по состоянию, характеризует связь выходных координат (как правило, это *измеряемые* переменные) с переменными состоянием;

D - матрица выхода по управлению, характеризующая непосредственное воздействие входов на выходы.

АСК-анализ подобный подход может быть реализован при создании многоуровневых семантических информационных моделей, эквивалентных многослойным нейронным сетям (см., например: [15, 16]). Рассмотрим теперь, как в АСК-анализе формируется *матричная модель объекта управления, являющаяся аналогом матричной передаточной функции* (1) и напрямую связывающая выходные параметры объекта управления с входными, причем входные параметры в соответствии с моделью объекта управления, представленной на рисунке 3, включают управляющие факто-

¹¹ Это как раз тот случай, когда и действительно *post hoc ergo propter hoc*

ры, факторы окружающей среды и факторы внутреннего состояния объекта управления (матрицы С и D).

В соответствии с моделью объекта управления, представленной на рисунке 3, введем вектор входных параметров $\overset{\mathbf{I}}{L} = \{L_i\}$, который мы будем называть «массив-локатор»: $L_i=n$, если i -й признак встречается у объекта n раз.

Такой подход соответствует использованию *номинальных и порядковых шкал* для формализации качественных (в т.ч. текстовых) переменных, и интервальных значений *числовых шкал* (шкал отношений) для формализации числовых значений входных переменных. Каждый входной фактор любого из трех типов, приведенных на рисунке 3, формализуется с помощью отдельной порядковой или числовой шкалы с градациями, которые мы будем называть «признаками». Таким образом, текстовые и числовые переменные в АСК-анализе обрабатываются *однотипно*.

Возникает естественный вопрос о том, а не является ли этот подход, основанный на замене чисел их интервальными значениями, каким-либо ограничением при формализации числовых переменных? Здесь необходимо отметить, что числа всегда отражают реальность с определенной погрешностью. По сути, вместо точных числовых значений всегда используются округленные с некоторой точностью, или, фактически, интервальные значения, включающие точные значения и погрешности их измерений. Аналогичный смысл имеет доверительный интервал. Поэтому диапазон значений любой числовой шкалы, используемой для формализации теоретически непрерывной¹² числовой величины, на практике всегда делится на некоторое *конечное* число интервалов N , количество которых по формуле $I = \log_2 N$ определяет максимальное¹³ количество информации I , получаемое при измерении, т.е. непрерывная величина заменяется дискретным набором интервальных значений и *это не является каким-либо ограничением*.

В этой связи кратко рассмотрим требования, предъявляемые в статистике к исходным данным¹⁴:

1. Данные должны быть максимально полными, но не отрывочными, случайно выхваченными.

2. Данные должны быть абсолютно достоверными и точными.

3. Данные должны соответствовать принципу единообразия, сопоставимости.

4. Данные должны соответствовать принципу своевременности (сбор должен быть организован только в *строго определенное время*, но кроме этого, данные должны быть представлены так же в *срочном порядке*). являются в принципе не выполнимыми.

¹² Если не учитывать квантовую природу явлений микромира и ряда явлений макро- и мега- масштабов.

¹³ Формула Хартли применима при равновероятных событиях и дает максимальное среднее количество информации по сравнению с не равновероятным распределением.

¹⁴ <http://ru.science.wikia.com/wiki/Методы%20сбора%20статистической%20информации.Репрезентативная%20выборка>

Первое требование для реальных сложных динамических объектов управления фактически никогда не удастся выполнить по причине большой размерности таких объектов и сложности получения информации по всем их параметрам.

Второе требование еще менее выполнимо, т.к. *абсолютно точное измерение* соответствует бесконечному количеству возможных вариантов результатов измерения N , и, соответственно (по формуле: $I = \log_2 N$), порождает бесконечное количество информации I . Понятно, что такое измерение должно будет занять *бесконечное количество времени* при любом сколь угодно высоком конечном трафике информационного канала, создающего датчик измерительной системы с носителем информации. Кроме того: а) за бесконечное время измерения измеряемый объект со всеми его параметрами, скорее всего, *изменится* или вообще перестанет существовать, как, впрочем, и измерительная система; б) для записи результата измерения потребуется носитель информации бесконечной емкости. Понятно, что если говорить не о бесконечной, а лишь об определенной точности, то она также зависит от времени измерения и эта связь раскрывается в принципе неопределенности Гейзенберга. Это принцип применим не только на микроуровне к квантовым явлениям, но и к макроскопическим, вполне классическим явлениям. Например, бессмысленно говорить о частотном спектре сигнала в какой-либо *момент* времени. Точность определения частоты тем выше, чем дольше мы наблюдаем за сигналом, теряя, таким образом, точность определения самого времени.¹⁵ С аналогичной ситуацией мы сталкиваемся, когда пытаемся определить скорость в какой-то определенной *момент* времени или в какой-то *точке* траектории, т.к. измерение скорости само занимает некоторое время и в принципе не может быть осуществлено мгновенно, и за время измерения объект измерения сместится. Поэтому из принципа неопределенности Гейзенберга следует принципиальное ограничение на максимальное количество информации, которое может быть получено в результате измерения (так называемая «информация Фишера»)¹⁶.

Третье требование сложно выполнимо для сложных систем, которые описываются значительным количеством разнородных по своей природе количественных и качественных параметров, измеряемых в различных единицах измерения. В АСК-анализе проблема сопоставимой в пространстве и времени обработки подобных данных решается путем отказа от обработки значений параметров и перехода к рассмотрению количества информации, которое содержится в этих значениях о поведении и выходных параметрах объекта управления [9, 10].

Четвертое требование тесно связано со вторым и находится с ним в явном противоречии, т.к. чем более «своевременными» (или как обычно

¹⁵ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Принцип%20неопределённости%20Гейзенберга>

¹⁶ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Информация%20Фишера>

говорят «актуальными») являются исходные данные, тем, очевидно, меньше их будет.

Таким образом, строго говоря, требования к исходным данным, предъявляемые в статистике, выполнить крайне сложно, если это вообще возможно, и, поэтому, корректность применения статистических методов для обработки подобных данных (неудовлетворяющих требованиям) находится под большим вопросом. Тем ни менее эти методы все равно применяются, и когда это делается над исходными данными, *не удовлетворяющими* сформулированным требованиям (а это типичная ситуация), то это делается некорректно. Метод АСК-анализа не является статистическим методом, не предъявляет столь жестких требований к исходным данным и предлагает способ решения этой проблемы на основе применения теории информации.

Исходной матрицей для построения матричной модели сложного динамического объекта управления в АСК-анализе является матрица абсолютных частот [1, 11, 12], являющаяся матрицей сопряженности (таблица 1):

**Таблица 1 – МАТРИЦА АБСОЛЮТНЫХ ЧАСТОТ
(МАТРИЦА СОПРЯЖЕННОСТИ)**

			Классы (целевые и нежелательные состояния объекта управления)					Сумма
			1	...	<i>j</i>	...	<i>W</i>	
факторы и их интервальные значения	Управляющие факторы	1	N_{11}		N_{1j}		N_{1W}	
		...						
	факторы окружающей среды	...						
		<i>i</i>	N_{i1}		$N_{ij} = \sum_{\forall eij}^{E,M,W} d_{ij}^e$		N_{iW}	$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij}$
	...							
	факторы состояния объекта управления	...						
<i>M</i>		N_{M1}		N_{Mj}		N_{MW}		
Суммарное количество признаков					$N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij}$		$N = \sum_{i=1}^M N_i$	
Суммарное количество объектов обучающей выборки					N_j		N	

В таблице 1 использованы обозначения [1, 12]:

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

N_j – суммарное количество встреч различных значений факторов у объектов, перешедших в j -е состояние;

N_i – суммарное количество встреч i -го значения фактора у всех объектов исследуемой выборки;

N – суммарное количество встреч различных значений факторов у всех объектов исследуемой выборки.

Первоначально при синтезе модели в матрице абсолютных частот все значения равны нулю. Затем организуется цикл по всем объектам обучающей выборки (e), каждый из которых описан двумя векторами: вектором входных параметров (значения факторов или признаки) и вектором выходных параметров (будущие состояния или классы). В каждом объекте организуется цикл по всем его признакам (i) и всем классам (j), к которым он относится (2):

$$N_{ij} = \sum_{\forall eij}^{E,M,W} d_{ij}^e \quad (8)$$

где:

– d_{ij}^e : напоминает дельта-функцию Дирака¹⁷:

$$d_{ij}^e = \begin{cases} 0, & \text{если у } e\text{-го объекта } j\text{-го класса нет } i\text{-го признака;} \\ 1, & \text{если у } e\text{-го объекта } j\text{-го класса } i\text{-й признак встречается 1 раз;} \\ n, & \text{если у } e\text{-го объекта } j\text{-го класса } i\text{-й признак встречается } n \text{ раз.} \end{cases}$$

– M : суммарное количество значений факторов (признаков) в модели;

– W : суммарное количество классов в модели;

– E : количество объектов обучающей выборки.

Затем в матрице абсолютных частот рассчитываются суммы по строкам (3), столбцам (4) и всей матрице (5):

$$N_i = \sum_{j=1}^W N_{ij} \quad (9)$$

$$N_j = \sum_{i=1}^M N_{ij} \quad (10)$$

$$N = \sum_{i=1}^M N_i \quad (11)$$

После этого на основе матрицы абсолютных частот с использованием выражений (6) рассчитывается матрица относительных частот или ча-

¹⁷ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Дельта-функция>

стостей (таблица 2), которую мы для удобства будем называть матрицей уловных и безусловных вероятностей¹⁸.

$$P_i = \frac{N_i}{N}; P_j = \frac{N_j}{N}; P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}. \quad (12)$$

где:

- индекс i обозначает признак (значение фактора): $1 \leq i \leq M$;
- индекс j обозначает состояние объекта или класс: $1 \leq j \leq W$;
- P_{ij} – условная вероятность наблюдения i -го значения фактора у объектов в j -го класса или, что тоже самое, условная вероятность перехода объекта в j -е состояние при условии действия на него i -го значения фактора;
- P_i – безусловная вероятность наблюдения i -го значения фактора по всей выборке;
- P_j – безусловная вероятность перехода объекта в j -е состояние (вероятность самопроизвольного перехода или вероятность перехода, рассчитанная по всей выборке, т.е. при действии *любого* значения фактора).

Таблица 2 – МАТРИЦА УЛОВНЫХ И БЕЗУСЛОВНЫХ ВЕРОЯТНОСТЕЙ

			Классы (целевые и нежелательные состояния объекта управления)				Безусловная вероятность признака	
			1	...	j	...		W
факторы и их интервальные значения	Управляющие факторы	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
		...						
	факторы окружающей среды	...						
		i	P_{i1}		P_{ij}		P_{iW}	P_i
	...							
	факторы состояния объекта управления	...						
M		P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}		
Безусловная вероятность класса					P_j			

¹⁸ Естественно, при этом, не будем забывать, что вероятности являются пределами, к которым асимптотически стремятся относительные частоты или частоты при неограниченном увеличении объема исследуемой выборки при условии сохранения ее эргодичности. Различие между вероятностью и частотью, т.е. смысловая погрешность применения термина «вероятность» вместо термина «частотью», быстро уменьшается при увеличении объема выборки и при 400 объектах не превышает 5%.

Придадим таблице 2 вид, сходный с видом матричной передаточной функции многоканального объекта управления. Для этого подставим в таблицу 2 выражения для вероятностей через абсолютные частоты с использованием (12) (таблица 3):

Таблица 3 – МАТРИЦА УЛОВНЫХ И БЕЗУСЛОВНЫХ ВЕРОЯТНОСТЕЙ В ФОРМЕ, АНАЛОГИЧНОЙ МАТРИЧНОЙ ПЕРЕДАТОЧНОЙ ФУНКЦИИ (1)

			Классы (целевые и нежелательные состояния объекта управления)					Безусловная вероятность признака
			1	...	j	...	W	
факторы и их интервальные значения	Управляющие факторы	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
		...						
	факторы окружающей среды	...						
		i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j}$		P_{iW}	$P_i = \frac{N_i}{N}$
		...						
	факторы состояния объекта управления	...						
M		P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}		
Безусловная вероятность класса					$P_j = \frac{N_j}{N}$			

Сравнивая выражения для матричной передаточной функции (7) с таблицей 3 мы видим, что *элементы* таблицы 3 по своей математической форме весьма напоминают скалярные передаточные функции $W_{ij}(p) = y_i/u_j$, представляющие собой отношение выходной величины к входной в символической форме при нулевых начальных условиях [8]. Это является вполне достаточным основанием для проведения глубокой аналогии между матрицей условных и безусловных вероятностей (таблица 3), с одной стороны, и матричной передаточной функцией (7), с другой стороны.

Очевидно, эта *аналогия*¹⁹ может быть проведена, *если* считать:

– входной величиной u_j – суммарное количество встреч i -го значения фактора по всей исследуемой выборке N_i ;

– выходной величиной y_i – суммарное количество встреч i -го значения фактора у объектов j -го класса N_{ij} ;

– скалярной передаточной функцией $W_{ij}(p)$ – условную вероятность (частоту) встречи встреч i -го значения фактора у объектов j -го класса или, *что тоже самое*, условную вероятность перехода объекта управления в j -е состояние *при условии* действия на него i -го значения фактора P_{ij} .

Но почему же это все не более чем аналогия или метафора? Дело в том, что передаточная функция²⁰ непрерывной одноканальной системы представляет собой отношение преобразования Лапласа выходной величины (3) к преобразованию Лапласа входной величины (2), что в символической форме при нулевых начальных условиях аналитически представляется в форме выражения (1). В дискретных системах, которые только и встречаются на практике, преобразование Лапласа заменяется его дискретным аналогом – z -преобразованием или преобразованием Лорана²¹ для входного (5) и выходного (6) сигналов, в результате чего выражение (1) преобразуется в выражение для дискретной передаточной функции (4).

Для многоканальной дискретной системы элементы матричной передаточной функции представляют собой передаточные функции одноканальных дискретных подсистем для соответствующих каналов и перекрестных связей. Поэтому получим аналитическую форму для дискретной передаточной функции, выраженную непосредственно через входные и выходные сигналы (13). Для этого подставим в выражение (4) формулы для их z -преобразований (5) и (6):

$$W(z) = \frac{\sum_{k=0}^{\infty} y(k)z^{-k}}{\sum_{k=0}^{\infty} u(k)z^{-k}} \quad (13)$$

Далее, подставим в таблицу 3 значения абсолютных частот с использованием выражений: (8), (9), (10), (11) и в результате получим таблицу 4:

¹⁹ будем называть ее 1-й аналогией или 1-й метафорой

²⁰ См., например: <http://ru.wikipedia.org/wiki/передаточная%20функция>

²¹ См., например: <http://ru.wikipedia.org/wiki/Z-преобразование>

Таблица 4 – МАТРИЦА УЛОВНЫХ И БЕЗУСЛОВНЫХ ВЕРОЯТНОСТЕЙ В ФОРМЕ, АНАЛОГИЧНОЙ МАТРИЧНОЙ ПЕРЕДАТОЧНОЙ ФУНКЦИИ (1) С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНАЛОГА Z-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ЛОРНА

			Классы (целевые и нежелательные состояния объекта управления)				Безусловная вероятность признака	
			1	...	j	...		W
факторы и их интервальные значения	Управляющие факторы	1	P_{11}		P_{1j}		P_{1W}	
		...						
	факторы окружающей среды	...						
		i	P_{i1}		$P_{ij} = \frac{\sum_{e=1}^{E,M,W} d_{ij}^e}{\sum_{i=1}^M N_{ij}}$		P_{iW}	$P_i = \frac{\sum_{j=1}^W N_{ij}}{\sum_{i=1}^M N_i}$
		...						
факторы состояния объекта управления	M	P_{M1}		P_{Mj}		P_{MW}		
Безусловная вероятность класса					$P_j = \frac{\sum_{i=1}^M N_{ij}}{\sum_{i=1}^M N_i}$			

Сравнивая выражение (13) с выражениями для P_{ij} , P_i , P_j (их смысл расшифрован выше) из таблицы 3, мы видим, что весьма похоже, но не тождественны, по своей математической форме. *Сходство* состоит в том, что все они представляют собой отношения сумм значений различных сигналов, которые могут быть интерпретированы как входные и выходные, а *различие* в том, что в z-преобразовании слагаемые в суммах умножаются на z^{-k} , где k – индекс суммирования. Кроме того, в z-преобразовании суммирование ведется до бесконечности, тогда как в реальных моделях, оно ограничено размерностью матриц модели.

Кратко рассмотрим *смысл* самого z-преобразования и этого степенного множителя и предложим аналогию, которая на взгляд авторов позволяет обоснованно предположить, что при определенных условиях матрица условных и безусловных вероятностей, представленная в таблице 3, является аналогом матричной передаточной функции многоканальной дискретной системы (7).

Рассмотрим простой *численный пример z-преобразования*, приведенный в электронном источнике: <http://www.inkcanon.com/predmet/cufr-obr-sig/page21.html>²².

Удобным способом представления цифровых последовательностей является Z-преобразование (Z-transform). Смысл его заключается в том, что последовательности чисел {x(k)} становится в соответствие функция комплексной переменной Z, которая определяется таким образом:

$$X(z) = \sum_{k=0}^{\infty} x(k)z^{-k}$$

Разумеется, функция X(z) определена только для тех значений z, при которых записанный ряд сходится. Область, в которой Z-преобразование сходится, называется областью сходимости.

Определим Z-преобразование для последовательности, изображенной на рисунке 4.

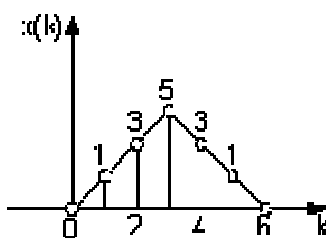


Рисунок 4. График дискретной функции для z-преобразования

Данная дискретная функция может быть представлена таблично:

k	0	1	2	3	4	5	6
X(k)	0	1	3	5	3	1	0

Z-преобразование данной функции имеет вид:

$$X(z) = \sum_{k=0}^{\infty} x(k)z^{-k} = 0z^{-0} + 1z^{-1} + 3z^{-2} + 5z^{-3} + 3z^{-4} + 1z^{-5} + 0z^{-6}$$

Данный ряд расходится, т.е. $x(k) = ?$ при $z = 0$. Следовательно, область сходимости – вся плоскость z, кроме точки $z = 0$. Поэтому слагаемое, соответствующее этой точке, отбрасываем и получаем:

$$X(z) = \sum_{k=1}^5 x(k)z^{-k} = z^{-1} + 3z^{-2} + 5z^{-3} + 3z^{-4} + z^{-5}$$

Из приведенного примера видно, что *коэффициенты z-преобразования являются значениями дискретной функции, подвергаемой этому преобразованию*. Если пытаться понять *смысл* этих коэффициентов, анализируя их роль в результате z-преобразования, т.е. в функции X(z), то они отражают степень, в которой в этой функции представлены комплексные экспоненты, то есть *гармонические* осцилляции различных частот и скоростей нарастания/затухания²³. Тот же смысл этих коэффициентов и в преобразовании Лапласа. В этом плане z-преобразование аналогично преобразованиям Фурье и Лапласа. Но преобразованиям Фурье определено на области: $[-\infty, +\infty]$, тогда как одностороннее преобразование Лапласа на области: $[0, +\infty]$. Поэтому считается, что преобразование Лапласа и z-

²² Пример дан 10-м шрифтом.

²³ См., например: <http://ru.wikipedia.org/wiki/Z-преобразование>. Комплексные экспоненты связаны с sin и cos формулой Эйлера: <http://ru.wikipedia.org/wiki/Формула%20Эйлера>

преобразование больше, чем преобразование Фурье, подходят для формального математического представления причинно-следственных зависимостей, но, конечно, *только при том условии, что входные и выходные сигналы интерпретируются как функции времени*. Кроме того, в разложении функции в ряд Фурье коэффициенты этого ряда, имеющие совершенно аналогичный смысл, *вычисляются*, а не задаются в качестве исходных значений дискретной функции, как в преобразованиях Лапласа и z-преобразовании, а исходной является функция, разлагаемая в ряд Фурье.

Если в выражении (13) положить $z=1$, то оно примет математическую форму, не отличающуюся от выражений для P_{ij} , P_i , P_j из таблицы 3. Из вышеизложенного ясно, что матрицу условных и безусловных вероятностей можно обоснованно считать матричной передаточной функцией, в которой рассматриваются отклики объекта управления не на гармонические оцилляциии различных частот и скоростей нарастания/затухания, а на единичные прямоугольные импульсы.

Z-преобразование получается из одностороннего дискретного преобразования Лапласа простой заменой переменных (14) [18]:

$$z = e^{sT} \tag{14}$$

где:

- s – комплексный аргумент: $s = i\omega$
- T – период дискретизации.

Согласно [18] смысл этой замены в том, чтобы все бесконечные периодические повторения нулей и полюсов дискретного фильтра в комплексной плоскости s преобразовать в одну точку в комплексной плоскости z (рисунок 5).

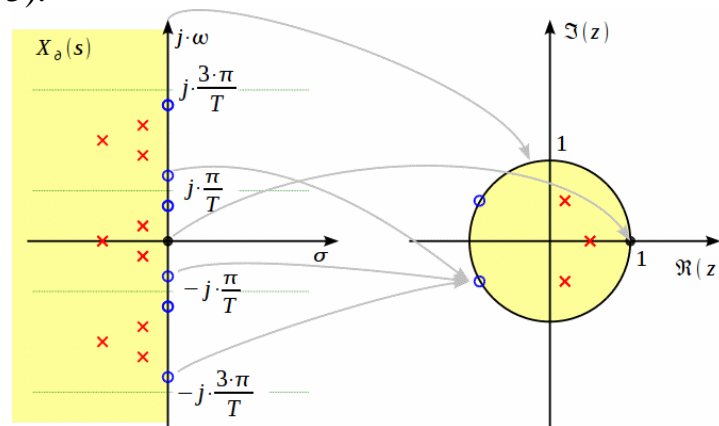


Рисунок 5. Отображение комплексной s -плоскости в комплексную z -плоскость согласно [18]

Обратная экспонента под суммой выражения (13) имеет два смысла: математический и физический. Математический смысл состоит в том, что добавление такого множителя к слагаемым некоторого ряда делает его сходящимся для широкого класса функций, возрастающих не быстрее экспоненты. Физический смысл состоит в более или менее быстром затухании последствий любого события с течением времени, причем, как правило, за-

кон затухания имеет экспоненциальный характер. Если бы это было иначе, то сколь угодно слабые воздействия могли бы приводить к сколь угодно большим последствиям, что приводило бы к хаосу и неустойчивости реальности, подобно «эффекту бабочки», описанного в рассказе Рэя Бредбери «И грянул гром»²⁴. Однако подобной хаотичности и неустойчивости на практике не наблюдается, следовательно «эффекта бабочки» не существует и последствия событий затухают с течением времени.

Сравним z-преобразование с представлением числа в виде ряда в позиционной системе счисления²⁵. Для этого продолжим рассмотрение вышеприведенного примера Z-преобразования дискретной функции (рисунок 4), представленной таблично:

k	0	1	2	3	4	5	6
X(k)	0	1	3	5	3	1	0

Z-преобразование данной функции имеет вид:

$$X(z) = \sum_{k=0}^6 x(k)z^{-k} = 0z^{-0} + 1z^{-1} + 3z^{-2} + 5z^{-3} + 3z^{-4} + 1z^{-5} + 0z^{-6}. \quad (15)$$

где $z \neq 0$.

Целое число x в системе счисления с основанием b представляется в виде конечной линейной комбинации цифр и степеней числа b :

$$x(b) = \sum_{k=0}^{n-1} a_k b^k, \quad (16)$$

где: a_k – это целые числа, называемые цифрами, удовлетворяющие неравенству $0 \leq a_k \leq (b-1)$. Каждая степень b^k в такой записи называется весовым коэффициентом разряда.

Из сравнения выражений (15) и (16) мы видим, что если произвести в них представленные в таблице 5 замены переменных, то получим одно и тоже математическое выражение, что означает эквивалентность выражений (15) и (16) как по форме, так и по содержанию.

Таблица 5 – ЗАМЕНЫ ПЕРЕМЕННЫХ В ВЫРАЖЕНИЯХ ДЛЯ Z-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ И ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ЧИСЛА В ВИДЕ РЯДА

Z-преобразование		Представление числа в виде ряда	
Обозначение	Интерпретация	Обозначение	Интерпретация
X(z)	Значение z-преобразования	x(b)	Число
x(k)	k-е значение дискретной функции	a _k	Цифра
z	$z = e^{sT}$	1/b	Обратная величина от основания системы счисления

²⁴ <http://ru.wikipedia.org/wiki/И%20грянул%20гром> <http://ru.wikipedia.org/wiki/Эффект%20бабочки>

²⁵ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Система%20счисления>

Основываясь на приведенной аналогии можно сделать два вывода:

1. Значения z-преобразования некоторой дискретной функции могут рассматриваться как числа, записанные в позиционной системе счисления с основанием $1/z = e^{-sT}$ (см. выражение (14)), при этом роль цифр играют значения дискретной функции.

2. Числа в любой позиционной системе счисления могут рассматриваться как значения z-преобразования дискретных функций, значения которых представлены цифрами, с помощью которых записываются эти числа.

Продолжим дальнейшее рассмотрение синтеза семантической информационной модели в системно-когнитивном анализе. Далее, непосредственно на основе матрицы абсолютных частот (таблица 1) или с использованием матрицы условных и безусловных процентных распределений (таблицы 2-4) с использованием количественных мер знаний (таблица 6) [1, 2, 9, 10, 11, 12, 14] получаем базу знаний (таблица 7):

Таблица 6 – РАЗЛИЧНЫЕ АНАЛИТИЧЕСКИЕ ФОРМЫ ЧАСТНЫХ КОЛИЧЕСТВЕННЫХ КРИТЕРИЕВ ЗНАНИЙ СОГЛАСНО [1, 10, 14]

Наименование модели знаний и частный критерий	Выражение для частного критерия	
	через относительные частоты	через абсолютные частоты
СИМ-1, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 1-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество признаков по j -му классу (предпоследняя строка таблицы 2)	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
СИМ-2, частный критерий: количество знаний по А.Харкевичу, 2-й вариант расчета вероятностей: N_j – суммарное количество объектов по j -му классу (последняя строка таблицы 2)	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$	$I_{ij} = \Psi \times \text{Log}_2 \frac{N_{ij} N}{N_i N_j}$
СИМ-3, частный критерий: разности между фактическими и теоретически ожидаемыми по критерию хи-квадрат абсолютными частотами	---	$I_{ij} = N_{ij} - \frac{N_i N_j}{N}$
СИМ-4, частный критерий: ROI - Return On Investment	$I_{ij} = \frac{P_{ij}}{P_i} - 1 = \frac{P_{ij} - P_i}{P_i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij} N}{N_i N_j} - 1$
СИМ-5, частный критерий: разность условной и безусловной вероятностей	$I_{ij} = P_{ij} - P_i$	$I_{ij} = \frac{N_{ij}}{N_j} - \frac{N_i}{N}$
СИМ-6, частный критерий: эластичность условной вероятности наблюдения признака в классе по отношению к аргументу [14]	$I_{ij} = \frac{\Delta P_{ij}}{\Delta i}$	$I_{ij} = \frac{N_{ij} - N_{i+1,j}}{N_j \Delta i}$
СИМ-7, частный критерий: эластичность значения когнитивной функции по отношению к ее аргументу [14, 19]	$E_{ij} = \frac{\Delta I_{ij}}{\Delta i}$	Различные аналитические представления, в зависимости от вида частного критерия I_{ij} в соответствии с СИМ-1-6

Таблица 7 – МАТРИЦА ЗНАНИЙ

			Классы (целевые и нежелательные состояния объекта управления)				Значимость фактора	
			1	...	<i>j</i>	...		<i>W</i>
факторы и их интервальные значения	Управляющие факторы	1	I_{11}		I_{1j}		I_{1W}	$s_1 = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{1j} - \bar{I}_1)^2}$
		...						
	факторы окружающей среды	...						
		<i>i</i>	I_{i1}		$I_{ij} = \Psi \times \log_2 \frac{P_{ij}}{P_i}$		I_{iW}	$s_i = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{ij} - \bar{I}_i)^2}$
	факторы состояния объекта управления	...						
		<i>M</i>	I_{M1}		I_{Mj}		I_{MW}	$s_M = \sqrt{\frac{1}{W-1} \sum_{j=1}^W (I_{Mj} - \bar{I}_M)^2}$
Степень редукции класса			S_1		S_j		S_W	$H = \sqrt{\frac{1}{(W \cdot M - 1)} \sum_{j=1}^W \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I})^2}$

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

$$\bar{I}_i = \frac{1}{W} \sum_{j=1}^W I_{ij} . \tag{17}$$

На основе анализа математической формы выражений для количественных мер знаний (таблица 6) можно высказать гипотезу о том, что каждое из этих выражений, по сути, представляет собой вариант скалярной передаточной функции, аналогичной элементу матричной передаточной функции (7), и, следовательно, база знаний (таблица 7) представляет собой вариант матричной передаточной функции.

Эта гипотеза основывается на следующих аналогиях и предположениях²⁶ (таблица 7):

– входная величина u_j аналогична или подобна (\sim) P_i , т.е. безусловной вероятности наблюдения *i*-го значения фактора по всей выборке;

– выходная величина $y_i \sim P_{ij}$ – условной вероятности наблюдения *i*-го значения фактора у объектов в *j*-го класса или, что тоже самое, условной вероятности перехода объекта в *j*-е состояние при условии действия на него *i*-го значения фактора;

²⁶ будем называть ее 2-й аналогией или 2-й метафорой

– скалярная передаточная функция $W_{ij}(p) \sim I_{ij}$ – знанию о том, что "объект перейдет в j-е состояние" если "на объект действует i-е значение фактора".

Общее между скалярной передаточной функцией из матрицы (7) и количественными мерами знаний из таблицы (7) состоит в том, что во все их выражения входят отношения, а *различие* – в том, что частные количественные меры знаний в таблице 7 нормированы к 0 (при отсутствии влияния значения фактора на переход объекта управления в j-е состояние), а в передаточной функции в этом случае, т.е. когда выходное воздействие тождественно входному, частные критерии равны 1.

Для этой нормировки используется логарифм, вычитание единицы и другие способы. Подобное нормирование удобно при использовании *аддитивного интегрального критерия*. Однако при использовании мультипликативного интегрального критерия, если частные критерии равны 1 в случае отсутствия воздействия как, например, в случае передаточной функции в которой выходной сигнал равен входному, то в этой нормировке к 0 нет необходимости.

Взятие логарифма от частных критериев может рассматриваться как формальный математически прием, обеспечивающий нужную нормировку. Но в этом есть и более глубокий смысл. Мультипликативный интегральный критерий преобразуется в аддитивный просто взятием логарифма от произведения (18):

$$K_j = \prod_{i=1}^M \frac{P_{ij}}{P_i} \quad \Bigg| \quad \text{Log} \quad (18)$$

$$\text{Log}K_j = \sum_{i=1}^M \text{Log} \frac{P_{ij}}{P_i}$$

При этом частные критерии, равные 1 при отсутствии воздействия, преобразуются в количественные меры знаний СИМ-1 и СИМ-2, представленные в таблице 6.

Казалось бы, *аддитивный интегральный критерий предполагает линейность объекта управления*, т.к. выполнение для него принципа суперпозиции, в этом случае результирующее воздействие на линейный объект управления *совокупности* факторов является суммой влияний на него каждого из этих факторов в отдельности. Проще говоря, *если объект управления линейный, то факторы не взаимодействуют друг с другом внутри объекта управления, т.е. являются не системой, а множеством факторов*. Однако в случае модели системно-когнитивного анализа это не так, т.е. не смотря на логарифмический вид частных критериев знаний и аддитивный интегральный критерий модель СК-анализа позволяет учесть *нелинейные* эффекты взаимодействия факторов. Это осуществляется следующим образом: из таблицы 6 мы видим, что в математические выражения

для всех частных критериев знаний входят величины²⁷, зависящие не только N_{ij} и N , но и от N_j и N . Благодаря этому и математической форме частных критериев знаний, если добавить в модель еще один фактор, тождественный одному из уже имеющихся, то количество знаний в каждом из них будет меньше, чем до этого.

Итак, количественные значения коэффициентов I_{ij} таблицы 7 являются знаниями о том, что "объект перейдет в j -е состояние" если "на объект действует i -е значение фактора".

Когда количество знаний $I_{ij} > 0$ – i -й фактор способствует переходу объекта управления в j -е состояние, когда $I_{ij} < 0$ – препятствует этому переходу, когда же $I_{ij} = 0$ – никак не влияет на это.

В векторе i -го фактора (строка матрицы знаний) отображается, какое количество знаний о переходе объекта управления в каждое из будущих состояний содержится в том факте, что данное значение фактора действует.

В векторе j -го состояния класса (столбец матрицы знаний) отображается, какое количество знаний о переходе объекта управления в соответствующее состояние содержится в каждом из значений факторов, представленных в модели.

Таким образом, матрица знаний (таблица 7) функционально эквивалента матричной передаточной функции (7), в которой входы (значения факторов) и выходы (будущие состояния объекта управления) связаны друг с другом знаниями, выраженными в битах.

*Такую матричную передаточную функцию, в которой элементами являются не скалярные передаточные функции, представляющие собой отношение выходной величины к входной в символической форме при нулевых начальных условиях²⁸, а знания, будем называть **когнитивной матричной передаточной функцией**.*

Фактически предложенная модель позволяет осуществить *синтез когнитивной матричной передаточной функции* для различных предметных областей непосредственно на основе эмпирических исходных данных и *продуцировать на их основе прямые и обратные правдоподобные (нечеткие) логические рассуждения по неклассическим схемам с различными расчетными значениями истинности*, являющимся обобщением классических импликаций [1].

Таким образом, данная модель позволяет *рассчитать какое количество знаний содержится в любом факте о наступлении любого события в любой предметной области, причем для этого не требуется повторно-*

²⁷ N_{ij} – суммарное количество наблюдений в исследуемой выборке факта: "действовало i -е значение фактора и объект перешел в j -е состояние"; N_j – суммарное количество встреч различных значений факторов у объектов, перешедших в j -е состояние; N_i – суммарное количество встреч i -го значения фактора у всех объектов исследуемой выборки; N – суммарное количество встреч различных значений факторов у всех объектов исследуемой выборки.

²⁸ Т.е. их преобразования Лапласа в непрерывном случае или z-преобразования в дискретном случае.

сти этих фактов. Если же эти повторности осуществляются и при этом наблюдается некоторая вариабельность значений факторов, обуславливающих наступление тех или иных событий, то модель обеспечивает **многопараметрическую типизацию**, т.е. синтез обобщенных образов классов или категорий наступающих событий с количественной оценкой силы и направления влияния на их наступление различных значений факторов. Причем эти значения факторов могут быть как количественными, так и качественными и измеряться в любых единицах измерения, в любом случае в модели оценивается количество знаний, которое в них содержится о наступлении событий, переходе объекта управления в определенные состояния или просто о его принадлежности к тем или иным классам.

Принципиально важно, что эти элементы когнитивной матричной передаточной функции не определяются экспертами на основе опыта интуитивным неформализуемым способом, а *рассчитываются непосредственно на основе эмпирических данных и теоретически обоснованной модели, хорошо зарекомендовавшей себя на практике при решении широкого круга задач в самых различных предметных областях.*

В этой связи кратко рассмотрим информационную модель деятельности специалиста и место систем искусственного интеллекта в этой деятельности [4]. Специалист, и тем более менеджер, в своей работе постоянно сталкивается с необходимостью решения интеллектуальных задач, связанных с идентификацией, прогнозированием и принятием решений (управлением) (рисунок 6)²⁹:

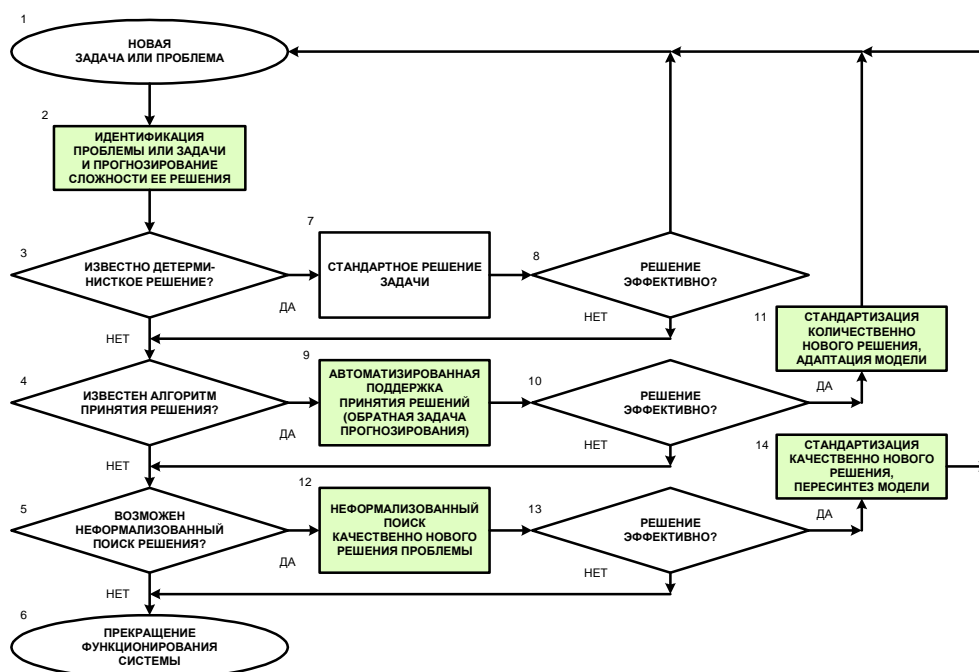


Рисунок 6. Информационная модель деятельности специалиста и место систем искусственного интеллекта в этой деятельности

²⁹ Информационная модель деятельности специалиста, представленная на рисунке 6, разработана на основе модели, впервые предложенной В.Н. Лаптевым (1984).

Дадим краткие пояснения к информационной модели деятельности специалиста, представленной на рисунке 6.

Блок 1. На вход системы поступает задача или проблема. Что именно неясно, т.к. чтобы это выяснить необходимо идентифицировать ситуацию и обратиться к базе данных стандартных решений с запросом, существует ли стандартное решение для данной ситуации.

Блок 2. Далее осуществляется идентификация проблемы или задачи и прогнозирование сложности ее решения. На этом этапе применяется интеллектуальная система, относящаяся к классу систем распознавания образов, идентификации и прогнозирования или эта функция реализуется специалистом самостоятельно "вручную".

Блок 3. Если в результате идентификации задачи или проблемы по ее признакам установлено, что точно имеется стандартное решение, то это означает, что на вход системы поступила *точно такая же* задача, как уже когда-то ранее встречалась. Для установления этого достаточно информационно-поисковой системы, осуществляющей поиск по точному совпадению параметров запроса и в применении интеллектуальных систем нет необходимости. Тогда происходит переход на блок 7, а иначе на блок 4.

Блок 4. Если установлено, что точно такой задачи не встречалось, но встречались *сходные, аналогичные*, которые могут быть найдены в результате обобщенного (нечеткого) поиска системой распознавания образов, то решение может быть найдено с помощью автоматизированной системы поддержки принятия решений путем решения *обратной задачи прогнозирования*. Это значит, что на вход системы поступила не задача, а проблема, имеющая количественную новизну по сравнению с решаемыми ранее (т.е. не очень сложная проблема). В этом случае осуществляется переход на блок 9, иначе – на блок 5.

Блок 5. Если установлено, что сходных проблем не встречалось, то необходимо качественно новое решение, поиск которого требует существенного творческого участия человека-эксперта. В этом случае происходит переход на блок 12, а иначе – на блок 6.

Блок 6. Переход на этот блок означает, что возможности поиска решения или выхода из проблемной ситуации системой исчерпаны и решения не найдено. В этом случае система обычно терпит ущерб целостности своей структуре и полноте функций, вплоть до разрушения и прекращения функционирования.

Блок 7. На этом этапе осуществляется реализация стандартного решения, соответствующего точно установленной задаче, а затем проверяется эффективность решения на блоке 8.

Блок 8. Если стандартное решение оказалось эффективным, это означает, что на этапах 2 и 3 идентификация задачи и способа решения осуществлены правильно и система может переходить к разрешению следующей *проблемной ситуации* (переход на блок 1). Если же стандартное реше-

ние оказалось неэффективным, то это означает, что проблемная ситуация идентифицирована как стандартная задача неверно и необходимо продолжить попытки ее разрешения с использованием более общих подходов, основанных на применении систем искусственного интеллекта (переход на блок 4), например, систем поддержки принятия решений.

Блок 9. Применяется автоматизированная система поддержки принятия решений, обеспечивающая решение обратной задачи прогнозирования. Отличие подобных систем от информационно-поисковых состоит в том, что они способны производить обобщение, выявлять силу и направление влияния различных факторов на поведение системы, и, на основе этого, по заданному целевому состоянию вырабатывать рекомендации по системе факторов, которые могли бы перевести систему в это состояние (обратная задача прогнозирования).

Блок 10. Если решение, полученное с помощью системы поддержки принятия решений, оказалось неэффективным, то это означает, что проблемная ситуация идентифицирована как аналогичная ранее встречавшимся неверно. Следовательно, что на вход системы поступила качественно новая, по сравнению с решаемыми ранее, т.е. сложная проблема. В этом случае необходимо продолжить попытки разрешения проблемы с использованием творческих неформализованных подходов с участием человека-эксперта и перейти на блок 5, иначе – на блок 11.

Блок 11. Информация об условиях и результатах решения проблемы заносится в базу знаний, т.е. стандартизируется. После чего база знаний количественно (не принципиально) изменяется, т.е. осуществляется ее адаптация. *В результате адаптации при встрече в будущем точно таких же проблемных ситуаций, как разрешенная, система уже будет разрешать ее не как проблему, а как стандартную задачу.*

Блок 12. На этом этапе с использованием неформализованных творческих подходов осуществляется поиск качественно нового решения проблемы, не встречавшейся ранее, после чего управление передается блоку 13.

Блок 13. Если решение, полученное экспертами с помощью неформализованных подходов, оказалось неэффективным, то это означает, что система терпит крах (осуществляется переход на блок 6). Если же адекватное решение найдено, то происходит переход на блок 14.

Блок 14. Стандартизация качественно нового решения, проблемы и пересинтез модели. Информация об условиях и результатах творческого решения проблемы заносится в базу знаний, т.е. стандартизируется. После этого база знаний качественно, принципиально изменяется, т.е. фактически осуществляется ее пересоздание (пересинтез). *В результате пересинтеза базы знаний при встрече в будущем проблемных ситуаций, аналогичных разрешенной, система уже будет реагировать на них как проблемы, ре-*

шаемые автоматизированными системами поддержки принятия решений.

Блоки информационной модели деятельности специалиста, в которых *в принципе могут* использоваться системы искусственного интеллекта, на рисунке 6 показаны со светло-зеленой заливкой:

– блоки 2 и 12: система распознавания образов, идентификации и прогнозирования;

– блоки 9, 11, 12 и 14: автоматизированная система поддержки принятия решений.

Однако в настоящее время специалист, как правило, решает все вышеперечисленные задачи **без использования систем искусственного интеллекта** (СИИ). Но чтобы эта *принципиальная возможность* применения СИИ превратилась в *практическую возможность* необходимо, чтобы существовала программная система искусственного интеллекта, созданная в универсальной постановке, не зависящей от предметной области. Благодаря универсальной постановке такая система поддерживала бы решение вышеперечисленных задач, решаемых управляющей системой САУ и АСУ, но не только для технических объектов управления, а в широком круге предметных областей, в том числе при управлении биологическими, экономическими и социально-психологическими системами. Это именно те области, в которых в настоящее время в основном применяются слабо формализованные методы управления без использования компьютерных технологий. Причины этого вполне понятны. Они связаны с тем, что применение математического аппарата матричных передаточных функций, развитого в теории САУ и АСУ, для управления столь сложными объектами управления представляется в настоящее время фактически невозможным из-за практической невозможности адекватного математического описания этих объектов управления. Между тем подобные системы давно существуют, например, Универсальная когнитивная аналитическая система «Эйдос» [1], обеспечивающая формирование когнитивных матричных передаточных функций сложных объектов управления на основе эмпирических данных. Однако чтобы эта практическая возможность стала *действительностью* необходимо с помощью системы «Эйдос» разработать соответствующие интеллектуальные приложения, а затем применить эти приложения на практике. Это в очень многих случаях уже сделано [1, 4, 5]³⁰, в том числе и автором с соавторами, но поле деятельности в этом направлении вообще не ограничено.

Есть два способа принятия решения о многофакторном управляющем воздействии, при которых выбирается система значений факторов для воздействия на объект управления:

³⁰ См., например: <http://ej.kubagro.ru/a/viewaut.asp?id=11> <http://lc.kubagro.ru/Aidos/Aidos.htm>

- многократное решение задачи прогнозирования при различных сочетаниях значений управляющих факторов;
- решение обратной задачи прогнозирования (а затем замена значений факторов с использованием результатов кластерного анализа, прогнозирование и принятие окончательного решения о выборе управляющего воздействия).

Выработка управляющего воздействия путем прогнозирования поведения объекта управления в результате воздействия на него различных сочетаний значений факторов приводит к комбинаторному взрыву и огромным затратам вычислительных ресурсов и времени. В результате весьма вероятна ситуация, когда принятие решения путем многократного прогнозирования и выбора наиболее подходящего варианта может занимать больше времени, чем длительность цикла управления (рисунок 1), что вообще неприемлемо.

Например, если в модели всего 3 описательных шкалы по 10 градаций в каждой, то выбор варианта управляющего воздействия путем прогнозирования поведения объекта управления при различных вариантах значений управляющих факторов потребовал бы 1000 прогнозов. Отметим, что на практике при решении реальных задач факторов (шкал) может быть не 3, а сотни и тысячи. Это делает выбор управляющего воздействия путем перебора вариантов прогнозов практически неосуществимым.

Выработка управляющего воздействия путем решения *обратной задачи прогнозирования*. Если при прогнозировании на основе знаний о системе действующих значений факторов определяется будущее поведение объекта управления, то при решении обратной задачи прогнозирования, наоборот, по заданному целевому состоянию объекта управления определяется такая система значений факторов, которая при воздействии на объект управления с наибольшей степенью обусловленности переводит его в это целевое состояние. Решение обратной задачи прогнозирования представляет собой просто выборку всех знаний из матрицы знаний о воздействии различных значений факторов на переход объекта управления в целевое состояние и сортировку этих значений факторов в порядке убывания количеств знаний в них. Если какие-либо значения факторов не удастся использовать на практике из-за их высокой стоимости или фактической недоступности соответствующих технологий, то можно используя результаты кластерного анализа [27] заменить эти значения факторов другими, сходными по действию на поведение объекта управления, но более доступными, а затем решить задачу прогнозирования с новым набором значений факторов. Если результат прогнозирования удовлетворительный, то принимается решение о выборе данного управляющего воздействия.

Рассмотрим, как в предлагаемой модели реализуются задачи идентификации, прогнозирования и принятия решений.

Рассмотрим поведение объекта управления при воздействии на него не одного, а целой *системы значений факторов*:

$$I_j = f(\overset{\mathbf{I}}{I}_{ij}). \quad (18)$$

В теории принятия решений скалярная функция I_j векторного аргумента называется *интегральным критерием*. Основная проблема состоит в выборе такого аналитического вида функции интегрального критерия, который обеспечил бы эффективное решение задач, решаемых управляющей системой САУ и АСУ.

Учитывая, что *частные критерии* (таблица 6) имеют смысл количества знаний, а знания, как и информация, является *аддитивной* функцией, предлагается ввести *интегральный критерий*, как аддитивную функцию от частных критериев в виде:

$$I_j = (\overset{\mathbf{I}}{I}_{ij}, \overset{\mathbf{L}}{L}_i). \quad (19)$$

В выражении (19) круглыми скобками обозначено скалярное произведение, т.е. свертка. В координатной форме это выражение имеет вид:

$$I_j = \sum_{i=1}^M I_{ij} L_i, \quad (20)$$

где:

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

$\overset{\mathbf{L}}{L}_i = \{L_i\}$ – вектор состояния предметной области (объекта управления), включающий все виды факторов, характеризующих объект управления, возможные управляющие воздействия и окружающую среду (массив-локатор), т.е. $L_i = n$, если i -й признак встречается у объекта n раз.

Таким образом, предложенный *интегральный критерий представляет собой суммарное количество знаний, содержащихся в системе значений факторов различной природы (т.е. факторах, характеризующих объект управления, управляющее воздействие и окружающую среду) о переходе объекта управления в то или иное будущее состояние.*

В многокритериальной постановке задача прогнозирования состояния объекта управления, при оказании на него заданного многофакторного управляющего воздействия I_j , сводится к максимизации интегрального критерия:

$$j^* = \arg \max_{j \in J} (\overset{\mathbf{I}}{I}_{ij}, \overset{\mathbf{L}}{L}_i), \quad (21)$$

т.е. к выбору такого состояния объекта управления, для которого интегральный критерий максимален.

Результат прогнозирования поведения объекта управления, описанного данной системой факторов, представляет собой список его возмож-

ных будущих состояний, в котором они расположены в порядке убывания суммарного количества знаний о переходе объекта управления в каждое из них.

Задача принятия решения о выборе наиболее эффективного управляющего воздействия является *обратной задачей* по отношению к задаче максимизации интегрального критерия (идентификации и прогнозирования), т.е. вместо того, чтобы по набору факторов прогнозировать будущее состояние объекта, наоборот, по заданному (целевому) состоянию объекта определяется такой набор факторов, который с наибольшей эффективностью перевел бы объект управления в это состояние.

Предлагается еще одно обобщение фундаментальной леммы Неймана-Пирсона, основанное на косвенном учете корреляций между информативностями в векторе состояний при использовании средних по векторам. Соответственно, вместо простой суммы количеств информации предлагается использовать корреляцию между векторами состояния и объекта управления, которая количественно измеряет степень сходства этих векторов:

$$I_j = \frac{1}{S_j S_l A} \sum_{i=1}^M (I_{ij} - \bar{I}_j) (L_i - \bar{L}), \quad (22)$$

где:

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

\bar{L} – среднее по вектору идентифицируемой ситуации (объекта).

S_j – среднее квадратичное отклонение информативностей вектора класса;

S_l – среднее квадратичное отклонение по вектору распознаваемого объекта.

Выражение (22) получается непосредственно из (20) после замены координат перемножаемых векторов их стандартизированными значениями:

$$I_{ij} \rightarrow \frac{I_{ij} - \bar{I}_j}{S_j}, \quad L_i \rightarrow \frac{L_i - \bar{L}}{S_l}.$$

Необходимо отметить, что выражение для интегрального критерия сходства (22) по своей математической форме является *корреляцией* двух векторов. Это означает, что если эти вектора являются суммой двух сигналов: полезного и белого шума, то при достаточно большой выборке *при расчете интегрального критерия белый шум практически не будет играть никакой роли*, т.е. его корреляция с самими собой равна нулю по определению. Поэтому интегральный критерий сходства объекта со случайным набором признаков с любыми образами классов, или реального объ-

екта с образами классов, сформированными случайным образом, будет равен нулю. Это означает, что **выбранный интегральный критерий сходства является высокоэффективным средством подавления белого шума и выделения полезной информации из шума**, который неизбежно присутствует в эмпирических данных.

Важно также отметить **нemetрическую природу** предложенного интегрального критерия сходства, благодаря чему его применение является **корректным и при неортонормированном семантическом информационном пространстве, каким оно в подавляющем количестве случаев и является, т.е. в общем случае.**

Если применить предлагаемые модели для конкретизации схемы цикла управления, представленного на рисунке 1, и информационной модели деятельности специалиста (рисунок 6), то получим представленную на рисунке 7 параметрическая модель рефлексивной АСУ активными объектами (системами), впервые приведенную в работе [1]. В работах [4, 5] приведены подобные схемы ряда конкретных применений системно-когнитивного анализа и системы «Эйдос» для интеллектуального управления сложными системами.

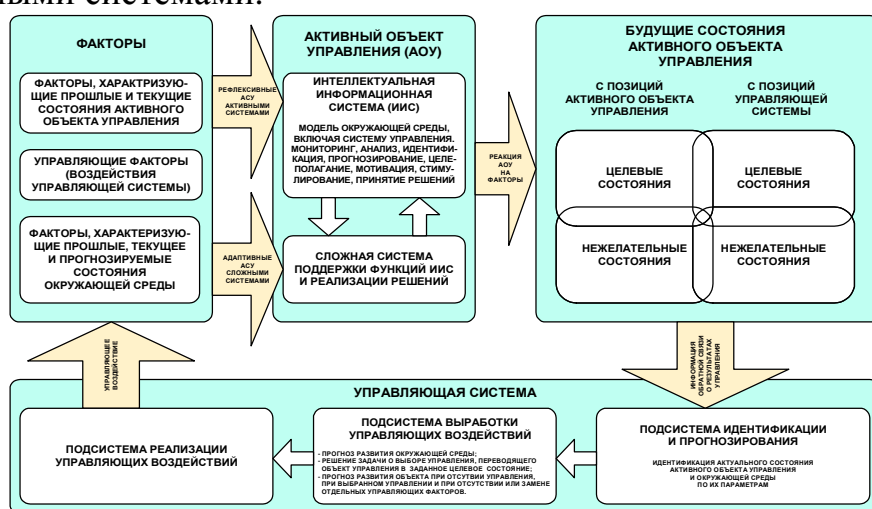


Рисунок 7. Параметрическая модель рефлексивной АСУ активными объектами (системами)

Рассмотренные выше матрицы условных и безусловных вероятностей, а также матрица знаний, могут рассматриваться не только как аналоги матричной передаточной функции, но и как **матричные коэффициенты передачи**³¹, элементы которых являются коэффициентами передачи между значениями факторов и классами, соответствующими переходам объекта управления в будущие состояния. Безразмерные относительные коэффициенты передачи используются и в экономике и называются эластичность [14] и также могут быть использованы качестве меры знаний. Со-

³¹ <http://ru.wikipedia.org/wiki/Коэффициент%20передачи>

гласно [8] «передаточные функции принято записывать в стандартной форме:

$$W(p) = k \frac{d_m p^m + \dots + d_1 p + 1}{c_n p^n + \dots + c_1 p + 1}, \quad (24)$$

где $k = b_0 / a_1$ – коэффициент передачи». ³² Таким образом, можно сделать вывод, что коэффициент передачи – это матричная передаточная функция при начальных условиях.

Выводы.

Таким образом, в статье рассмотрена глубокая взаимосвязь между теорией автоматизированного и автоматического управления и системно-когнитивным анализом и его программным инструментарием – системой «Эйдос» в их применении для интеллектуального управления сложными системами. Предлагается технология, позволяющая на практике реализовать интеллектуальное автоматизированное и даже автоматическое управление такими объектами управления, для которых ранее управление реализовалось лишь на слабоформализованном уровне, как правило, без применения математических моделей и компьютеров. К таким объектам управления относятся, например, технические системы, штатно качественно-изменяющиеся в процессе управления, биологические и экологические системы, социально-экономические и психологические системы.

О применении САУ для управления подобными сложными системами в настоящее время не может быть речи из-за практической невозможности их адекватного описания с применением дифференциальных уравнений. Вместе с тем, перспектива развития методов управления сложными системами состоит в *повышении степени формализации процессов принятия решений* при выборе вариантов управляющих воздействий. Предлагается технология, обеспечивающая *создание* формальной количественной модели *сложного объекта управления* на основе эмпирических данных о его поведении под действием различных факторов, модели, пригодной для решения задач прогнозирования и принятия решений. В предлагаемой технологии есть ряд аналогий с методами САУ и АСУ, рассмотрению которых и посвящена статья. Естественно, предложенная технология не рассматривается авторами как альтернатива САУ и АСУ в тех областях, где их применение хорошо освоено и предлагается лишь как вариант повышения степени формализации при управлении сложными системами, управление которыми, как правило, осуществляется вообще без использования математических моделей и компьютерных технологий.

Сформулированы и обоснованы гипотезы о том, что матрица условных и безусловных процентных распределений и матрицы знаний с различными количественными мерами знаний, могут рассматриваться как

³² <http://edu.nstu.ru/courses/tech/tau/demo/book/Sod27.htm>

матричные передаточные функции, т.е. модели сложных многофакторных динамических объектов управления, на основе которых могут успешно решаться основные задачи, решаемые с применением матричных передаточных функций: задача прогнозирования поведения объекта управления под действием системы факторов и задача выработки такого управляющего воздействия, которое переведет объект управления в заранее заданное целевое состояние.

Материалы статьи могут быть использованы при проведении лекционных и лабораторных занятий по дисциплинам: «Основы теории управления (теория автоматического управления) (ТАУ)», «Автоматизированные системы управления (АСУ)», «Эффективность АСУ», «Интеллектуальные информационные системы» и «Концепции современного естествознания» для различных специальностей, а также для решения перечисленных в начале статьи и других задач того же типа в различных предметных областях.

Литература³³

1. 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.
2. Луценко Е.В. Исследование влияния подсистем различных уровней иерархии на эмерджентные свойства системы в целом с применением АСК-анализа и интеллектуальной системы "Эйдос" (микроструктура системы как фактор управления ее макросвойствами) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2012. – №01(75).– Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2012/01/pdf/52.pdf>, 2,688 у.п.л.
3. Орлов А.И. Менеджмент. Учебник. / А.И.Орлов.– М.: Издательство «Изумруд», 2003. – 298 с. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://orlovs.pp.ru/econ/managem.zip>
4. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Лаптев В.Н. Теоретические основы и технология применения системно-когнитивного анализа в автоматизированных системах обработки информации и управления (АСОИУ) (на примере АСУ вузом). Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2009. – 536 с.
5. Луценко Е.В., Коржаков В.Е., Ермоленко В.В. Интеллектуальные системы в контроллинге и менеджменте средних и малых фирм: Под науч. ред. д.э.н., проф. Е.В.Луценко. Монография (научное издание). – Майкоп: АГУ. 2011. – 392 с.
6. Меньков А.В. Теоретические основы автоматизированного управления / А.В. Меньков, В.А. Острейковский. – Учебник для вузов. – М.: Издательство Оникс, 2005. – 640 с.
7. Воевода А.А. Матричные передаточные функции: учеб. пособие под ред. А.С.Вострикова; Новосиб. гос. техн. ун-т, г.Новосибирск, 1983 г., – 94 стр. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://www.twirpx.com/file/166174/>
8. Востриков А.С., Французова Г.А., Шпилевая О.Я. Теория автоматического управления линейных систем. Учебное пособие. – Новосибирск: НГТУ, 2011. [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://edu.nstu.ru/courses/tech/tau/demo/book/M1.htm>
<http://edu.nstu.ru/courses/tech/tau/demo/book/Sod27.htm>
9. Луценко Е.В. Методологические аспекты выявления, представления и использования знаний в АСК-анализе и интеллектуальной системе «Эйдос» / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного универси-

³³ Для удобства читателей некоторые из работ приведены на сайте одного из авторов: <http://lc.kubagro.ru>

тета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №06(70). С. 233 – 280. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0197. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/06/pdf/18.pdf>, 3 у.п.л.

10. 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(71). С. 528 – 576. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0253. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/07/pdf/40.pdf>, 3,062 у.п.л.

11. 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(36). С. 193 – 211. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0015. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/02/pdf/12.pdf>, 1,188 у.п.л.

12. Луценко Е.В. Математическая сущность системной теории информации (СТИ) (Системное обобщение формулы Больцмана-Найквиста-Хартли, синтез семантической теории информации Харкевича и теории информации Шеннона) / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2008. – №08(42). С. 76 – 103. – Шифр Информрегистра: 0420800012\0114. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2008/08/pdf/04.pdf>, 1,75 у.п.л.

13. Луценко Е.В. Типовая методика и инструментарий когнитивной структуризации и формализации задач в СК-анализе / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2004. – №01(3). С. 388 – 414. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2004/01/pdf/16.pdf>, 1,688 у.п.л.

14. Луценко Е.В. Численный расчет эластичности объектов информационной безопасности на основе системной теории информации / Е.В. Луценко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2003. – №01(1). С. 16 – 27. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/05.pdf>, 0,75 у.п.л.

15. 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(1). С. 79 – 91. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2003/01/pdf/11.pdf>, 0,812 у.п.л.

16. Луценко Е.В. Синтез многоуровневых семантических информационных моделей активных объектов управления в системно-когнитивном анализе / Е.В. Луценко, И.Л. Наприев // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2007. – №04(28). С. 89 – 110. – Шифр Информрегистра: 0420700012\0081. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2007/04/pdf/11.pdf>, 1,375 у.п.л.

17. Толмачев В.А. Теория электропривода. Ч.2. Замкнутые системы. Учебное пособие. С Петербургский государственный институт точной механики и оптики (технический университет). [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ets.ifmo.ru/tolmachev/ouems/lec2/lec2.htm>
<http://www.ets.ifmo.ru/tolmachev/ouems/ouems.htm>

18. Бахурин С.А. Дискретные сигналы. Преобразование Лапласа дискретного сигнала. Z-преобразование. Разностное уравнение дискретного фильтра. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.dsplib.ru/content/filters/ch9/ch9.html>

19. Луценко Е.В. Метод визуализации когнитивных функций – новый инструмент исследования эмпирических данных большой размерности / Е.В. Луценко, А.П. Трунев, Д.К. Бандык // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета (Научный журнал КубГАУ) [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2011. – №03(67). С. 240 – 282. – Шифр Информрегистра: 0421100012\0077. – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2011/03/pdf/18.pdf>, 2,688 у.п.л.