

П.А. ГЛЫБОВСКИЙ, С.В. ПИЛЬКЕВИЧ, Р.Б. ЖОЛУС, Ю.А. ПОНОМАРЕВ
**МНОГОУРОВНЕВОЕ ПРЕДСТАВЛЕНИЕ РАЗНОРОДНЫХ
НЕЧЕТКИХ ПАРАМЕТРОВ ДЛЯ ИДЕНТИФИКАЦИИ
СОСТОЯНИЙ ОБЪЕКТА КОНТРОЛЯ**

Глыбовский П.А., Пилькевич С.В., Жолус Р.Б., Пономарев Ю.А. Многоуровневое представление разнородных нечетких параметров для идентификации состояний объекта контроля.

Аннотация. Для принятия решения о степени принадлежности объекта контроля классу идентифицируемых состояний необходимо произвести агрегирование его известных характеристик, в результате которого массив разнородных параметров может быть сведен к небольшому числу обобщенных классов, функционально связанных с исходными данными. Данная задача решается с помощью алгоритмов нечеткой классификации.

Ключевые слова: агрегирование, функция принадлежности, информационные НЕ-факторы, нечеткое представление разнородных параметров.

Glybovsky P.A., Pilkevich S.V., Zholus R.B., Ponomarev Y.A. Multilevel Representation of Heterogeneous Fuzzy Parameters for Identification of Object Control States.

Abstract. For a decision about the degree of membership of the test object to class of identified conditions it is necessary to produce the aggregation of its known characteristics, as the result diverse array of parameters can be reduced to a small number of generic classes that are functionally associated with the source data. This problem can be solved using algorithms for fuzzy classification.

Keywords: aggregation, membership function, information non-factors, the fuzzy representation of the heterogeneous parameters.

1. Введение. В области инженерии знаний к настоящему моменту разработано достаточно большое число методов, стратегий и процедур работы с экспертами, предложены различные способы обработки полученных в результате взаимодействия с экспертами результатов, а также создан целый ряд программных средств, автоматизирующих процессы извлечения знаний из экспертов, специальных текстов на естественном или структурированном языке и баз данных [1].

Неотъемлемой частью Системы знаний являются систематизированные знания, образующие целостное описание некоторой проблемной области с доступной и достаточной для решения прикладных задач степенью точности. При этом общие базовые свойства традиционных математических аппаратов, которые по умолчанию привыкли считать необходимыми для любой формальной системы (*точность, полнота, определенность, корректность* и др.), являются в знаниях о реальном мире редкими исключениями, представляя лишь искусственные частные случаи таких НЕ-факторов, как *недоопределенность, неточность, неполнота, некорректность* и др.

НЕ-фактором называется некоторое понятие, которое лексически, синтаксически и семантически отрицает какое-либо свойство или аспект знания, как, например, противоречивость (отрицает непротиворечивость знания), неточность (отрицает точность знания) и т. д. [2, 3].

НЕ-факторы "встроены" в нашу Картину мира, как основная составляющая знаний, являясь их материей и строительным материалом [4]. Обращает на себя внимание, тот факт, что НЕ-факторы присущи не только знаниям экспертов о соответствующих предметных областях, но и абсолютно объективным источникам данных и знаний – например, детектирующей аппаратуре, сенсорам, измерительным приборам и т.д.

Причем речь не идет только о роли НЕ-факторов в формальном описании Системы знаний в рамках тематики искусственного интеллекта. Это касается всех наших знаний о знаниях, т.е. всего известного пространства функционирования знаний во всех областях человеческой деятельности.

Современные объекты экономики и инфраструктуры, военнотехнических и сложных социотехнических систем, а также природнотерриториальные комплексы требуют применения эффективных подсистем управления, функционирующих на базе экспертных систем и систем поддержки принятия решений, в основе которых должны быть базы знаний, учитывающих разнообразные информационные НЕ-факторы.

2. Терминология и классификация. В виду разнородности знаний о мире как таковых и нашем представлении о комплексе НЕ-факторов, присущих современной картине мира, полная классификация НЕ-факторов отсутствует. Тем не менее, систематизации могут быть подвергнуты наиболее проработанные к настоящему времени НЕ-факторы. Классификационная схема, объединяющая основные информационные НЕ-факторы, составленная по [2] представлена на рисунке 1.

Здесь приведен комплекс НЕ-факторов, отражающих различные аспекты Системы знаний и объединенных в группы:

- *базовые НЕ-факторы*, являющиеся неотъемлемым элементом любой Системы знаний;
- *системные НЕ-факторы*, относимые к тем данным и знаниям, которые оцениваются как адекватные, но не достигшие уровня, достаточного для того, чтобы считать их в текущем контексте *однозначными и/или четкими*;
- *НЕ-факторы*, играющие роль *классификаторов* и связанных с понятием *некорректности*, определяемом как комплекс нарушений в данных, знаниях и методах их обработки, приводящих к возникновению ошибок, искажений и противоречий;

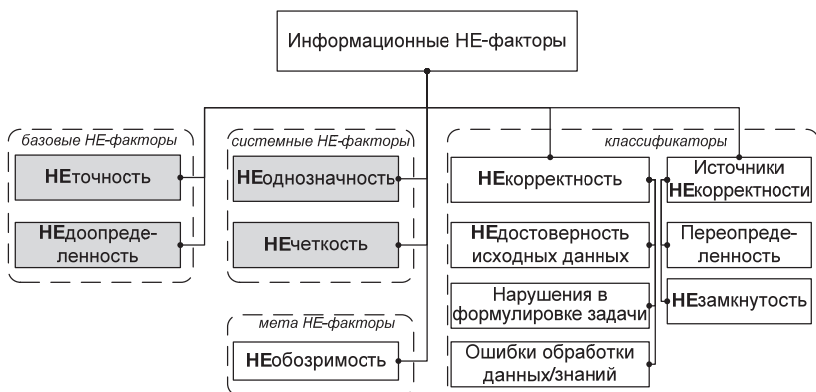


Рис. 1. Классификация информационных НЕ-факторов

– *мета НЕ-факторы*, характеризующие необозримость компонент Системы знаний, т.е. недостаточность текущих знаний, не позволяющую эффективно использовать их для решения практических задач.

Для практики построения методов и алгоритмов, реализуемых в рамках экспертных систем и систем поддержки принятия решений, наибольшую значимость имеет учет базовых и системных НЕ-факторов.

Неточность – один из наиболее часто встречающихся НЕ-факторов [5], так как он проявляется в знаниях из-за погрешности измерения.

Неточность определяется как наличие некоторого множества X , такого что $X \cap F \neq \emptyset$, где $x \in F$, F – нечеткое множество, и при этом значение параметра x определено с точностью до X -оценка погрешности измерений [6].

Недоопределенность – это частичное отсутствие знаний о значении какого-либо параметра [3]. Как правило, Недоопределенность значения переменной выражается в её интервальном характере. Например, в физиологии и медицине значения параметров организма человека варьируются в широких диапазонах: частота сердечных сокращений (ЧСС) при брадикардии от 40 до 60 ударов в минуту. В норме для взрослого человека ЧСС от 60 до 80 ударов в минуту. При умеренной физической и психоэмоциональной нагрузке увеличивается до 90-120 в минуту, а при больших нагрузках – до 100-150 в минуту. У спортсменов во время максимальной нагрузки ЧСС может достигать 190-200 ударов в минуту. Таким образом, $x^{ЧСС} \in [40; 200]$.

В случае измеримых параметров недоопределенность и неточность можно приводить друг к другу, однако существует четкое разгра-

ничество. При недоопределенности частичное отсутствие знаний можно восполнять, постепенно доопределяя параметр, а неточные измеренные параметры самодостаточны сами по себе, так как зачастую повышать точность измерения для решения конкретной задачи не имеет смысла.

Возвращаясь к примеру отметим, что если имеется дополнительная информация о возрасте (65 лет), поле (мужской), физическом и психологическом состоянии индивида (тахикардия), то это доопределяет параметр до более уточненного диапазона значений - $x^{ЧСС} \in [120; 140]$.

Как отмечалось во введении, определенные и точные значения в реальных задачах являются исключением, поскольку и *Неточность* и *Недоопределенность* – факторы, присущие всем параметрам реальных объектов. Каждая переменная адекватной математической модели в общем случае должна быть одновременно и неточной, и недоопределенной, т.е. обладать способностью уточняться, но до предела, заданного уровнем точности ее области значений [1].

Неоднозначное значение параметра X включает текущее значение H , представляющее альтернативы возможных вариантов X , т.е. $H \subseteq X$, и заданное на нем распределение оценки каждой из этих альтернатив $\hat{f}(H)$. Таким образом, формально неоднозначное значение представляется следующим образом:

$$X = \langle \{H\}; \hat{f}(H) \rangle.$$

При этом распределение и H -значение тесно связаны между собой: стягивание H -значения приводит к корректировке распределения и, наоборот, если распределение принимает значение ноль на какой-то из альтернатив, то она исключается из H -значения и оно сокращается (уточняется) [7].

Физиологические параметры организма человека, как отмечалось выше, носят интервальный характер, причем распределение значений на этих интервалах (например, $x^{ЧСС} \in [40; 200]$) является нормальным, т.е. неоднозначное значение ЧСС представимо в виде:

$$X = \left\langle \{x\}; \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}} \right\rangle,$$

где m – математическое ожидание, а величина σ – среднее квадратическое отклонение величины x (ЧСС). При этом отмечается, что нормальное распределение значений того или иного параметра соответствует большой репрезентативной выборке. В том случае, если выборка

представлена иной целевой аудиторией, например лицами мужского пола возрастом от 18 до 22 лет, то исследуемый параметр ($x^{qcc} \in [55; 120]$) подчиняется распределению Фишера-Типпета и Н-значение X будет иметь следующий вид:

$$X = \left\langle \{x\}; \frac{1}{\sigma} \left[1 + \frac{1}{2} \left(\frac{x-m}{\sigma} \right) \right]^{-3} e^{-\left(1 + \frac{x-m}{2\sigma}\right)^{-2}} \right\rangle.$$

Наиболее популярным НЕ-фактором является *Нечеткость*. Нечеткая переменная характеризуется тройкой [8]:

$$FV = \langle \alpha, X, A \rangle,$$

где α – наименование переменной, X – универсальное множество (область определения α), A – нечеткое множество на X , описывающее ограничения $\mu_A(x)$ на значение нечеткой переменной α .

Пусть $X = \{1, 2, 3, \dots, 100\}$ соответствует понятию «возраст», тогда нечеткое множество «молодой», можно определить с помощью функции принадлежности вида:

$$\mu_{\text{молодой}}(x) = \begin{cases} 1, & 1 \leq x < 25 \\ \frac{1}{1 + \left(\frac{x-25}{5}\right)^2}, & x \geq 25. \end{cases}$$

Нечеткое множество «молодой» на универсальном множестве $X' = \{\text{Иванов, Петров, Сидоров, ...}\}$ задается с помощью функции принадлежности $\mu_{\text{молодой}}(x)$ на $X = \{1, 2, 3, \dots, 100\}$ (возраст), что называется относительно X' функцией совместимости, при этом:

$$\mu_{\text{молодой}}(\text{Сидоров}) = \mu_{\text{молодой}}(18),$$

где 18 – возраст Сидорова.

Применение нечетких переменных при описании проблемной ситуации позволяет абстрагироваться от уяснения различий в прагматике тех или иных реальных НЕ-факторов, к которым она применяется.

ся, а также связи этой прагматики с конкретной коммуникативной и (или) когнитивной ситуацией.

Подводя промежуточный итог, отметим, что наличие информационных НЕ-факторов, характерно не только для данных и знаний из области физиологии и медицины. Более того, приведенный в качестве примеров интервальный характер Н-значений является частным случаем при котором элементы нечеткого множества строго упорядочены. Н-значения параметров объектов контроля и(или) их экспертные оценки, свойственны как гуманитарным (социология, экономика, психология, лингвистика и др.), так и техническим (кибернетика, робототехника, информатика и др.) наукам.

3. Иерархическая структура показателей объекта контроля.

В рамках рассматриваемой проблематики наибольший интерес вызывает исследование показателей, отражающих данные и (или) знания о предметной области и составляющих строгие иерархии.

Данный факт, а также то, что разнородные параметры объектов контроля имеют ярко выраженный нечеткий характер, позволяет получать обобщенные агрегированные показатели, которые объединяют только те параметры, которые характеризуют вполне конкретные свойства объекта контроля [9].

Для сложных социотехнических систем особую актуальность приобретает мониторинг функционального состояния операторов дежурных смен ухудшение психофизиологического состояния которых, снижение эффективности работы, а также скрытое изменение поведения может привести к значительному ущербу, вплоть до техногенной катастрофы.

Одним из агрегирующих параметров организма, изменение которого может сигнализировать о выходе состояния оператора за «границы нормы» является индекс стресса, также известный как индекс напряжения регуляторных систем или индекс Баевского. Исходными данными для получения индекса Баевского являются измерения частоты пульса, уровня артериального давления, роста и массы тела [10].

Рассматривая более высокие уровни иерархии показателей можно перейти от индивида к характеристикам социальной группы, членом которой он является. Так, например, эмоциональная напряженность в коллективе представляет собой агрегирование таких показателей как потребность в информации, необходимая и имеющаяся информация, представленных как значения на безразмерной шкале, полученные в результате опроса или анкетирования членов исследуемого коллектива.

В ряде случаев окончательный вывод может быть сделан лишь после многократной свертки частных показателей объекта или его отдельных компонентов. Поэтому задача оценивания, не поддающегося непосредственному измерению интегрального показателя по заданным значениям частных критериальных характеристик может рассматриваться как задача снижения размерности исследуемого признакового пространства [11].

Целевой функцией исследуемого обобщенного показателя, определяемого значениями $x^{(1)}, \dots, x^{(p)}$ ее частных критериальных характеристик, будем называть любое преобразование $f(x^{(1)}, \dots, x^{(p)})$, сохраняющее заданное соотношение порядка между анализируемыми параметрами, характеристики которых относительно хорошо известны экспертам, и обладающее тем свойством, что из $W_1 > \dots > W_i > \dots > W_n$ (W_i - параметр, соответствующий i -му состоянию объекта контроля) с необходимостью следует $f(x_1) > f(x_2) > \dots > f(x_n)$ и наоборот.

Известные методы агрегирования исходных параметров, развитые к настоящему времени, многочисленны и разнообразны [11].

Наиболее простым способом решения этой задачи является применение экспериментальных методов удельных весов агрегируемых параметров. Несмотря на их ограниченность, они широко используются вследствие своей простоты и доступности.

Вместе с тем, разнообразные параметры, обладают рядом особенностей, не позволяющих в большинстве случаев использовать традиционные процедуры оценивания интегрального показателя, реализуемые в рамках многомерного шкалирования, кластерного, дискриминантного и других методов анализа. К этим особенностям, прежде всего, следует отнести:

а) нечеткость оценок как самих исходных параметров объекта контроля, особенно для долгосрочного прогнозирования, так и характера их влияния на эффективность системы;

б) многомерный, разнородный характер агрегируемых параметров, выражаемых в общем виде множествами количественных и качественных оценок, строковыми образами, логическими конструкциями, предложениями естественного языка и т.п.;

в) иерархический или матричный характер взаимосвязи агрегируемых параметров. Прямым следствием указанных особенностей является нечеткость сравнительных оценок по анализируемому интегральному свойству.

Будем полагать, что агрегирование частных показателей объекта контроля имеет иерархическую структуру (см. рисунок 2), а составляющие ее компоненты образуют критериальное пространство.

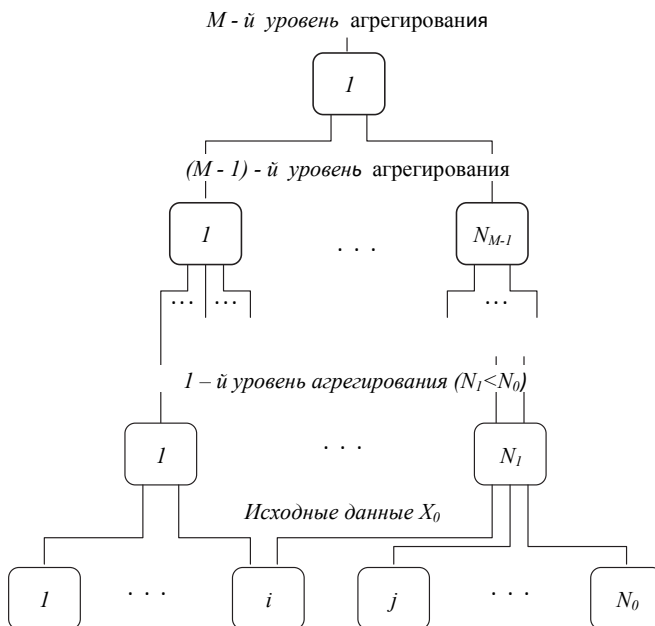


Рис. 2. Иерархическая структура показателей объекта контроля

Таким образом, возникает задача согласования отношений предпочтения при агрегировании показателей на множестве частных оценок их интегральных показателей.

4. Формальная постановка задачи агрегирования частных показателей и классификация показателей объекта контроля.

Пусть результаты измерения некоторых показателей $x_{ij}, \{j = \overline{1, n}\}$ в различных условиях обстановки $E = \{l_r, r = \overline{1, m}\}$ сведены в матрицу данных $X = ||x_{rj}||_{[m, n]}$, где n - количество групп показателей в матрице данных, m - количество измерений исследуемых показателей. Будем считать множество E выборкой статистических данных ограниченного объема из генеральной совокупности частных показателей, для которых известна степень выраженности показателей в целом, обладающая некоторыми вероятностными свойствами. Назовем множество E обучающей выборкой (ОВ). Практические исследования показывают, что однозначно утверждение о принадлежности ОВ к генеральной совокупности в виду ее малого объема оказывается не всегда корректным. Поэтому будем считать, что показатели x_{rj} из ОВ в общем случае измеряются нечетко и, следовательно, каждому показателю x_{rj} можно по-

ставить в соответствие функцию принадлежности $\mu_{ij}(x_{ij})$. Обозначим $\mu = \|\mu_{ij}(x_{ij})\|$.

Таким образом, результатам оценки частных показателей в конкретных условиях обстановки, представляемых вектор-строкой x_r матрицы X , ставится в соответствие вектор-строка μ_r матрицы μ . При этом $x_r \in k$, где k - n -мерное векторное пространство координат, координатные оси которого соответствуют исходным (частным) показателям x_j ($j = \overline{1, n}$).

Требуется синтезировать алгоритм, позволяющий на основании анализа и обработки данных, сформированной ОБ получать аналитическую модель обобщенного агрегированного показателя вида $W = f(x)$ ($f(x) \in F$, где F - заданное множество функций).

Показатель W называется шкалой. Шкала W определяет соотношение между интегральными показателями в конкретных условиях обстановки из множества E . Предполагается, что эти отношения оцениваются при помощи числовой функции, отражающей совокупность всех пар взаимных оценок из ОБ в матрицу коэффициентов связи между ними. Далее эта матрица определяется как матрица парных отношений Q .

Обозначим через $W = (W_1, \dots, W_m)$ вектор значений шкалы оценок из множества E и определим функцию $G(W_r, W_k)$ двух переменных, порождающую на любой допустимой шкале $f(x) \in F$ аппроксимирующее парное отношение вида: $d_{rk}(f) = G(f(x_r), f(x_k))$, $x_r, x_k \in k$.

Введем матрицу $D = \|d_{rk}(f)\|_{[m, n]}$. Кроме того, предположим, что на E определено аппроксимируемое парное отношение $Q_3 = \|q_{rk}\|_{[m, n]}$ и задан функционал $J(Q, D)$, оценивающий близость Q и D .

Проведенный анализ показал, что в качестве такого функционала наиболее целесообразно использовать выражение вида [9]:

$$J(Q, D) = \sum_{r, k} (q_{rk} - d_{rk}(f))^2.$$

В этом случае задача синтеза алгоритма агрегирования частных показателей $A(X, \mu)$ состоит в том, чтобы среди допустимых шкал W измерения интегральной оценки $f(x) \in F$ найти такую, которая бы обращала в минимум функционал $J(Q, D)$:

$$W^* = \min_W J(Q, D),$$

позволяла бы классифицировать и оценивать показатели по совокупности частных показателей, не входящих в обучающую выборку.

При этом синтезируемый алгоритм должен удовлетворять ограничению:

$$P\{J(Q, D) \rightarrow \min; A(X, \mu)\} \leq P_{\text{дон}},$$

где P – функционал потерь на идентификацию, т.е. на решение задачи $J(Q, D) \rightarrow \min$ с помощью алгоритма $A(X, \mu)$; $P_{\text{дон}}$ – задаваемые допустимые потери на идентификацию.

В качестве задаваемых потерь на идентификацию может использоваться время решения задачи идентификации, сложность формирования достоверной обучающей выборки и т.д. В конкретном случае под потерями на идентификацию будем понимать совокупное время, затрачиваемое на формирование достоверной обучающей выборки и построение с помощью алгоритма $A(X, \mu)$ модели обобщенного агрегированного показателя вида $W = f(x)$.

В общем виде задача классификации объектов, описываемых разнородными количественно-качественными признаками, состоит в том, чтобы качественные или порядковые отношения объектов ОБ преобразовать с достаточной определенностью в количественную метрическую пространственную структуру, отражающую в некотором приближении классификационные отношения.

При этом данные об объекте в виде случайной последовательности многомерных наблюдений, носящих в общем случае нечеткий и неоднородный характер. Известные статистические методы анализа в этом случае оказываются неприменимы по двум причинам: во-первых, из-за высокой вычислительной сложности алгоритмов при обработке больших объемов статистической информации; во-вторых, из-за недостаточной эффективности методов в условиях априорной неопределенности нестатистического порядка, когда нарушаются аксиомы классической вероятностной схемы и приходится искать новые постановки задач классификации. Особые возможности в этом плане открываются с использованием теории нечетких множеств. Нечеткие модели являются более гибкими по сравнению с четкими, поскольку в большей степени позволяют учитывать опыт и интуицию человека-специалиста в конкретных областях деятельности.

Задача классификации нечетко заданных образов объектов обычно рассматривается как задача формирования в конечном пространстве признаков эталонных образов обобщенных ситуаций. Отправной точкой при этом служит либо экспертная, либо статистическая информация в тех или иных условиях обстановки [12]. Для пред-

ставления разнородных параметров используется система решающих правил, полученных от экспертов и обучающая выборка, представляющие собой декларативные и процедурные знания. Формирование эталонных классов осуществляется либо на основе построения и решения системы предикатных уравнений, либо на основе определения системы функциональных отображений множества лингвистических значений признаков на соответствующие количественные шкалы.

6. Заключение. Задачи в вышеуказанной постановке (при наличии многомерной разнородной структуры нечетких исходных данных) не имеют строгого аксиоматического обоснования в рамках теории нечетких множеств. Сложность решения подобных задач связана в первую очередь не только с нечеткостью исходных данных, но и с не метрическим характером описания в обучающей выборке. Поэтому применение для этих целей алгоритма многомерной размытой классификации при наличии разнородных исходных данных оказывается также невозможным. Учитывая указанные особенности, синтез алгоритма и методики решения задачи агрегирования и классификации показателей целесообразно выполнить на основе совместного использования не метрических методов многомерного шкалирования и размытой нечеткой классификации.

Таким образом, для решения задачи идентификации состояний объекта контроля необходимо выполнить следующие шаги:

- ввод и подготовка исходных данных предварительной классификации;
- структуризация объектов обучающей выборки;
- расчет параметров классификационной шкалы;
- контроль достоверности непротиворечивости обучающей выборки;
- принятие решения о классификации объекта по значению функции принадлежности к одному из классов.

Литература

1. Душкин Р.В. Методы получения, представления и обработки знаний с НЕ – факторами // Библиотека оценщика LABRATE.RU. 2011. URL: http://www.labrate.ru/discus/messages/33870/dushkin_ne-factors_2011-36925.pdf (дата обращения: 13.11.2014).
2. Нариньяни А.С. Инженерия знаний и НЕ-факторы: краткий обзор-08 // Вопросы искусственного интеллекта. Вестник НСМИИ РАН. 2008. №1. С. 61–77.
3. Нариньяни А.С. Недоопределенность в системах представления и обработки знаний // Изв. АН СССР. Техн. кибернетика. 1986. № 5. С.42–54.
4. Нариньяни А.С. НЕ-факторы и инженерия знаний: от наивной формализации к естественной прагматике // Сборник трудов IV национальной конференции по Искусственному Интеллекту (КИИ-94). Рыбинск. 1994. Т. 1 С. 9–18.
5. Душкин Р.В., Рыбина Г.В. Об одном подходе к автоматизированному извлечению, представлению и обработке знаний с НЕ-факторами // Известия РАН. Теория и системы управления. 1999. № 5. С. 34–44.

6. *Шанот М.Д.* Вывод решений в условиях неопределенности в системе ЭКО // Экспертные системы на персональных компьютерах. Материалы семинара. М.: МДНТМ. 1989. С. 65–78.
7. *Нариньяни А.С.* НЕ-факторы: неоднозначность (до-формальное исследование) // Новости искусственного интеллекта. 2003. №№ 5–6. С. 123–130.
8. *Круглов В.В., Дли М.И., Голунов Р.Ю.* Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: учебное пособие // М.: Издательство Физико-математической литературы. 2001. 256 с.
9. *Багрецов С.А., Львов В.М., Наумов В.В. и др.* Диагностика социально-психологических характеристик малых групп с внешним статусом // СПб.: Лань. Издательство Санкт-Петербургского Университета МВД России. 1999. 640 с.
10. *Берг Т.Н.* Нервно-психическая неустойчивость и способы ее выявления // Владивосток.: Мор. гос. ун-т им. адмирала Г.И. Невельского. 2005. 63 с.
11. *Брюхомицкий Ю.А.* Нейросетевые модели для систем информационной безопасности // Таганрог: ТИПТУ. 2005. 160 с.
12. *Горелик А.Л., Скрипкин В.А.* Методы распознавания // М.: Высшая школа. 1989. 232 с.

References

1. Dushkin R.V. [Methods for the preparation , submission and processing of knowledge NOT – factors]. *Biblioteka ocenishhika LABRATE.RU – Library of appraiser LABRATE.RU*. 2001. Available at: http://www.labrate.ru/discus/messages/33870/dushkin_ne-factors_2011-36925.pdf (accessed: 13.11.2014). (In Russ.).
2. Narinyani A.S. [Knowledge engineering and non- factors]. *Voprosy iskusstvennogo intellekta. Vestnik NSMII RAN – Questions of artificial intelligence. Vestnik NSMII RAN*. Moscow: LENAND. 2008. vol. 1. pp. 61–77. (In Russ.).
3. Narinyani A.S. [Underdetermined in systems of knowledge representation and processing]. *Izv. AN SSSR. Tehn. kibernetika – Proceedings of the Academy of Sciences of the USSR* 1986. vol. 5. pp. 42–54. (In Russ.).
4. Narinyani A.S. [NON- factors and knowledge engineering: from the naive to the formalization of natural pragmatics]. *Sbornik trudov IV nacional'noj konferencii po Iskusstvennomu Intellectu* [Proceedings of the IV National Conference on Artificial Intelligence]. Rybinsk. 1994. vol. 1. pp. 9–18. (In Russ.).
5. Dushkin R.V., Rybin G.V. [An approach to automated extract, knowledge representation and processing with non- factors]. *Izvestiya RAN. Teorija i sistemy upravlenija – Proceedings of the Academy of Sciences. Theory and control systems*. 1999. vol. 5. pp. 34–44. (In Russ.).
6. Shapot M.D. [Conclusion making under uncertainty in the IVF]. *Jekspertnye sistemy na personal'nyh komp'juterah. Materialy seminar – Expert systems on personal computers*. Moscow. 1989. pp. 65–78. (In Russ.).
7. Narinyani A.S. [NOT-factors: the ambiguity of (pre- formal study)]. *Novosti iskusstvennogo intellekta – News of artificial intelligence*. Moscow. 2003. no. 5–6. pp. 123–130. (In Russ.).
8. Kруглов В.В., Syntax M.I., Golunov R.Y. *Nechetkaja logika i iskusstvennyye neyronnye seti: uchebnoe posobie* [Fuzzy logic and artificial neural network: textbook]. Moscow: Publisher Physical and mathematical literary. 2001. 256 p. (In Russ.).
9. Bagrets S.A. Bagrecov S.A., L'vov V.M., Naumov V.V., et al. *Diagnostika social'no-psihologicheskikh harakteristik malyh grupp s vneshnim statusom*. [Diagnosis of socio-psychological characteristics of small groups with an external status]. SPb.: Lan'. Izdatel'stvo Sankt-Peterburgskogo Universiteta MVD Rossii. 1999. 640 p. (In Russ.).
10. Berg T.N. *Nervno-psihicheskaja neustojchivost' i sposoby ee vyjavenija* [Neuropsychological instability and how to identify]. Vladivostok.: Mor. gos. un-t im. admirala G.I. Nevel'skogo. 2005. 63 p. (In Russ.).

11. Bryuhomitsky Y.A. *Nejrosetevye modeli dlja sistem informacionnoj bezopasnosti* [Neural network model for information security systems]. Taganrog: TGRTU. 2005. 160 p. (In Russ.).
12. Gorelik A.L., Skripkin V.A. *Metody raspoznavanija* [Recognition methods]. M.: Vysshaja shkola 1989. 232 p. (In Russ.).

Глыбовский Павел Анатольевич — к-т техн. наук, доцент кафедры систем сбора и обработки информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: теория распознавания образов, теория информации. Число научных публикаций — 45. p_glybovsky@mail.ru; ул. Ждановская, д. 13, Санкт-Петербург, 197198; п.т.: +7(812) 237-19-60.

Glybovsky Pavel Anatolievich — Ph.D., associate professor of system for collecting and processing information department, Mozhaisky Military Space Academy. Research interests: theory of pattern recognition; information theory. The number of publications — 45. p_glybovsky@mail.ru; 13, Zhdanovskaya street, St.-Petersburg, 197198, Russia; office phone: +7(812) 237-19-60.

Пилькевич Сергей Владимирович — к-т техн. наук, докторант кафедры систем сбора и обработки информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: информационная безопасность, криптография, моделирование социальных систем. Число научных публикаций — 60. ambers@list.ru; ул. Ждановская, д. 13, Санкт-Петербург, 197198; п.т.: +7(812) 237-19-60.

Pilkevich Sergey Vladimirovich — Ph.D., doctoral student of system for collecting and processing information department, Mozhaisky Military Space Academy. Research interests: information security, cryptography, modeling social systems. The number of publications — 60. ambers@list.ru; 13, Zhdanovskaya street, St.-Petersburg, 197198; office phone: +7(812) 237-19-60.

Жолус Роман Борисович — к-т биол. наук, соискатель кафедры систем сбора и обработки информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: информационная безопасность; моделирование социальных систем. Число научных публикаций — 10. p.glybovsky@yandex.ru; ул. Ждановская, д. 13, Санкт-Петербург, 197198; п.т.: +7(812) 237-19-60

Zholus Roman Borisovich — Ph.D., applicant of system for collecting and processing information department, Mozhaisky Military Space Academy. Research interests: information security, modeling social systems. The number of publications — 10. p.glybovsky@yandex.ru; 13, Zhdanovskaya street, St.-Petersburg, 197198, Russia; office phone: +7(812) 237-19-60.

Пономарев Юрий Александрович — к-т техн. наук, доцент, заместитель начальника кафедры систем сбора и обработки информации, Военно-космическая академия имени А.Ф. Можайского. Область научных интересов: методы анализа социально-психологических характеристик, теория нечетких множеств. Число научных публикаций — 35. yurij_1969_2011@mail.ru; ул. Ждановская, д. 13, Санкт-Петербург, 197198; п.т.: +7(812) 237-19-60.

Ponomarev Yuri Aleksandrovich — Ph.D., associate professor, deputy head of system for collecting and processing information department, Mozhaisky Military Space Academy. Research interests: methods of analysis of the socio-psychological characteristics, fuzzy set theory. The number of publications — 35. yurij_1969_2011@mail.ru; 13, Zhdanovskaya street, St.-Petersburg, 197198, Russia; office phone: +7(812) 237-19-60.

РЕФЕРАТ

Глыбовский П.А., Пилькевич С.В., Жолус Р.Б., Пономарев Ю.А.
Многоуровневое представление разнородных нечетких параметров для идентификации состояний объекта контроля.

Материальной и технологической базой информационного общества являются разнородные автоматизированные системы, на базе компьютерной техники, систем и сетей передачи данных. К числу важнейших систем подобного рода относятся современные объекты экономики и инфраструктуры, военнотехнических и сложных социотехнических систем. Автоматизация повышает требования к квалификации персонала, а также увеличивает его ответственность. При этом ошибочные или намеренно деструктивные действия персонала способны привести к резко негативным, а порой и трагическим последствиям.

Для разрешения данных проблем целесообразно применять методы идентификации функционального состояния человека-оператора.

Статья посвящена вопросу разработки многоуровневого представления разнородных нечетких параметров. Показано место нечетких параметров в общей системе информационных НЕ-факторов, приведены примеры из области физиологии и медицины, иллюстрирующие иерархический характер структуры разнородных нечетких параметров. Рассматриваемый авторами подход требует формальной постановки задачи агрегирования частных показателей. В работе обосновано применение теории нечетких множеств для решения задачи классификации объектов, описываемых разнородными количественно-качественными признаками.

SUMMARY

Glybovsky P.A., Pilkevich S.V., Zholus R.B., Ponomarev Y.A. **Multilevel Representation of Heterogeneous Fuzzy Parameters for Identification of Object Control States.**

The material and technological base of the information society are heterogeneous automated systems based on computer technology, systems and data networks. The most important of such systems include modern economic facilities and infrastructure, military-technical and complex sociotechnical systems. Automation increases the requirements for staff qualification and responsibility. Erroneous or deliberately destructive actions of personnel can lead to negative and sometimes tragic consequences.

To resolve these problems, it is advisable to apply the identification methods of the operator's state.

The paper is devoted to development of multi-level representation of heterogeneous fuzzy parameters. The position of the fuzzy parameters in the system of information-factors, examples from physiology and medicine, illustrating the hierarchical nature of the structure of heterogeneous fuzzy parameters are presented. Considered by the authors approach requires a formal statement of the problem of aggregation of partial indices. In the work the use of fuzzy set theory for solving the problem of classification of objects described heterogeneous quantitative and qualitative traits is justified.