

18. Kobak V.G., Rudova I.Sh., Zhukovskiy A.G., Shvidchenko S.A. Ispol'zovanie sil'noy mutatsii pri reshenii zadachi kommivoyazhera [Using strong mutation in solving the traveling salesman problem], *Sovremennye tendentsii razvitiya nauki i tekhnologii* [Modern trends in the development of science and technology], 2016, No. 6-1.
19. Rudova I.Sh., Kobak V.G. Reshenie zadachi kommivoyazhera modifitsirovannoy model'yu Goldenberga s pomoshch'yu sovmestnogo ispol'zovaniya murav'inogo i geneticheskogo algoritmov: svidetel'stvo o gosudarstvennoy registratsii programm dlya EVM. 2016610345; data registratsii 11.01.16 g. [The solution to the traveling salesman problem a modified model of Goldenberg with sharing the ant and genetic algorithms: a certificate of state registration of computer programs. 2016610345; registration date 11.01.16].
20. TSP_LIB. Available at: <http://comopt.ifl.uni-heidelberg.de/software/TSPLIB95/> (Accessed 20 February 17).

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.М. Курейчик.

Кобак Валерий Григорьевич – Донской государственный технический университет; e-mail: valera33305@mail.ru; г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1; тел.: 89185802189; кафедра программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем; д.т.н.; профессор.

Рудова Ирма Шалвовна – e-mail: irmuse4ka@rambler.ru; тел.: 89518495586; кафедра программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем; аспирант.

Kobak Valerij Grogor'evich – Don State Technical University; e-mail: valera33305@mail.ru; 1, Gagarin sq., Rostov-on-Don, Russia; phone: +79185802189; the department of software computer technology and automated systems; dr. of eng. sc.; professor.

Rudova Irma Shavlovna – e-mail: irmuse4ka@rambler.ru; phone: +79518495586; the department of software computer technology and automated systems; postgraduate student.

УДК 007:519.816

DOI 10.23683/2311-3103-2017-3-148-157

С.М. Ковалев, А.Н. Шабельников

ИЕРАРХИЧЕСКИЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЙ ПРЕПРОЦЕССИНГ НЕЧЕТКО-СТОХАСТИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ В ИНТЕГРИРОВАННЫХ СИСТЕМАХ ДИНАМИЧЕСКОГО ТИПА

Предлагается новая методология обработки первичной информации в интегрированных системах управления динамическими процессами с использованием методологии иерархического интеллектуального препроцессинга. Разрабатываемая методология позволяет не только устранять в первичных данных различного рода шумы и искажения, но также осуществлять их адекватную интерпретацию для последующего принятия решений. В основу иерархического интеллектуального препроцессинга положены модели на основе знаний. На нижних иерархических уровнях ключевую роль играют знания о процессах, порождающих первичную информацию и позволяющие организовать эффективную "очистку" первичных данных от шумов и помех, на верхних уровнях – функциональные знания о технологическом процессе и целях управления, позволяющие повысить эффективность вырабатываемых решений. В качестве базового механизма принятия решений на нижнем уровне интеллектуального препроцессинга выступает гибридная схема нечетко-стохастического вывода, позволяющая одновременно учесть динамичность информации вместе с факторами нечеткостной и стохастической неопределенности. На верхнем уровне полученные результаты отображаются на прагматическую шкалу укрупненных оценок, представленную относительно небольшим числом лингвистических значений, обеспечивающих возможность выработки решений с допустимым уровнем неточности. Принципиальной особенностью предложенной гибридной схемы нечеткого вывода является интеграция в схему вывода стохастическую информацию о законах распределения изме-

ряемых величин, а также нечеткую информацию о характере функций принадлежности. На верхнем уровне гибридной схемы используются гранулярные логические модели. Механизм принятия решений основывается на гранулярной логической семантике. Рассматривается применение элементов логико-алгебраического подхода к интерпретации и анализу лингвистических данных.

Интеллектуальные системы; иерархический интеллектуальный препроцессинг; неопределенность в измерениях; многозначные логики; гибридная схема нечетко-стохастического вывода.

S.M. Kovalev, A.N. Shabelnikov

HIERARCHICAL INTELLIGENT PREPROCESSING OF FUZZY-STOCHASTIC INFORMATION IN INTEGRATED DYNAMICAL SYSTEMS

This paper proposes a new primary information processing methodology in integrated dynamical process control systems, which is based on the methods for hierarchical intelligent preprocessing. Proposed methodology allows not only to eliminate various noises and distortions in primary data, but also to realize their adequate interpretation for the following decision making. As the basis of the hierarchical preprocessing, knowledge models are used. Lower hierarchical levels use process knowledge, which generate primary information and allow organizing an effective clearing of primary information from noises and distortions, higher ones use functional knowledge about technological process and control aims, which allow to increase efficacy of decision making. As a basic decision making engine, hybrid fuzzy stochastic scheme is used on lower level. The scheme models of dynamic character of information together with fuzzy and stochastic uncertainties are used. Upper level maps obtained results into pragmatic scale of aggregated estimates, which is presented by a small number of linguistic values, which provides the possibility of decision making with acceptable level of uncertainty. The key feature of proposed hybrid fuzzy inference scheme is integration of both stochastic information about distributions of measured variables and fuzzy information about membership functions behavior. Top level of hybrid system uses granular logical models. Decision making algorithm is based on granular logical semantics. Application of logic-algebraic approach is considered for interpretation and analysis of linguistic data.

Intelligent systems; hierarchical intelligent preprocessing; measurement uncertainty; multi-valued logics; hybrid fuzzy stochastic scheme.

Введение. Современные автоматизированные системы управления технологическими процессами являются высоко интегрированными системами и должны обладать развитыми средствами сбора и обработки информации [1, 2]. При этом обработка информации в таких системах должна сводиться не просто к очистке «сырых» данных от различного рода помех, шумов и искажений, но также и к ее осмысленной корректировке и адекватной интерпретации для последующего принятия решений. Частично эти задачи способны решать системы интеллектуального препроцессинга (ИП) [3, 4], обеспечивающие первичную обработку информации с привлечением интеллектуальных моделей на основе знаний, имеющих иерархическую организацию. На нижних иерархических уровнях ключевую роль играют знания о процессах, порождающих первичную информацию и позволяющие организовать эффективную «очистку» первичных данных от шумов и помех, на верхних уровнях – функциональные знания о технологическом процессе и целях управления, позволяющие повысить эффективность вырабатываемых решений. Оба иерархических уровня обработки информации являются взаимосвязанными и функционируют в рамках единой интеллектуальной среды (Ambient Intelligence Systems) [5–7], в которой осуществляется иерархический интеллектуальный препроцессинг информации (ИИП).

Ключевую роль в ИИП играет механизм иерархического гранулирования информации [8], в соответствии с которым на нижнем уровне осуществляются детализированные измерения количественной информации, а на верхнем уровне полу-

ченные результаты отображаются на прагматическую шкалу укрупненных оценок, представленную относительно небольшим числом лингвистических значений, обеспечивающих возможность выработки решений с допустимым уровнем неточности. При формировании лингвистической шкалы и разработки методов отображения на нее мелкозернистой информации следует учитывать две важные особенности первичной информации. Первая связана с динамической природой первичной информации, обусловленной динамикой технологических процессов, инициирующих появление первичных данных на выходе измерительных систем. Динамичность информации обуславливает необходимость осуществлять упреждающее прогнозирование данных на выходе измерительных систем с учетом имеющихся знаний о порождающих процессах, и выносить решения на основе сравнительного анализа априорной и апостериорной информации. Вторая особенность связана с наличием фактора неопределенности, как неотъемлемого атрибута любых измерений. Он включает в себя множество различных, так называемых, не-факторов знаний [9], обусловленных стохастической природой информации, неполнотой и неточностью знаний о свойствах объекта и условиях измерений, нечеткостью целей и критериев достоверности измерений. Для ИИП в технических и организационно-технологических системах наиболее характерными НЕ-факторами являются стохастическая неопределенность, обусловленная влиянием шумовых процессов в измерительной аппаратуре и несовершенством приборов, и нечеткие факторы, обусловленные неполнотой знаний о процессах порождения первичной информации на выходе измерительной системы, нечеткостью целей измерения и субъективной природой приемника информации – лица принимающего решения.

С учетом сказанного одной из ключевых задач, возникающих при разработке общей методологии ИИП, является гранулирование информации, имеющей динамическую природу, с учетом упомянутых выше атрибутов неопределенности измерений.

В настоящей статье предлагается новый подход к гранулированию динамической информации в системах ИИП на основе использования гибридных схем нечетко-стохастического вывода на нижнем иерархическом уровне, а также рассматривается применение элементов логико-алгебраического подхода к интерпретации и анализу данных на верхнем уровне ИИП.

Гибридная схема нечетко-стохастического вывода в ИИП. Объектами измерений в автоматизированных системах управления являются данные о динамике контролируемых процессов, появляющиеся на выходе сенсорных и измерительных систем и представленные в виде временных рядов (ВР) числовых значений:

$$U = (x_1, x_2, \dots, x_n), \quad (1)$$

$x_i = x(t_i)$ – числовые значения, характеризующие состояния контролируемого процесса, наблюдаемые на выходе измерителя в i -е моменты времени.

Рассмотрим механизм влияния двух основных факторов неопределенности – нечеткостного и стохастического, – на процесс измерения информации, содержащейся во ВР, а также способ описания взаимодействия этих факторов, положенный в основу нечетко-стохастического вывода [10].

Стохастическая неопределенность обусловлена воздействием на наблюдаемые значения x_i шумовых процессов, протекающих в измерительной системе и окружающей среде. Модель шумового процесса представим в виде случайной величины \mathcal{E} с плотностью распределения вероятностей $\rho(\mathcal{E})$. Воздействие шума на состояние процесса, характеризуемое наблюдаемым значением x_i , представляется сложе-

нием детерминированной величины $X = x_i$ и случайной величины \mathcal{E} , результатом которого является случайная величина с плотностью распределения

$$\rho(x) = \rho(x - x_i). \quad (2)$$

Случайные числовые значения x поступают на вход приемника информации. В системе ИИП в качестве приемника информации выступает ЛПР, обладающее знаниями, как о процессах порождения первичной информации, так и о процессах принятия решений по достижению конечных целей управления. Поэтому ЛПР имеет представление о минимально-необходимом уровне детализации первичной информации с учетом конечной цели принятия решений.

Например, опытный электромеханик, обслуживающий напольные устройства в системах горючей автоматизации на железнодорожных сортировочных станциях, имеет достаточно полное представление о динамике изменения давления в пневмосети вагонного замедлителя (ВГЗ) – устройства торможения скатывающихся с горки отцепов. При этом в данных, поступающих с электропневматических датчиков, ключевой информацией для принятия решений (диагностирование ВГЗ, смена режима управления и др.) является вероятность появления событий, связанных с резкими изменениями давления в пневмосети ВГЗ, т.е. с переходом “больших” значений давления на “малые” и наоборот. Поэтому в данном конкретном случае гранулирование информации осуществляется по атрибуту нечеткости с точностью до “больших” и “малых” значений измеряемого давления, а по стохастическому фактору – с точностью до высокой и низкой вероятности появления нечеткого события, связанного с “резким скачком” давления в пневмосети ВГЗ.

Модель интеллектуального приемника первичной информации, обладающего знаниями о процессе порождения информации, заявим в виде нечетко-динамической системы (НДС), состоящей из множества нечетких продукционных правил [11]. Левые части правил содержат условия, накладываемые на значения переменных состояния процесса x_i в i -й момент времени, а правые части – нечеткие гранулированные оценки этих значений в последующий $(i+1)$ -й момент времени. Совместное влияние нечеткостного и стохастического факторов рассмотрим на примере нечеткой динамической системы типа Такаги-Сугено [11], представленной множеством нечетких продукционных правил:

$$\left\{ \begin{array}{l} \text{ЕСЛИ } x_k = \alpha_1 \text{ ТО } x_{k+1} = x_k + c_1 \cdot x_k \\ \text{ЕСЛИ } x_k = \alpha_2 \text{ ТО } x_{k+1} = x_k + c_2 \cdot x_k \\ \dots \\ \text{ЕСЛИ } x_k = \alpha_M \text{ ТО } x_{k+1} = x_k + c_M \cdot x_k \end{array} \right.$$

где x_i, x_{i+1} – наблюдаемые состояния процесса (измерения) в текущий i -й и последующий $(i+1)$ -й моменты времени; α_i – лингвистические числовые значения (нечеткие термы) переменной состояния, определенные на шкале X при помощи соответствующих функций принадлежности (ФП).

На вход НДС поступают значения x_i случайной величины с плотностью распределения $\rho(x)$, вычисляемой на основании (2). Поскольку нечеткая система Сугено допускает аналитическое представление в виде функциональной зависимости $x_{i+1} = f(x_i, A)$ (A – вектор параметров НДС), стохастическое распреде-

ление $\rho(x)$ случайной величины X , действующей на входе НДС, индуцирует на выходе НДС стохастическое распределение $\gamma(x)$, которое можно вычислить на основе закона суперпозиции функций распределения. Результатом является функциональная зависимость:

$$x_{k+1} = f(x_k, \mathbf{A}) = x_k + \frac{\sum_{i=1}^n \mu_{\alpha_i}(x_k) \cdot c_i \cdot x_k}{\sum_{i=1}^n \mu_{\alpha_i}(x_k)}, \quad (3)$$

где $\mathbf{A} = (m_{\alpha_1}, d_{\alpha_1}, c_1, \dots, m_{\alpha_n}, d_{\alpha_n}, c_{\alpha_n})$ – вектор параметров НДС.

Если предположить монотонность функции $f(x_k, \mathbf{A})$, стохастическое распределение величины x_{i+1} на выходе НДС определяется на основе закона суперпозиции функций распределения:

$$\gamma(x_{k+1}) = \rho(f^{-1}(x_{k+1})) \cdot \left| \frac{df^{-1}(x_{k+1})}{dx_{k+1}} \right|, \quad (4)$$

где $f^{-1}(x_{k+1})$ – функция, обратная функции $f(x_k)$.

Для немонотонной функции $f(x_k, \mathbf{A})$ стохастическое распределение выходной величины определяется как сумма частных распределений по всем монотонным участкам:

$$\gamma(x_{k+1}) = \sum_i \rho(f_i^{-1}(x_{k+1})) \cdot \left| \frac{df_i^{-1}(x_{k+1})}{dx_{k+1}} \right|, \quad (5)$$

где $f_i()$ – часть функции $f()$ на i -ом участке ее монотонности.

Формула (4), описывающая процесс трансформации стохастического распределения $\rho(x_i)$ случайной величины x_i на входе НДС в нечетко-стохастическое распределение $\gamma(x_{i+1})$ выходной величины x_{i+1} , назовем схемой нечетко-стохастического вывода.

Следует отметить, что нечетко-стохастическая схема, определяемая выражением (4), справедлива для нечетких систем, допускающих аналитическое представление в виде функциональной зависимости. В более общем случае, когда выходные значения нечеткой системы представлены нечеткими множествами, например для нечетких систем типа Мамдани [13], результатом нечетко-стохастического вывода являются двумерные распределения.

Гранулирование нечетко-стохастической информации в ИИП. Гранулирование информации в ИИП осуществляется в соответствии с одним из базовых принципов когнитивных измерений [14] – степень детализации измерительной информации должна соответствовать допустимому уровню неточности принимаемых решений. При принятии решений ЛПР руководствуется небольшим числом ключевых признаков – интегральных показателей, – явно или неявно присутствующих в первичных данных измерений. Гранулирование нечетко-стохастической информации в ИИП осуществляется по атрибутам неопределенности интегральных показателей. Интегральный показатель представляется продукционным правилом, устанавливающим связь между ЛЗ измеряемой величины X , объединенными в единую логическую фор-

му, и истинностными значениями ключевого признака. Например, для ранее рассмотренной задачи обработки данных от пневмодатчика ВГЗ интегральным показателем (на основе которого выносятся диагностическое или управляющее решение), является нечеткое событие S , связанное со “скачком” давления в пневмосети ВГЗ. Данное нечеткое событие представляется следующим описанием:

“Если $x_i = \text{МАЛОЕ}$ и $x_{i+1} = \text{БОЛЬШОЕ}$ либо
Если $x_i = \text{БОЛЬШОЕ}$ и $x_{i+1} = \text{МАЛОЕ}$ ”.

Продукционное правило для оценки интегрального показателя на основе нечеткого события имеет вид:

$$\mu_\alpha(x_i) \& \mu_\beta(x_{i+1}) \vee \mu_\beta(x_i) \& \mu_\alpha(x_{i+1}) \Rightarrow (J(S) = 1),$$

где μ_α – ФП нечеткого термина МАЛОЕ, μ_β – ФП нечеткого термина БОЛЬШОЕ, $J(S)$ – оценка истинности нечеткого события S .

Гранулирование нечетко-стохастической информации производится в несколько этапов с использованием стэндфордской модели фактора уверенности [15], осуществляющей оценку интегрального показателя на основе вероятностных значений входящих в него нечетких событий, и параметрических предикатов, используемых для установления порогов истинности нечетких событий и вероятностей их появления.

Вначале осуществляется гранулирование наблюдаемых значений x_i, x_{i+1} по атрибуту нечеткости с использованием ε – срезов ФП нечетких термов (нечетких чисел) α, β, \dots . Для заданного порога истинности ε любому нечеткому терму α на числовой шкале измерений X можно сопоставить ε – срез в виде интервала Δ_α такого, что $\forall x \in \Delta_\alpha \mu_\alpha(x) \geq \varepsilon$. В пределах интервала Δ_α все значения $x \in \Delta_\alpha$ считаются ε – *СХОЖИМИ* и равными ЛЗ, представленному нечетким термом α .

Далее осуществляется гранулирование нечетких термов α, β, \dots по фактору стохастической неопределенности. Для нечетких термов α, β , наблюдаемого значения x_i и прогнозируемого значения x_{i+1} определяются вероятности нечетких событий $x_i = \alpha$ и $x_{i+1} = \beta$ по формулам:

$$P(x_i = \alpha) = \int_{x \in \Delta_\alpha} \rho(x) dx \quad P(x_{i+1} = \beta) = \int_{x \in \Delta_\beta} \gamma(x) dx, \quad (6)$$

где $\rho(x_i), \gamma(x_{i+1})$ – плотности распределения вероятностей, вычисляемые соответственно на основании формул (2) и (5).

В завершении процедуры выводится результирующая оценка интегрального показателя на основе стэндфордской модели. Для этого вычисленные вероятности нечетких событий подставляются в левые части интегрального решающего правила, по правилам нечеткой логики вычисляется истинность предусловия правила, которая присваивается заключению правила.

Гранулированные оценки истинности, полученные на основе нечетко-стохастического вывода, являются входной информацией для интерпретации и анализа данных на верхнем иерархическом уровне ИИП.

Верхний иерархический уровень ИИП. На верхнем уровне ИИП нечетко-стохастические оценки отображаются в прагматическую шкалу лингвистических значений интегрального показателя. Рассмотрим логико-алгебраический подход к интерпретации и анализу данных в ИИП. В его основе лежат гранулярные логические модели [16–19].

Общую стратегию формирования гранулярной логической семантики предложил Дж. Данн [20]. Пусть V – множество значений истинности. По Данну, значениями истинности могут быть не только отдельные элементы $v \in V$, но и любые его подмножества, а также пустое множество \emptyset , т.е. производится изящный переход от V к 2^V .

В простейшем случае для $|V|=2$ получаем логическую семантику Данна-Белнапа $2^V = V_4 = \{T, B, N, F\}$, где $B = \{T, F\}$, $N = \{\emptyset\}$ [24]. Здесь B (от англ. слова Both – и то, и другое, оба), понимается как «пресыщенная оценка» истинности (Glut), а N (от None – ни то, ни другое) – как разрыв истинности или «истиннозначный провал» (Gap). На рис.5а и 5б приведены диаграммы Хассе для логической решетки Белнапа [21] и двойственной ей решетки Скотта.

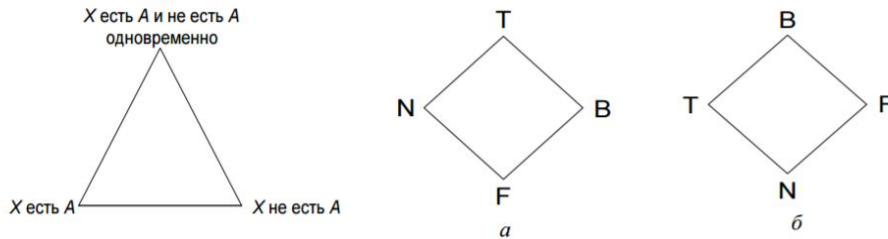


Рис. 4. Треугольник Васильева Рис. 5. Диаграммы Хассе для решеток Белнапа (а) и Скотта (б)

Для оценки и интерпретации гранулированных оценок будем использовать трехзначную логическую прагматику [19]. В нем полученная количественная информация гранулируется по трем прагматическим значениям («светофорный принцип»): 1) T – «прагматическая истина» («параметр в норме» – показания сенсора находятся в «зеленой зоне»); 2) F – «прагматическая ложь» («параметр не в норме», «отказ» – показания сенсора попали в «красную зону»); 3) B – «прагматическое противоречие» («пограничная ситуация» или «предотказ» – показания сенсора локализованы в «желтой зоне»). Если в дополнение к указанным трем значениям мы также рассмотрим: 4) N – «полная неопределенность» (ресурсы сенсора истощены и нет никаких показаний, или датчик «спит»), то переходим к белнаповскому сенсору. Работу такого сенсора можно описать логической матрицей

$$LM_{V_4} = \langle \{T, B, N, F\}, \{\neg, \wedge, \vee, \rightarrow\} \{F\} \rangle, \quad (7)$$

где T, B, N, F интерпретируются соответственно как прагматическая истина, прагматическое противоречие, полная неопределенность, прагматическая ложь, $\neg, \wedge, \vee, \rightarrow$ есть основные логические операции над значениями истинности (отрицание, конъюнкция, дзъюнкция, импликация), а F – антивыведенное значение, поскольку в задаче мониторинга объектов инфраструктуры нас интересует диагностирование неработоспособного состояния «отказ».

Следует отметить, что в реальной жизни границы между зеленой, желтой и красной зонами показаний сенсоров являются размытыми и динамичными. Кроме того, при анализе мультисенсорной информации мы можем столкнуться с ситуациями, выражаемыми качественно в виде «данные от большинства сенсоров находятся в зеленой зоне» или «данные нескольких сенсоров сигнализируют о возмож-

ном предотказе». В таких случаях требуется переход от обычных к нечетким васьильевским и белнаповским сенсорам, снабженным соответствующей прагматикой. Для белнаповского сенсора такую прагматику можно выразить четверкой

$$V_f(m) = \{T_f(m), B_f(m), N_f(m), F_f(m)\}, \quad (8)$$

где m есть результат измерения, а T_f, B_f, N_f, F_f – нечеткие значения степени истины, противоречия, неопределенности и лжи соответственно, $T_f, B_f, N_f, F_f \in [0,1]$. Вариант построения нечеткой логики Белнапа описан в [22].

Заключение. В работе развивается концепция интеллектуального пропроцессинга и когнитивных измерений как процесса иерархической грануляции информации в интересах создания новых классов прикладных интеллектуальных систем. Рассматривается подход к гранулированию динамической информации на основе схем нечетко-стохастического вывода. Предлагается логико-алгебраический подход к интерпретации и анализу данных на верхнем уровне когнитивных измерений. Дальнейшие перспективы исследования связаны с соединением подходов гранулярных измерений и интеллектуального анализа данных (Data Mining), развитием методов комплексирования сенсорных данных и обнаружения знаний, в том числе, с помощью гранулярных логик на базе трирешеток и квадранеток.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Розенберг И.Н., Цветков В.Я., Матвеев С.И., Дулин С.К. Интегрированная система управления железной дорогой / под ред. В.И. Якунина. – М.: ИПЦ Дизайн. Информация. Картография, 2008.
2. Шабельников А.Н., Шабельников В.А., Ковалев С.М. Интеллектуальные системы распределенного мониторинга на основе беспроводных сенсорных сетей с использованием системы мобильных объектов // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте: Сб. науч. тр. V-й Международной науч.-техн. конф. (Коломна, 28-30 мая 2009 г.). В 2-х т. Т. 1. – М.: Физматлит, 2009. – С. 538-543.
3. Kovalev S., Sokolov S., Shabelnikov A. Intelligent Methods for State Estimation and Parameter Identification in Fuzzy Dynamical Systems // Proceedings of the First International Scientific Conference “Intelligent Information Technologies for Industry” (ITI'16). – 2016. – Vol. 2. – P. 291-300.
4. Шабельников А.Н. Интеллектуальный препроцессинг темпоральных данных в системах железнодорожной автоматизации // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 7 (132). – С. 226-233.
5. Tarassov V.B. From Hybrid Systems to Ambient Intelligence // Proceedings of the 1st International Symposium on Hybrid and Synergetic Intelligent Systems: Theory and Practice (HySIS'2012, Svetlogorsk, Kaliningrad Region, June 29 – July2, 2012). Kant Baltic Federal University Ed., Kaliningrad, 2012. – Part 1. – P. 42-54 (in Russian).
6. Aarts E., Harwig R., Schuurmans M. Ambient Intelligence // The Invisible Future: The Seamless Integration of Technology into Everyday Life / ed. by P.J. Denning. – New York: McGraw-Hill Companies, 2001.
7. Handbook of Ambient Intelligence and Smart Environments / ed. by H. Nakashima, H. Adhajan, J.C. Augusto. – New York: Springer Verlag, 2010.
8. Tarassov V.B. On Granular Measurement Structures in Ambient Intelligence: Vasiliev's and Belnap's Sensors and Models of their Communication // Measurement-Information and Control Systems. – 2013. – Vol. 11, No. 2. – P.65-74.
9. Narinyani A.S. Non-Factors and Knowledge Engineering: from Naïve Formalization to Natural Pragmatics // Proceedings of the IVth National Conference on Artificial Intelligence (CAI-94, Rybinsk, Russia, September 1994). Vol. 1. – Tver: Association for Artificial Intelligence, 1994. – P. 9-18.
10. Ковалев С.М. Нечетко-стохастический вывод в интеллектуальных системах обработки первичной информации // Четырнадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием КИИ-2014: Тр. конф. Т. 3. – Казань: Изд-во ИИЦ “Школа”, 2014. – С. 22-30.

11. *Ковалев С.М.* Интеллектуальные модели анализа временных рядов на основе нечетко-динамических систем // Тр. Междунар. научн.-техн. конф. "Интеллектуальные системы" (AIS'06) и "Интеллектуальные САПР" (CAD-2006). Научное издание в 3-х т. Т. 1. – М.: Физматлит, 2006. – С. 93-99.
12. *Tarassov V.B.* On Granular Measurement Structures in Ambient Intelligence: Vasiliev's and Belnap's Sensors and Models of their Communication // Measurement-Information and Control Systems. – 2013. – Vol. 11, No. 2. – P. 65-74.
13. *Mamdani E.H.* Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant // Proceedings IEEE. – 1974. – No. 2. – P. 1555-1588.
14. *Тарасов В.Б., Святкина М.Н.* Когнитивные измерения в интеллектуальных системах мониторинга объектов железнодорожной инфраструктуры // Вестник РГУПС. – 2014. – № 1. – С. 72-79.
15. *Buchanan B.G.* Shortliffe E.H. Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project. – MA: Addison-Wesley, 1984. – 769 p.
16. *Karpenko A.S.* The Development of Many-Valued Logics. – Moscow: LKI Publishers, 2010.
17. Many-Valued Logics and their Applications. – Moscow: LKI Publishers, 2008.
18. *Peirce C.S.* Collected Papers / ed. by C.Hartshorne and P.Weiss. – Harvard Mass.: Harvard University Press, 1967.
19. *Vasiliev N.A.* Imaginary Logic. – Moscow: Nauka, 1989.
20. *Dunn J.M.* Intuitive Semantics for First-Degree Entailment and «Coupled Trees» // Philosophical Studies. – 1976. – Vol. 29. – P. 149-168.
21. *Belnap N.* A Useful Four-Valued Logic // Modern Uses of Multiple-Valued Logic / ed. by J.M. Dunn and G.Epstein. – Dordrecht: D. Reidel, 1977. – P. 8-37.
22. *Turunen E., Ozturk M., Tsoukias A.* Paraconsistent Semantics for Pavelka Style Fuzzy Sentential Logic. Fuzzy Sets and Systems. – 2010. – Vol. 161, No. 14. – P. 1926-1940.

REFERENCES

1. *Rozenberg I.N., Tsvetkov V.Ya., Matveev S.I., Dulin S.K.* Integrirovannaya sistema upravleniya zheleznoy dorogoy [Integrated system of railway management], ed. by V.I. Yakunina. Moscow: IPTs Dizayn. Informatsiya. Kartografiya, 2008.
2. *Shabel'nikov A.N., Shabel'nikov V.A., Kovalev S.M.* Intellektual'nye sistemy raspredelenogo monitoringa na osnove besprovodnykh sensorykh setey s ispol'zovaniem sistemy mobil'nykh ob"ektov [Intelligent systems of distributed monitoring on the basis of wireless sensor networks with using mobile objects], *Integrirovannye modeli i myagkie vychisleniya v iskusstvennom intellekte: Sb. nauchn. tr. V-y Mezhdunarodnoy nauch.-tekhn. konf. (Kolonna, 28-30 maya 2009 g.)* [Proceedings of the 5th International conference on Integrated Models and Soft Computing in Artificial Intelligence (Kolonna, May 28-30, 2009)]. In 2 vol. Vol. 1. Moscow: Fizmatlit, 2009, pp. 538-543.
3. *Kovalev S., Sokolov S., Shabelnikov A.* Intelligent Methods for State Estimation and Parameter Identification in Fuzzy Dynamical Systems, *Proceedings of the First International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'16)*, 2016, Vol. 2, pp. 291-300.
4. *Shabel'nikov A.N.* Intellektual'nyy preprotssing temporal'nykh dannyykh v sistemakh zheleznodorozhnoy avtomatizatsii [Intellectual preprocessing temporal of data in systems railway], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 7 (132), pp. 226-233.
5. *Tarassov V.B.* From Hybrid Systems to Ambient Intelligence, *Proceedings of the 1st International Symposium on Hybrid and Synergetic Intelligent Systems: Theory and Practice (HySIS'2012, Svetlogorsk, Kaliningrad Region, June 29 – July2, 2012)*. Kant Baltic Federal University Ed., Kaliningrad, 2012, Part 1, pp. 42-54 (in Russian).
6. *Aarts E., Harwig R., Schuurmans M.* Ambient Intelligence, *The Invisible Future: The Seamless Integration of Technology into Everyday Life*, ed. by P.J. Denning. New York: McGraw-Hill Companies, 2001.
7. Handbook of Ambient Intelligence and Smart Environments, ed. by H. Nakashima, H. Adhajan, J.C. Augusto. New York: Springer Verlag, 2010.

8. Tarassov V.B. On Granular Measurement Structures in Ambient Intelligence: Vasiliev's and Belnap's Sensors and Models of their Communication, *Measurement-Information and Control Systems*, 2013, Vol. 11, No. 2, pp.65-74.
9. Narinyani A.S. Non-Factors and Knowledge Engineering: from Naïve Formalization to Natural Pragmatics, *Proceedings of the IVth National Conference on Artificial Intelligence (CAI-94, Rybinsk, Russia, September 1994)*. Vol. 1. Tver: Association for Artificial Intelligence, 1994, pp. 9-18.
10. Kovalev S.M. Nechetko-stokhasticheskiy vyvod v intellektual'nykh sistemakh obrabotki pervichnoy informatsii [Fuzzy-stochastic inference in intelligent systems of processing of primary information], *Chetyrnadtsataya natsional'naya konferentsiya po iskusstvennomu intellektu s mezhdunarodnym uchastiem KII-2014: Tr. konf.* [Fourteenth national conference on artificial intelligence with international participation KII-2014: conference Proceedings]. Vol. 3. Kazan: Izd-vo RITs "Shkola", 2014, pp. 22-30.
11. Kovalev S.M. Intellektual'nye modeli analiza vremennykh ryadov na osnove nechetko-dinamicheskikh sistem [Intellectual models for time series analysis based on fuzzy dynamic systems], *Tr. Mezhdunar. nauchn.-tekhn. konf. "Intellektual'nye sistemy" (AIS'06) i "Intellektual'nye SAPR" (CAD-2006). Nauchnoe izdanie v 3-kh t. T. 1.* [Proceedings of International scientific-technical conference "Intelligent systems" (AIS'06) and "Intelligent CAD" (CAD-2006). Scientific publication in 3 vol. Vol. 1]. Moscow: Fizmatlit, 2006, pp. 93-99.
12. Tarassov V.B. On Granular Measurement Structures in Ambient Intelligence: Vasiliev's and Belnap's Sensors and Models of their Communication, *Measurement-Information and Control Systems*, 2013, Vol. 11, No. 2, pp. 65-74.
13. Mamdani E.H. Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant, *Proceedings IEEE*, 1974, No. 2, pp. 1555-1588.
14. Tarasov V.B., Svyatkina M.N. Kognitivnye izmereniya v intellektual'nykh sistemakh monitoringa ob"ektov zheleznodorozhnoy infrastruktury [The cognitive dimension of intellectual systems of monitoring of railway infrastructure], *Vestnik RGUPS* [Bulletin of the Rostov state transport University], 2014, No. 1, pp. 72-79.
15. Buchanan B.G. Shortliffe E.H. Rule-Based Expert Systems: The MYCIN Experiments of the Stanford Heuristic Programming Project. MA: Addison-Wesley, 1984, 769 p.
16. Karpenko A.S. The Development of Many-Valued Logics. Moscow: LKI Publishers, 2010.
17. Many-Valued Logics and their Applications. Moscow: LKI Publishers, 2008.
18. Peirce C.S. Collected Papers, ed. by C.Hartshorne and P.Weiss. Harvard Mass.: Harvard University Press, 1967.
19. Vasiliev N.A. Imaginary Logic. Moscow: Nauka, 1989.
20. Dunn J.M. Intuitive Semantics for First-Degree Entailment and «Coupled Trees», *Philosophical Studies*, 1976, Vol. 29, pp. 149-168.
21. Belnap N. A Useful Four-Valued Logic, *Modern Uses of Multiple-Valued Logic* / ed. by J.M. Dunn and G.Epstein. Dordrecht: D. Reidel, 1977, pp. 8-37.
22. Turunen E., Ozturk M., Tsoukias A. Paraconsistent Semantics for Pavelka Style Fuzzy Sentential Logic, *Fuzzy Sets and Systems*, 2010, Vol. 161, No. 14, pp. 1926-1940.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Г.Е. Веселов.

Ковалев Сергей Михайлович – Ростовский государственный университет путей сообщения; e-mail: ksm@real36.com; 344038, Ростов-на-Дону, пл. Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, 2,а; тел.: 8961268772; кафедра автоматки и телемеханики на ж. д. транспорте; д.т.н., профессор.

Шабельников Александр Николаевич – кафедра информатики; д.т.н., профессор.

Kovalev Sergey Mihailovich – Rostov State University of Transport; e-mail: ksm@real36.com; 344038, Rostov-on-Don, pl. Rostov Rifle Regiment of the People's Militia, 2,a; phone: +79612687722; the department of automation and remote control at the railway on transport; dr. of eng. sc.; professor.

Shabelnikov Aleksandr Nikolajevich – the department of computer science; dr. of eng. sc.; professor.