УДК 004.82

И. И. Коваленко[1], *д.т.н., профессор,*
А. В. Швед[2], *к.т.н., ст. преподаватель,*
А. В. Мельник[1], *аспирант,*
Е. С. Пугаченко[1], *аспирант*
[1]Национальный университет кораблестроения имени адмирала Макарова
пр. Героев Сталинграда, 9, г. Николаев, Украина
[2]Черноморский государственный университет имени Петра Могилы
ул. 68 Десантников, 10, г. Николаев, Украина

СРАВНИТЕЛЬНЫЙ АНАЛИЗ МЕТОДОВ МОДЕЛИРОВАНИЯ НЕКОТОРЫХ НЕ–ФАКТОРОВ

В статье выполнен анализ и систематизация наиболее изученных НЕ–факторов. Выявление и учет НЕ–факторов создает основу для выбора соответствующих подходов и методов обработки анализируемой информации с целью получения эффективных результатов моделирования. Рассмотрены методы моделирования различных НЕ–факторов на основе современных теорий: теории нечетких множеств, теории свидетельств, теории правдоподобных и парадоксальных рассуждений, теории грубых множеств. Математический аппарат рассмотренных теорий позволяет корректно оперировать как со специфическими видами НЕ–факторов, так и с их различными комбинациями.

Ключевые слова: *НЕ–фактор, неопределенность, нечеткость, грубые множества, теория свидетельств, теория правдоподобных и парадоксальных рассуждений.*

Введение. Важной проблемой системного анализа является раскрытие неопределенностей, что обусловлено многообразием целей, свойств и особенностей исследуемых объектов.

Информационные технологии, являющиеся инструментом реализации методов системного анализа, в последние два десятилетия интенсивно развиваются в рамках научного направления, получившего название «инженерия знаний», основу которого составляют результаты разработок и исследований, связанные с искусственным интеллектом (ИИ): представление знаний и вывод на знаниях; системы искусственного интеллекта (экспертные системы, системы распознавания образов, системы поддержки принятия решений и др.).

Вместе с тем, различные предметные области, знания о которых могут быть положены в основу создания систем искусственного интеллекта, как правило, отрицают традиционные свойства формальных систем: точность, полноту, определенность, корректность, и др. Такие отрицаемые свойства были названы «НЕ–факторы», поскольку каждый из них лексически и содержательно фиксирует учет наших незнаний при абстрагировании, переходе к формальным системам и интерпретации выводов, полученных на формальном уровне. Поэтому любая формальная система всегда будет характеризоваться наличием определенных НЕ–факторов [1].

Данное обстоятельство полностью согласуется с основополагающим принципом неопределенности Вернера фон Гейзенберга и является отражением фундаментальной неопределенности процессов макромира.

В проблематике ИИ учет, анализ и управление НЕ–факторами имеют первостепенное значение, что обусловлено творческим характером задач создания интеллектуальных технологий, которые всегда решаются в условиях противоречивости, неполноты, неточности, неопределенности исходных данных, отношений между ними, операций их обработки (алгоритмов, процессов решения). Вместе с тем, как отмечают авторы работы [1], достаточно часто современные методы нечеткой математики, вероятностно-статистического вывода, байесовские и нейронные сети, генетические алгоритмы и др. используются без должного анализа природы присутствующих НЕ–факторов, что может привести к неадекватным моделям и выводам.

Анализ исследований и публикаций. Первые НЕ–факторы, получившие название «нечеткость» или «неточность», были определены и изучались в рамках проблематики нечеткой математики, основателем которой является Л. Заде [2, 3].

Однако, целенаправленные системные исследования НЕ–факторов начались с работ А. С. Нариньяни, в которых введено понятие и дана содержательная их трактовка. Анализ литературных источников [4–9] позволяет привести ещё ряд существующих подходов к определению НЕ–факторов.

Так, НЕ–факторы по А. С. Нариньяни [4, 5]: неоднозначность, недоопределенность, неточность, нечеткость.

НЕ–факторы по В. А. Вагину [6]: противоречивость, неточность, нечеткость, неопределенность, немонотонность.

НЕ–факторы по Г. В. Рыбиной [7, 8]: нечеткость, неточность, неопределенность, недоопределенность.

НЕ–факторы по А. Н. Борисову [9]: неизвестность, неоднозначность, недостоверность.

Их рассмотрение приводит к выводу о том, что предложенная совокупность НЕ–факторов достаточно «смутно» отображает принципы их унификации и классификации. Это говорит о том, что тема формализации исследования НЕ–факторов на современном этапе, по-видимому, далека от своего завершения.

Цели и задачи исследования. Целью статьи является сравнительный анализ методов моделирования некоторых наиболее изученных НЕ–факторов, что даст возможность обоснованного их выбора и применения.

Изложение основного материала. В работах [10–12] делается попытка представить НЕ–факторы, обоснованное существование которых определяется методами их моделирования, базирующимися на традиционных, а также новых развивающихся математических теориях (рис. 1). Рассмотрим их более подробно.

Неполнота. Некоторые данные не известны, но вся доступная информация полна и корректна. В приложении, например, к проведению экспертизы такая ситуация может характеризоваться тем, что руководитель экспертизы предоставил экспертам инструкцию на формирование оценок, не учитывающую всю полноту свойств, характеристик, параметров анализируемого объекта.

Единственным способом сокращения этого незнания является доработка инструкции в плане учета недостающих данных (пополнение информации).

Неопределённость. Доступная информация может быть истинной или ложной и оценивается с помощью вероятностных оценок. Например, при проведении анализа экспертных оценок руководителю экспертизы не была предоставлена информация о компетентности экспертов.

Это порождает неопределенность относительно сформированных экспертных оценок, и степень доверия к ним со стороны руководителя экспертизы может быть выражена с помощью соответствующей вероятностной оценки.

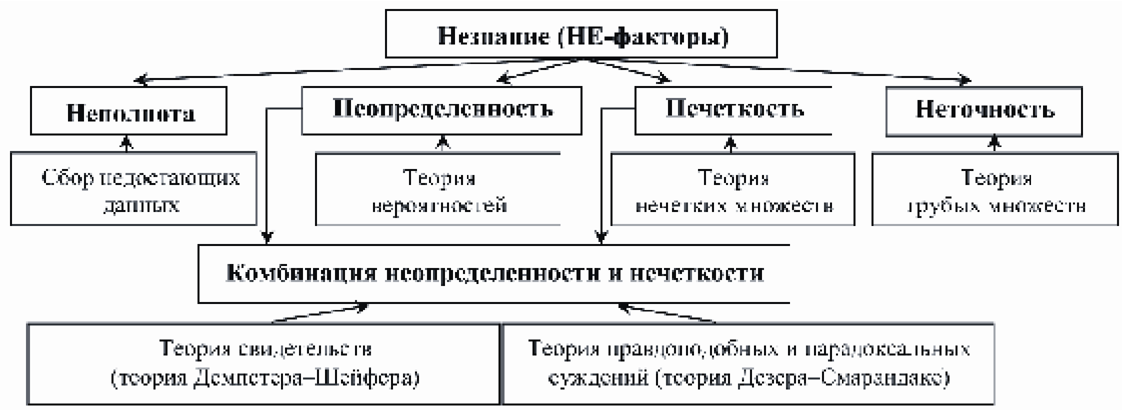

Рис. 1. Классификация форм незнания и методов их моделирования

Нечеткость. Имеется информация, достоверность которой не вызывает сомнений, однако она является нечеткой. Например, информация, полученная от экспертов, достоверна, но вследствие того, что необоснованно были выбраны методы для её получения, она может быть нечеткой. Анализ такой информации выполняется методами нечеткой логики, нечётких множеств, нечетких отношений.

Однако, на практике могут быть ситуации в которых одновременно присутствуют различные формы незнания, например, **комбинация неопределенности и нечеткости**.

Это обусловлено тем, что экспертные суждения относительно изучаемой проблемы могут взаимодействовать между собой (объединяться или пересекаться) в той или иной мере относительно той информации, которую они могут дать о множестве исходных данных (свойств, признаков, характеристик) объекта или системы. Такие комбинации НЕ–факторов могут быть промоделированы методами теории свидетельств Демпстера–Шейфера (ТДШ) и теории правдоподобных и парадоксальных рассуждений Дезера–Смарандаке (ТДС) [13, 14].

Неточность. Достаточно часто возникают ситуации, когда данные или знания не являются точными и невозможно выполнить их точную классификацию (установить классификационную категорию). Например, пусть исходное множество элементов знаний X представлено двумя классами: $X_{S1} = \{X_1, X_2, X_3, X_4\}$ и $X_{S2} = \{X_5, X_6, X_7\}$, $X_{S1}, X_{S2} \subset X$, и пусть получено некоторое целевое подмножество знаний $X_0 = \{X_3, X_4, X_7, X_8\}$, которое необходимо отнести к одному из указанных классов.

Однако, можно видеть, что элементы $(X_3, X_4) \in S_1$, $X_7 \in S_2$, а элемент $X_8 \notin (S_1, S_2)$. Это характеризует наличие своего рода «неточной» классификации, что на практике может выглядеть более реально, чем точная классификация. Для анализа таких ситуаций была предложена теория грубых множеств, позволяющая обрабатывать имплицитные массивы неупорядоченных данных и на основе такой обработки извлекать новые знания [1, 15].

Рассмотрим приведенные НЕ–факторы с позиции сравнительного анализа перечисленных теорий, что будет способствовать более четкому их различию и пониманию.

Теория вероятностей оперирует с шансами случайных событий, при этом предполагается, что все события являются хорошо определёнными понятиями. Неопределённость здесь связана только с тем, с какими шансами может произойти каждое случайное событие из полной группы таких событий. Для этого необходимо выполнение двух условий: рассматриваются все возможные в данной ситуации события; реализоваться может только одно из событий.

Часто эти два условия формулируются следующим образом: полную группу событий образуют взаимно исключающие и исчерпывающие события. Традиционно вероятностные оценки $p(e_i)$ случайных событий e_i, $i = \overline{1,n}$, подчиняются следующей системе аксиом:

1. $p(e_i) \geq 0,\ i = \overline{1,n},\ 0 \leq p \leq 1$;

2. $$P(E) = \sum_{i=1}^{n} p(e_i), \quad E = \{e_i \mid i = \overline{1,n}\}; \quad (1)$$

3. Если $E_1 \subseteq E,\ E_2 \subseteq E$ и $E_1 \cap E_2 = \varnothing$, то $P(E) = p(E_1 \cup E_2) = p(E_1) + p(E_2)$.

Аксиомы 2 и 3 свидетельствуют об аддитивном характере вероятностных оценок, т.е. в любом случае сумма вероятностей всех случайных событий, образующих полную группу, равна 1.

Следует указать на то, что существует два основных подхода к оцениванию вероятностей событий: объективные оценки вероятностей на основе метода частот и субъективные оценки вероятностей, источниками которых являются эксперты. В первом случае для моделирования неопределенностей могут быть использованы аналитические методы вероятностного вывода, вероятностный вывод на деревьях вероятностей, методы математической статистики, байесовские стратегии и др. Оценки второго вида могут быть использованы для вероятностного вывода на деревьях решений, на сетях уверенностей (сети Байеса), в задачах классификации (байесовские классификаторы), в задачах принятия решений в условиях риска и др.

Теория нечетких множеств предназначена для оперирования нечёткими концепциями, которые лежат в основе формирования множеств элементов. Предполагается, что элементы являются хорошо определёнными понятиями. Неопределённость (нечеткость) здесь возникает при попытке отнести элементы к некоторым классам (множествам), поскольку эти классы (множества) являются нечёткими, следовательно, плохо определенными.

Основным математическим аппаратом нечеткой (*fuzzy*) алгебры и нечеткой логики является лингвистическая переменная (ЛП), значения которой определяются набором вербальных (словесных) характеристик некоторого свойства объекта. Значения ЛП характеризуются так называемыми «нечеткими множествами» (НМ), которые, в свою очередь, определяются через некоторую базовую числовую шкалу **A** и функцию принадлежности $\mu_{\mathbf{A}}(x)$, $x \in \mathbf{A}$, $\mu_{\mathbf{A}}(x) \in [0,1]$. Таким образом, НМ – это совокупность пар вида $(x, \mu_{\mathbf{A}}(x))$, которая определяет субъективную степень уверенности в том, что данное конкретное значение **A** соответствует определенному элементу НМ.

Данная теория в качестве «инструментов» моделирования нечеткостей предоставляет методы построения функций принадлежности, формирования баз знаний, анализа нечетких отношений и др. Кроме этого, методы нечетких множеств и нечеткой логики могут быть использованы в задачах классификации, принятия решений, прогнозирования, а также при создании систем искусственного интеллекта, в которых используются сочетания возможностей нечеткой математики с нейронными сетями, генетическими алгоритмами и др.

Теория свидетельств Демпстера–Шейфера. Как уже отмечалось выше, теория вероятностей имеет дело с каждым отдельным событием (синглетоном) из полной группы событий и может корректно обращаться с неопределенностями, которые подчиняются аксиомам (1). Вместе с тем, в реальных условиях могут существовать и специфические формы НЕ–факторов, например, комбинация неопределенности и нечеткости, возникающие в процессе взаимодействия между суждениями экспертов. Формы таких взаимодействий могут иметь различный характер – они могут быть согласованными, совместимыми; могут произвольным образом объединятся и пересекаться. Для моделирования указанных форм взаимодействий может быть использована теория свидетельств Демпстера–Шейфера (ТДШ), основу которой составляют следующие положения [11–13].

Имеется множество элементов $\Omega = \{\omega_i \mid i = \overline{1,n}\}$, называемое основой анализа. Предполагается, что основа анализа Ω представляет собой множество исчерпывающих (всех возможных в данной ситуации) элементов и взаимно исключаемых (уникально определенных и отличных от других) элементов. При этом априори известно, что только единственный элемент $\omega_i \in \Omega$ является истинным в каждой конкретной ситуации.

На основе анализа Ω могут быть сформированы произвольные подмножества элементов $B_j \subseteq \Omega$, $j = \overline{1,2^{|\Omega|}}$ ($2^{|\Omega|}$ – множество всех возможных подмножеств, сформированных на Ω), которые удовлетворяют условиям:

$$
\begin{aligned}
&1.\ B_j = \{\varnothing\};\\
&2.\ B_j = \{\omega_i\};\\
&3.\ B_j = \{\omega_i \mid i = \overline{1,p}\},\ p < n;\\
&4.\ B_j = \Omega = \{\omega_i \mid i = \overline{1,n}\}.
\end{aligned}
\tag{2}
$$

Основу ТДШ (ТДС) составляют три базовые функции ($\forall B \subseteq \Omega$):

– основная масса вероятности $m : \Lambda \to [0,1]$:

$$
\begin{aligned}
&0 \le m(B_j) \le 1, \quad \forall (B_j \in \Lambda),\\
&m(\varnothing) = 0, \quad \sum_{B_j \in \Lambda} m(B_j) = 1
\end{aligned}
\ ; \tag{3}
$$

– функция доверия $Bel : \Lambda \to [0,1]$:

$$
Bel(A) = \sum_{B_j \subseteq B,\ B_j \in \Lambda} m(B_j)\,; \tag{4}
$$

– функция правдоподобия $Pl : \Lambda \to [0,1]$:

$$
Pl(A) = \sum_{B_j \cap A \ne \varnothing,\ B_j \in \Lambda} m(B_j)\,; \tag{5}
$$

где Λ соответствует 2^{Ω} для ТДШ и D^{Ω} для ТДС.

Следует отметить, что $m(B_j)$ определяет степень уверенности, отдаваемую B_j, но никаким подмножествам B_j.

Значения функции доверия для $B \subseteq \Omega$ выражают всю степень поддержки, отдаваемую каждому из таких подмножеств B_j.

Значения функции правдоподобия для $B_j \subseteq \Omega$ выражают полную степень потенциальной поддержки, которая может быть отдана каждому из сформированных подмножеств B_j.

Для получения агрегированных оценок осуществляется процедура комбинирования основных масс уверенности выделенных $B_j \subseteq \Omega$, полученных на основе различных источников.

Данная процедура осуществляется на основе различных правил комбинирования свидетельств: Демпстера, Ягера, Инагаки, Дюбуа и Прада и др., которые могут быть использованы в ситуациях наличия специфических (комбинированных) НЕ–факторов [11–13].

Теория правдоподобных и парадоксальных рассуждений Дезера–Смарандаке (ТДС) может рассматриваться, как более углубленный вариант ТДШ в том плане, что она может оперировать с более сложными формами НЕ–факторов. Например, если элементы основы анализа ω_i отражают нечеткие и неопределенные понятия: возраст, цветовую гамму и т.д., то некоторые из элементов могут в значительной степени перекрываться друг другом, поэтому выделить полностью различающиеся ω_i не представляется возможным [12, 14].

На основе анализа Ω могут быть сформированы произвольные подмножества элементов $B_j \subseteq \Omega$, $j = \overline{1, D^{|\Omega|}}$ ($D^{|\Omega|}$ – множество всех возможных подмножеств, сформированных на Ω), которые удовлетворяют условиям:

1. Условия, которые соответствуют (2);
2. $B_j = \{\omega_i\}$;
3. Если $B_i, B_j \subset D^{\Omega}$,

тогда $B_i \cap B_j \in D^{\Omega}$ и $B_i \cup B_j \in D^{\Omega}$.

В основе концепции ТДС лежат понятия свободной и гибридной модели.

Свободная модель, обозначаемая $M(\Omega)$, рассматривает Ω только как основу исчерпывающих элементов $\omega_i \mid i = \overline{1,n}$, которые потенциально могут перекрываться.

Гибридная модель определяется из свободной модели путем введения некоторых ограничений общности на некоторые подмножества элементов B_i из множества всех возможных подмножеств D^{Ω}, когда полагается, что $B_j \neq \varnothing$. Это объясняется тем, что в реальных задачах нет необходимости назначать основные массы вероятностей всем возможным подмножествам D^{Ω}, так как всегда возможны элементы, которые будут взаимно исключающими. В качестве ограничений общности широко применяются: ограничение исключаемости $\omega_i \cap \ldots \ \ldots \cap \omega_k = \varnothing$ и ограничение несуществования $\omega_i \cup \ldots \cup \omega_k = \varnothing$. Так же, как и в теории свидетельств, в ТДС присутствует правило комбинирования, отражающее конъюнктивный консенсус между различными группами свидетельств.

Приведем ряд соображений, характеризующих различия между теорией вероятности, ТДШ и ТДС [12, 14].

Пусть $\Omega = \{\omega_1, \omega_2\}$ – простейшая основа анализа, состоящая только из двух элементов. Тогда теория вероятностей имеет дело при предположении исключаемости гипотез с основными назначениями вероятностей, такими что $m(\omega_1)+m(\omega_2)=1$. ТДШ имеет дело при предположении исключаемости и исчерпываемости гипотез с основными назначениями уверенностей, такими что $m(\omega_1)+m(\omega_2)+m(\omega_1 \cup \omega_2)=1$. ТДС имеет дело с единственным предположением исчерпываемости гипотез с обобщенными назначениями вероятностей, такими что $m(\omega_1)+m(\omega_2)+m(\omega_1 \cup \omega_2)+ m(\omega_1 \cap \omega_2)=1$.

Теория грубых множеств (ТГМ). Методы, предложенные в рамках этой теории, позволяют обрабатывать большие массивы неупорядоченных данных и на основе результатов такой обработки получать новые знания. Данная теория основана на том, что знания глубоко внедрены в способность людей выполнять классификацию предметов, явлений, объектов, ситуаций и др. Поэтому знания в теории грубых множеств обязательно связаны с множеством образцов классификации, относящихся к специфическим частям реального или абстрактного мира, называемого универсумом рассуждений (или, кратко, универсумом).

Концептуальные основы теории грубых множеств заключаются в следующем [1, 15]. ТГМ помогает решить проблему неточных знаний (понятий), которые могут быть определены в рамках заданного обучающего множества с использованием понятий верхнего и нижнего приближений. Нижнее приближение включает те элементы обучающей выборки, которые наверняка принадлежат понятию, верхнее приближение включает все элементы, которые возможно принадлежат понятию.

Разница между двумя этими приближениями образует граничную область и содержит элементы, которые не могут быть классифицированы наверняка на основе имеющейся информации.

База знаний в данной теории определяется как $K=(U, R)$, где U – универсум элементов и R – отношение эквивалентности, на основе которого могут быть выделены классы эквивалентности (категории) элементов U (обозначаются $IND(R)$). В каждую категорию включаются элементы, которые обладают одинаковыми значениями классификационных признаков (атрибутов). Внутри каждой категории элементы считаются неразличимыми или эквивалентными

Пусть элементы универсума классифицированы по категориям на основе отношения эквивалентности *R*. Если мы возьмем целевое множество элементов $X \subseteq U$, то относительно классификации *IND*(*R*) могут быть рассмотрены следующие ситуации:

1. Множество *X* является объединением некоторых категорий из *IND*(*R*). В этом случае множество *X* называется *R*-точным.

2. Множество *X* не может быть выражено как объединение некоторых категорий *IND*(*R*). В этом случае множество *X* называется *R*-неточным или *R*-грубым.

R-нижней аппроксимацией грубого множества *X* называется подмножество таких его элементов, которые могут быть классифицированы как принадлежащие *X* на основе классификации *IND*(*R*):

$$\underline{R}X = \cup\{Y \in IND(R) : Y \subseteq X\}. \qquad (6)$$

R-верхней аппроксимацией грубого множества *X* называется подмножество таких его элементов, которые возможно принадлежат *X*:

$$\overline{R}X = \cup\{Y \in IND(R) : Y \cap X \neq \varnothing\}. \qquad (7)$$

R-нижнюю аппроксимацию целевого множества *X* называют *R*-положительной областью *X*:

$$POS_R(X) = \underline{R}X. \qquad (8)$$

R-отрицательной областью *X* называется подмножество элементов универсума, которые с определенностью не принадлежат *X*:

$$NEG_R(X) = U - \overline{R}X. \qquad (9)$$

R-граничной областью целевого множества *X* называется подмножество его элементов, которые принадлежат *R*-верхней аппроксимации, но не принадлежат *R*-нижней аппроксимации:

$$BN_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X. \qquad (10)$$

Рассмотрим простой пример, иллюстрирующий приведенные выше понятия [1].

Имеется база знаний *K*=(*U*, *R*), $U = \{x_i \mid i = \overline{1,10}\}$ – универсум элементов, *R* – отношение эквивалентности, на основе которого выделены следующие классы эквивалентности (категории) на *U*:

$$U / IND(R) = \{\{x_1, x_2\}, \{x_3, x_7, x_{10}\},$$
$$\{x_4\}, \{x_5\}, \{x_6\}, \{x_8\}, \{x_9\}\}.$$

Заданы целевые подмножества $X_1 = \{x_1, x_2, x_4, x_5\}$ и $X_2 = \{x_1, x_2, x_3, x_4\}$. Необходимо определить аппроксимации, отрицательные и граничные области для этих множеств.

Имеем:

$$\underline{R}X_1 = \{x_1, x_2, x_4, x_5\}; \quad \overline{R}X_1 = \varnothing;$$
$$NEG_R(X_1) = \{x_3, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}\};$$
$$BN_R(X_1) = \varnothing; \qquad \underline{R}X_2 = \{x_1, x_2, x_4\};$$
$$\overline{R}X_2 = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_7, x_{10}\};$$
$$NEG_R(X_2) = \{x_5, x_6, x_8, x_9\};$$
$$BN_R(X_2) = \{x_3, x_7, x_{10}\}.$$

Философия грубых множеств такова, что выделение релевантных категорий элементов на универсуме, характеризация целевых множеств и операция над этими множествами производятся только и только на основе существующих знаний.

Выводы. Первые четыре рассмотренные теории моделирования НЕ–факторов, несмотря на некоторые кажущиеся аналогии между ними, являются совершенно различными теориями. В основе каждой из них лежит специфический математический аппарат, и они предназначены для моделирования различных НЕ–факторов.

Сходство между этими теориями заключается лишь в способах получения исходной информации. Оценки вероятностей могут быть получены как объективным, так и субъективным (экспертным) путем. В теории нечетких множеств для оценки степеней принадлежности элементов данному нечеткому множеству также используются субъективные оценки. В ТДШ и ТДС для получения оценок степеней уверенности используют только субъективные подходы.

Что же касается ТГМ, то она не требует никакой предварительной или дополнительной информации о данных (информации о вероятностях или о степени принадлежности элемента множеству), как в вероятностных методах или нечетких множествах.

Проведенный анализ выдвигает условия детального анализа НЕ–факторов, что обеспечивает правильный выбор методов моделирования, представляемых рассмотренными теориями.

Список литературы

1. Ужга-Ребров О. Особенности представления знаний в теории грубых множеств / О. Ужга-Ребров // Environment. Technology. Resources proceeding of the 7th International scientific and practical conference, 2009. – Vol. 2 – P. 169–175.
2. Валькман Ю. Р. Моделирование НЕ–факторов – основа интеллектуализации компьютерных технологий / Ю. Р. Валькман, В. С. Быков, А. Ю. Рыхальский // Системні дослідження та інформаційні технології. – 2007. – № 1. – С. 39–61.
3. Заде Л. А. Основы нового подхода к анализу сложных систем и процессов принятия решений / Л. А. Заде // Математика сегодня. – М. : Знание, 1974. – С. 5–49.
4. Нариньяни А. С. Неточность как НЕ–фактор. Попытка доформального анализа / А. С. Нариньяни. – Препринт РосНИИ ИИ. – 1994. – № 2. – 34 с.
5. Нариньяни А. С. Недоопределенные модели и операции с недоопределенными значениями / А. С. Нариньяни. – Новосибирск, 1982. – 33 с. – Препринт АН СССР. Сиб. отд-ние ВЦ; № 400.
6. Вагин В. Н. Знание в интеллектуальных системах / В. Н. Вагин // Новости искусственного интеллекта. – 2002. – № 6. – С. 8–18.
7. Душкин Р. В. Об одном подходе к автоматизированному извлечению, представлению и обработке знаний с НЕ–факторами / Р. В. Душкин, Г. В. Рыбина // Известия РАН. ТиСУ. – 1999. – № 5. – С. 84–96.
8. Рыбина Г. В. Модели, методы и программные средства для построения интегрированных экспертных систем : автореф. дис. на соискание уч. степени д-ра техн. наук : 05.13.11 / Г. В. Рыбина. – М., 2004. – 44 с.
9. Борисов А. Н. Принятие решений на основе нечетких моделей / Борисов А. Н., Крумберг О. А., Федоров И. П. – Рига : Зинатне, 1990. – 184 с.
10. Коваленко И. И. Современные методы анализа экспертных оценок / И. И. Коваленко, А. В. Швед // Наукові праці ЧДУ ім. П. Могили. – 2012. – Вип. 161, т. 173. – С. 10–20. – (Серія : Комп'ютерні технології).
11. Burrus N., Lesage D. Theory of evidence (DRAFT) (Technical Report). Laboratorie de Reserche et Developpment de l Epita, 2003.
12. Uzga-Rebrov O. Nenoteiktibu parvaldisana. – Rezekne: RA Izdevnieciba. – 2010. – Vol. 3. – 560 lpp.
13. Shafer G. A mathematical theory of evidence. – Princeton University Press, 1976. – 297 p.
14. Smarandache F., Dezert J. Representation of DSmT. In: Advances and applications of DSmT for information fusion. – American Research Press: Rehoboth, 2004. – Vol. 1 – P. 3–35.
15. Pawlak Z. Rough sets theoretical aspects of reasoning about data. – Boston; London: Academic Publishers, 1991. – 229 p.

References

1. Uzga-Rebrov, O. (2009) Peculiarities of knowledge representation in rough sets theory. *Environment. Technology. Resources proceeding of the 7th International scientific and practical conference,* (2), pp. 169–175 [in Russian].
2. Valkman, Yu. R., Bykov, V. S. & Ryhalskiy, A. Yu. (2007) Un-factor's modeling – the basis of intellectualization of computer technologies. *Systemni doslidzhennya ta informaciyni tehnologii*, (1), pp. 39–61 [in Russian].
3. Zade, L. A. (1974) Fundamentals of new approach to the analysis of complex systems and decision-making processes. *Matematika segodnya*. Moscow: Znaniye, pp. 5–49 [in Russian].
4. Narinyani, A. S. (1994) Inexactness as an un-factor. An attempt of preformal analysis. Preprint RosNII II, (2), 34 p. [in Russian].
5. Narinyani, A. S. (1982) Underdetermined models and operations with underdetermined values. Novosibirsk. Preprint AN SSSR, (400), 33 p. [in Russian].
6. Vagin, V. N. (2002). Knowledge in intelligent systems. *Novosti iskusstvennogo intellekta*, (6), pp. 8–18. [in Russian].
7. Dushkin, R. V. & Rybina, G. V. (1999) One approach to automated retrieval, representation and processing of knowledge with un-factors. *Izvestiya RAN TiSU*, (5), pp. 84–96 [in Russian].
8. Rybina, G. V. (2004) Models, methods and tools for building of integrated expert systems: abstract of a thesis for D.Sc in Engineering: 05.13.11. Moscow, 44 p. [in Russian].

9. Borisov, A. N., Krumberg, O. A. & Fedorov, I. P. (1990) Decision-making based on fuzzy models. Riga: Zinatne, 184 p. [in Russian].
10. Kovalenko, I. I. & Shved, A. V. (2012) Modern methods of expert estimations analysis. *Naukovi praci ChDU im. P. Mohyly. Seriya*: *Computernye tehnologii,* 161 (173), pp. 10–20 [in Russian].
11. Burrus, N. & Lesage, D. (2003) Theory of evidence (DRAFT) (Technical Report). *Laboratorie de Reserche et Developpment de l Epita*.
12. Uzga-Rebrov O. (2010) Nenoteiktibu parvaldisana. *Rezekne, RA Izdevnieciba*, (3), 560 lpp.
13. Shafer, G. (1976) A mathematical theory of evidence. Princeton University Press, 297 p.
14. Smarandache, F. & Dezert, J. (2004) Representation of DSmT. In: Advances and fpplications of DSmT for information fusion. American Research Press: Rehoboth, (1), pp. 3–35.
15. Pawlak, Z. (1991) Rough sets theoretical aspects of reasoning about data. Boston; London: Academic Publishers, 229 p.

I. I. Kovalenko[1], *Dr.Tech.Sc.*, *professor,*
A. V. Shved[2]**,** *post-graduate,*
A. V. Melnik[2]**,** *post-graduate,*
E. S. Pygachenko[1]**,** *post-graduate*
[1]Admiral Makarov National University of Shipbuilding
Geroyiv Stalingrada ave., 9, Mykolayiv, Ukraine
[2]Petro Mohyla Black Sea State University
68 Desantnukiv str., 10, Mykolayiv, Ukraine

COMPARATIVE ANALYSIS OF METHODS FOR SIMULATION OF SOME UN-FACTORS

The analysis and systematization of the most common un-factors is carried out in this article. The identification and registration of un-factors creates the basis for a selection of appropriate approaches and methods of analyzed information processing in order to obtain effective and adequate simulation results of analyzed domain. The common types of un-factors, like incompleteness, uncertainty, fuzzy and inexactness are discussed in the article. The methods for modeling of various un-factors based on modern theories, such us fuzzy set theory, the theory of evidence, the theory of plausible and paradoxical reasoning, rough sets theory are considered. The main principles of these theories are discussed and reviewed, and the tools of un-factor's modeling based on their mathematical instruments are analyzed. The set of examples of practical application of the tools of these theories in order to achieve the objectives of analysis under various forms of un-factors is given. Mathematical apparatus of the considered theories allows to correctly operate both with various specific types of un-factors and their combinations.

Keywords: *un-factor, uncertainty, fuzziness, rough sets, Dempster–Shafer theory (DST) of evidence, Dezert–Smarandache Theory (DSmT) of plausible and paradoxical reasoning.*

Рецензенти: *С. Б. Приходько, д.т.н., професор,*
М. П. Мусієнко, д.т.н., професор