УДК 004.02:519.7

**Коваленко І. І.,**
*д-р техн. наук, професор кафедри програмного забезпечення автоматизованих систем,*
*Національний університет кораблебудування ім. адмірала С. Й. Макарова, м. Миколаїв, Україна*
*igor.kovalenko@nuos.edu.ua*
**Мельник А. В.,**
*аспірант кафедри програмного забезпечення автоматизованих систем,*
*Національний університет кораблебудування ім. адмірала С. Й. Макарова, м. Миколаїв, Україна*
*anton.melnyk@nuos.edu.ua*

# АНАЛИЗ МЕТОДОВ КЛАССИФИКАЦИИ ПРЕЦЕДЕНТОВ В ПРОЕКТАХ ДИАГНОСТИКИ ТЕХНИЧЕСКИХ УСТРОЙСТВ

*В работе предложен подход проведения проектов диагностики технических устройств, основанный на методе рассуждения по прецедентам, представленные экспертными оценками в вербальной шкале («отлично», «хорошо», «плохо»). Основной задачей при реализации такого метода является классификация прецедентов, для решения которой предлагается использовать теорию грубых множеств, возможности которой позволяют преодолеть недостатки, свойственные существующим и широко распространенным методам и их модификациям. В работе выполнен сравнительный анализ возможностей теории нечётких множеств и теории грубых множеств для решения задачи классификации прецедентов. Установлены некоторые существенные отличия данных теорий. Разработан подход решения задачи классификации прецедентов на основе вербальных экспертных оценок с использованием теории грубых множеств, преимущества и возможности которого демонстрируются на примере проекта проведения диагностики портального крана.*

***Ключевые слова:*** *теория грубых множеств; теория нечётких множеств; метод рассуждения по прецедентам; управление проектами; техническая диагностика.*

**Постановка проблемы**

При выполнении проектов проведения технической диагностики различного рода конструкций и механизмов (например, портальных кранов (ПК)) достаточно часто возникает необходимость прогнозирования некоторых дефектов, по которым невозможно выполнить аппаратные измерительные процедуры. В таких ситуациях, как правило, привлекаются эксперты, которые используя свой опыт, оценивают дефекты в вербальной шкале («отлично», «нормально», «плохо») с последующей обработкой экспертных оценок (ЭО) и их сохранением в базе данных. Такой подход был развит и формализован в рамках современного научного направления – метод рассуждения по прецедентам (CBR – Case-Based Reasoning) [4].

Одной из основных задач реализации CBR-метода является поиск и классификация прецедентов в условиях наличия различных НЕ-факторов (неполнота, неточность, нечёткость и др.). Учёт и анализ таких НЕ-факторов обеспечит правильность выбора и применения соответствующих математических методов для решения задачи классификации найденных прецедентов [3; 6].

**Анализ публикаций и последних достижений**

В настоящее время существует достаточное количество публикаций, посвящённых НЕ-факторам и математическим средствам корректного обращения с ними. В одной из основополагающих работ [6] впервые был введён термин «НЕ-факторы», приведена их характеристика и математическая формализация. В работах [1; 2; 3 и др.] изложены результаты дальнейшего исследования в данной предметной области, и в частности, интеллектуальных системах вывода знаний.

Одному из наиболее распространённых классификаторов прецедентов – методу «ближайшего соседа» и его модификациям, посвящен достаточно большой объём научной литературы, например [4 и др.], в которых отмечены его преимущества и недостатки, основным из которых является отсутствие учёта различных НЕ-факторов. Вместе с тем, в настоящее время для учёта такого НЕ-фактора, как нечёткость, широко используется теория нечётких множеств (ТНМ) [1; 2; 3; 5; 10; 11 и др.]. Однако согласно источникам [1; 2; 3; 6 и др.], в задачах классификации могут присутствовать и другие НЕ-факторы, например, неупорядоченность данных, которые могут быть учтены посредством использования теории грубых множеств (ТГМ) [1; 2; 8; 9; 10 и др.], которая может быть применена для построения классификатора прецедентов.

**Целью статьи является** сравнительный анализ возможностей ТНМ и ТГМ, для решения задачи классификации прецедентов, и разработка подхода решения таких задач на основе вербальных ЭО.

**Изложение основного материала**

Для решения задачи классификации прецедентов, которая, как уже отмечалось, является основной в реализации CBR-метода, широко используется метод ближайшего соседа и его модификации [4 и др.]. Несмотря на то, что результаты применения данного метода весьма успешны, он не лишен и ряда недостатков. К их числу следует отнести сложность выбора метрики (меры близости между прецедентами), назначения весовых коэффициентов параметров прецедентов и порогового значения соответствия найденных прецедентов.

Следует отметить, что впервые НЕ-факторы были определены и изучались в рамках проблематики нечёткой математики, а именно ТНМ, основателем которой является Л. Заде [3; 11]. Один из способов описания нечёткости основывается на понятии нечёткого множества [2; 11]. Необходимо обратить внимание на тот факт, что в некоторых литературных источниках [1 и др.] ТНМ и ТГМ являются дальнейшим развитием теории множеств. Однако, в источниках [2; 5; 8; 9; 10; 11 и др.] отмечаются существенные отличия между этими теориями, и особое внимание уделено различиям между ТГМ и ТНМ, которое достаточно слабо отражено как в зарубежной, так и отечественной научной литературе. Поэтому сравнительный анализ ТГМ и ТНМ следует начать с изложения теории множеств, в основе которых лежат первичные понятия: множество и отношение принадлежности множества. Ниже приведена математическая формализация теории множеств, согласно [5]. Пусть $X$ – некоторое множество элементов, $A$ – некоторое множество, такое что $A \subseteq X$. Тогда может быть рассмотрено два случая относительно принадлежности некоторого элемента $x \in X$ множеству $A$ посредствами характеристической функции (отношение принадлежности): $\mu_A(x) = \begin{cases} 1, x \in A \\ 0, x \notin A \end{cases}$, согласно которой элемент $x \in X$ принадлежит множеству $A$ ($x \in A; \mu_A(x) = 1$), либо не принадлежит $A$ ($x \notin A; \mu_A(x) = 0$).

Вместе с тем, на практике возникает задача определения значения степени принадлежности некоторого элемента $x$ множеству $A$, решение которой требует обобщения понятия принадлежности элемента множеству, то есть элемент $x$ может принадлежать множеству $A$ в той или иной степени. В рамках ТНМ соответствующим образом обобщается понятие характеристической функции $\mu_A(x)$ [5].

Пусть $X$ – произвольное непустое множество. Нечётким множеством $\tilde{A}$ множества $X$ называется множество упорядоченных пар: $\tilde{A} = \{(x / \mu_{\tilde{A}}(x))\}$, где $x \in X$, $\mu_{\tilde{A}}(x) \in [0,1]$.

Функция $\mu_{\tilde{A}}: X \to [0,1]$ называется функцией принадлежности, характеризующейся субъективной мерой нечёткости, и определяемая в результате опроса экспертов.

Кроме этих подходов задания принадлежности элементов множеству, в последние годы развивается и получает распространение теория грубых множеств, предложенная З. Павлаком [1; 2; 6; 8; 9; 10 и др.]. В основе ТГМ лежит идея классификации и базируется на понятии неразличимости или отношении эквивалентности. Основными процедурами ТГМ являются операции по аппроксимации множеств: нижняя аппроксимация некоторого множества $X$, которая включает в себя элементы, точно принадлежащие $X$; верхняя аппроксимация $X$, которая включает в себя элементы, возможно принадлежащие $X$.

Перед тем, как рассмотреть ТГМ для решения задачи классификации прецедентов, необходимо адаптировать некоторые теоретические основы ТГМ в рамки терминологии CBR-метода, результат реализации которого – база прецедентов (БП).

БП представляется выражением: $K = (U, R)$, где $U$ – универсум элементов (прецеденты), $R$ – отношение эквивалентности, на основе которого могут быть выделены классы эквивалентности (категории) элементов $U$, которые обозначаются через $IND(R)$. В каждую категорию включаются элементы, которые обладают одинаковыми значениями классификационных признаков (атрибутов). Внутри каждой категории элементы считаются неразличимыми. Классы эквивалентности определяются следующим выражением:

$$[x]_{IND(P)} = \cap_{P \in R} [x]_R, \qquad (1)$$

где $x \in U,\ P \subseteq R, P \neq \varnothing$.

Пусть элементы универсума классифицированы по категориям на основе отношения эквивалентности $R$. Если целевое множество элементов $X \in U$, 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 $IND(R)$:

$$\underline{R}X = \cup \left\{ x \in U : [x]_R \subseteq X \right\}. \qquad (2)$$

$R$-нижнюю аппроксимацию целевого множества $X$ называют $R$-положительной областью $X$, которая обозначается $POS_R(X)$.

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

$$\overline{R}X = \cup \left\{ x \in U : [x]_R \cap X = \varnothing \right\}. \qquad (3)$$

$BN_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X$ – граничная область $X$ включает в себя элементы, которые принадлежат верхней аппроксимации $X$, но не принадлежат нижней.

Поскольку грубые множества моделируют неопределенность относительно принадлежности некоторых элементов универсума определенному целевому множеству, то для числового оценивания степени этой

неопределенности была введена оценка точности аппроксимации:

$$\alpha_R(X) = \frac{card(\underline{R}X)}{card(\overline{R}X)}, X \neq \varnothing, \quad (4)$$

где *card* – мощность множества.

Помимо этого, ТГМ позволяет численно оценить степень принадлежности элемента целевому множеству (без привлечения и анализа дополнительной информации) посредством выражения:

$$\mu_X^R = \frac{card(X \cap [x]_R)}{card([x]_R)}. \quad (5)$$

Следует отметить, что метод представления знаний с помощью ТГМ основан на том, что знания отражаются в классификации релевантных элементов [10]. Такая классификация может пониматься как семантика представления знаний. Однако, для того, чтобы успешно выявить семантику знаний, эти знания должны быть представлены в подходящей синтаксической форме. Такой формой является таблица данных, строки которой одновременно отображают множество значений атрибутов условий и множество атрибутов решений. Пусть, задано множество условий, каждому такому набору значений этих условий соответствует конкретное решение. Наглядным примером задачи такого рода является отнесение объектов к определенным классам при заданных значениях атрибутов, что вызывает определение значения степени зависимости между значениями атрибутов элементов и их принадлежностью к заданным классам. Такие таблицы в рамках терминов ТГМ называются таблицы решений: $S = (U, A, C)$, где $U$ – универсум элементов, $A$ – множество атрибутов условий, $C$ – множество атрибутов решений, на основании которых формируются целевые множества $X$. Адаптируя таблицы решений для БП, под $U$ – множество прецедентов, под $A$ – множество параметров прецедентов, под $C$ – множество рекомендаций лицу, принимающему решение (ЛПР).

Значение степени зависимости классификации на основе $A$ от разделения на основе $C$, определяется выражением:

$$\gamma_A(X) = \frac{card(POS_A(X))}{card(U)}. \quad (6)$$

Для оценивания значений относительной важности (весовых коэффициентов) параметров прецедента, используя ТГМ, предложен следующий подход. Из подмножества $A$ последовательно удаляя отдельный параметр прецедента $\{a_i\}$, $a_i \in A$, произвести классификацию на основе подмножества $A$-$\{a_i\}$, используя выражение (6), на основании полученного результата рассчитать $\gamma_{A-\{a_i\}}(X)$, далее вычислив значения выражения:

$$\Delta_{(a_i)} = \gamma_A(X) - \gamma_{A-\{a_i\}}(X) \quad (7)$$

полученные результаты, можно использовать в качестве значений весовых коэффициентов параметров $\{a_i\}$ прецедента.

Применение изложенных теоретических аспектов будет продемонстрированно на примере определения режима (класса) эксплуатации ПК ($d_w$), зависящий от его технического состояния, которое определяется экспертами при проведении технической диагностики [7]. Как уже отмечалось, эксперты используют вербальные оценки со следующими градациями и значениями в вербально-числовой шкале (ВЧШ) для возможных дефектов ($k_i$) и факторов ($f_j$) развития дефектов:

1 («Отлично») – дефект, значение которого будет соответствовать работоспособному состоянию без проведения мероприятий по снижению на него нагрузок; фактор не окажет влияния на развитие дефекта, отвечающего работоспособному состоянию, без проведения мероприятий по снижению нагрузок;

2 («Нормально») – дефект, значение которого будет соответствовать работоспособному состоянию после осуществления мероприятий по устранению или снижению нагрузок; фактор не окажет влияния на развитие дефекта, отвечающего работоспособному состоянию, но с требованием проведения мероприятий по снижению нагрузок;

3 («Плохо») – требуется устранение дефекта; фактор окажет влияние на развитие дефекта так, что его значение будет соответствовать неработоспособному состоянию, даже при осуществлении мероприятий по снижению.

Результаты экспертного оценивания и найденных подобных прецедентов представлены в таблице 1, в которой строки – значения параметров технического состояния ПК в ВЧШ, а в последней колонке ($d_w$) соответственно каждой строке – рекомендуемый экспертами, класс эксплуатации ПК, описание которого несёт в себе рекомендации ЛПР. Следует отметить, что $\{x_1,\ldots, x_4\}$ – это результаты проведенного, текущего экспертного оценивания, а $\{x_5,\ldots, x_{10}\}$ – это прецеденты, которые были найдены в БП на основании соответствующих эквивалентных оценках или классах эксплуатации ПК.

*Таблица 1*

**Техническое состояние портального крана, описанное экспертными оценками**

| $U$ | $k_1$ | $k_2$ | $k_3$ | $k_4$ | $k_5$ | $k_6$ | $f_1$ | $f_2$ | $f_3$ | $f_4$ | $f_5$ | $f_6$ | $d_w$ |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| $x_1$ | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 2 |
| $x_2$ | 1 | 3 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 4 |
| $x_3$ | 2 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 3 |
| $x_4$ | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 2 |
| $x_5$ | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 2 | 2 | 3 |
| $x_6$ | 1 | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| $x_7$ | 2 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 2 |
| $x_8$ | 1 | 2 | 2 | 3 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 2 | 3 |
| $x_9$ | 1 | 3 | 3 | 3 | 2 | 1 | 1 | 2 | 1 | 1 | 1 | 3 | 4 |
| $x_{10}$ | 1 | 3 | 2 | 2 | 2 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 1 | 2 | 4 |

Анализ множества ЭО и прецедентов представленного в таблице 1 состоит из нескольких этапов и начинается с представления данных таблицы в рамках терминологии ТГМ [9, 10, 11]: $U = \{x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, x_6, x_7, x_8, x_9, x_{10}\}$; $A = \{k_1, k_2, k_3, k_4, k_5, k_6, f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6\}$; $D = \{d_w\}$, $(w = \overline{2,4})$. После этого формируются классы эквивалентности используя (1):

$IND(A) = \{\{x_1\},\{x_2\},\{x_3\},\{x_4, x_5\},\{x_6\},\{x_7\},\{x_8\},\{x_9\},\{x_{10}\}\}$;
$IND(D) = \{\{x_1, x_4, x_7\},\{x_3, x_5, x_6, x_8\},\{x_2, x_9, x_{10}\}\}$.

Классификация элементов $U$ на основании $IND(D)$, формирует три целевых множества: $X_1 = \{x_1, x_4, x_7\}$; $X_2 = \{x_3, x_5, x_6, x_8\}$; $X_3 = \{x_2, x_9, x_{10}\}$.

Далее используя выражения (2) – (7) выполняются вычисления, по результатам которых, можно формировать рекомендации ЛПР:

$$\underline{A}X_1 = \{x_1, x_7\} = POS_A(X_1); \overline{A}X_1 = \{x_1, x_4, x_5, x_7\};\ BN_A(X_1) = \{x_4, x_5\}\ \alpha_A(X_1) = \frac{2}{4} * 100\% = 50\%;$$

$$\underline{A}X_2 = \{x_3, x_6, x_8\} = POS_A(X_2); \overline{A}X_2 = \{x_3, x_4, x_5, x_6, x_8\};\ BN_A(X_2) = \{x_4, x_5\}\ \alpha_A(X_2) = \frac{3}{5} * 100\% = 60\%;$$

$$\underline{A}X_3 = \{x_2, x_9, x_{10}\} = POS_A(X_3); \overline{A}X_3 = \{x_2, x_9, x_{10}\};\ BN_A(X_3) = \{\varnothing\}\ \alpha_A(X_3) = \frac{3}{3} * 100\% = 100\%.$$

$$x_1 : \mu^R_{X_1} = 1; x_2 : \mu^R_{X_3} = 1; x_3 : \mu^R_{X_2} = 1; x_4 : \mu^R_{X_1} = 0,5; x_5 : \mu^R_{X_2} = 0,5;$$

$$x_6 : \mu^R_{X_2} = 1; x_7 : \mu^R_{X_1} = 1; x_8 : \mu^R_{X_2} = 1; x_9 : \mu^R_{X_3} = 1; x_{10} : \mu^R_{X_3} = 1;$$

$$\gamma_A(X) = \frac{card(POS_A(X))}{card(U)} = 0.8 * 100\% = 80\%;$$

$$\Delta_{k_1} = 0; \Delta_{k_2} = 0.3; \Delta_{k_3} = 0; \Delta_{k_4} = 0; \Delta_{k_5} = 0.2; \Delta_{k_6} = 0;$$

$$\Delta_{f_1} = 0; \Delta_{f_2} = 0; \Delta_{f_3} = 0; \Delta_{f_4} = 0; \Delta_{f_5} = 0; \Delta_{f_6} = 0.$$

Приведенные результаты вычислений по (2) – (3) интерпретируются для ЛПР в виде ранжирования по классам эксплуатации таким образом: $X_3$ f $X_2$ f $X_1$ (ЭО для 4 класса классифицированы с точностью 100%, для 3-го класса – 60%, для 2-го класса – 50 %). Граничные области $BN_A(X_1) = BN_A(X_2) = \{x_4, x_5\}$, свидетельствуют о том что, техническое состояние ПК $x_4$ и $x_5$ – невозможно точно отнести ко 2-му или 3-му классу эксплуатации. Результат применения (4), (5) свидетельствует о том, что $x_4$ – на 50 % принадлежит 2-му классу, оценки которого классифицированы с точностью 50 %, а $x_5$ – на 50 % принадлежит 3-му классу, оценки которого классифицированы с точностью 60 %. Результаты вычислений (6), (7) – свидетельствуют о том, что на точность классификации ЭО влияют оценки двух дефектов $k_2$ и $k_5$ со значениями 30 % и 20 % соответственно.

**Выводы**

По результатам изложенного материала можно сделать следующие заключения:

- основное отличие ТГМ от теории множеств и ТНМ состоит в том, что задача классификации элементов множества заключается в определении верхней и нижней аппроксимациях данного множества. Таким образом, класс выделенного множества будет определяться данными видами аппроксимации;
- предложенный классификатор на основе ТГМ позволяет корректно обращаться с неупорядоченными и неполными данными, без привлечения дополнительной информации.

## *ЛИТЕРАТУРА*


1. Батыршин И. З. Нечеткие гибридные системы. Теория и практика [Текст] / И. З. Батыршин, А. О. Недосекин, А. А. Стецко, Н. Г. Ярушкина; Под ред. Н. Г. Ярушкиной. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2007. – 208 с.
2. Вагин В. Н. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах [Текст] / В. Н. Вагин, Е. Ю. Головина, А. А. Загорянская, М. В. Фомина ; Под ред. В. Н. Вагина, Д. А. Поспелова. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 704 с.
3. Валькман Ю. Р. Моделирование НЕ-факторов – основа интеллектуализации компьютерных технологий [Текст] / Ю. Р. Валькман, В. С. Быков, А. Ю. Рыхальский // Системні дослідження та технології. – 2007. – № 1. – С. 39–61.
4. Варшавский П. Р. Механизмы правдоподобных рассуждений на основе прецедентов (накопленного опыта) для систем экспертной диагностики [Текст] // Труды 11-й национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием (Дубна, 28 сентября – 3 октября2008 г.). – М. : URSS, 2008. – Т. 2. – С. 106–113.
5. Вятченин Д. А. Нечёткие методы автоматической классификации : монография [Текст] / Д. А. Вятченин. – Мн. : УП «Технопринт», 2004. – 219 с.
6. Нариньяни А. С. Неопределенность в системе представления и обработки знаний [Текст] // Технич. кибернетика. – 1986. – № 5. – С. 3–29.
7. Організаційно-методичний документ: ОМД 22460848.003-2012. [Текст] Крани портальні, крани-перевантажувачі. Експертне обстеження. – Київ , 2012. – 136 с.
8. Pawlak Z. Rough Sets Theoretical Aspects of Reasoning about Data [Text] // Boston; London: Academic Publishers, 1991. – 229 p.
9. Pawlak Z. Sets, Fuzzy Sets and Rough Sets [Text] // Proceedings: Fuzzy-Neuro Systems – Computational Intelligence, Muenchen, Germany, March 18-20, 1998. – P. 1–9.
10. Uzga-Rebrovs O. Nenoteiktibu parvaldisana [Text] / O. Uzga-Rebrovs. – Rezekne : RA Izdevnieciba. 2010. – vol. 3. – 560 p.
11. Zadeh L. A. Fuzzy sets [Text] / L. Zadeh // Information and Control. 1965. – V. 8. – P. 338–353.

***Коваленко И. И.,*** *Национальный университет кораблестроения им. адм. С. О. Макарова, Николаев, Украина*
***Мельник А. В.,*** *Национальный университет кораблестроения им. адм. С. О. Макарова, Николаев, Украина*

## АНАЛІЗ МЕТОДІВ КЛАСИФІКАЦІЇ ПРЕЦЕДЕНТІВ У ПРОЕКТАХ ДІАГНОСТИКИ ТЕХНІЧНИХ ПРИСТРОЇВ

*У роботі запропоновано підхід проведення проектів діагностики технічних пристроїв, оснований на методі міркувань за прецедентами, які представлені експертними оцінками («відмінно», «добре», «погано»). Основною задачею реалізації такого метода є класифікація прецедентів, для рішення якою запропоновано використовувати теорію грубих множин, можливості якої дозволяють подолати недоліки, які властиві існуючим та достатньо поширеним методам та їх модифікаціям. У роботі запропонований метод класифікації прецедентів. У роботі виконаний порівняльний аналіз можливостей теорії нечітких множин та теорії грубих множин для вирішення задачі класифікації прецедентів. Встановлені деякі важливі відмінності між даними теоріями. Був розроблений підхід вирішення задачі класифікації прецедентів на основі вербальних експертних оцінок із використанням теорії грубих множин, переваги і можливості якого продемонстровані на прикладі проекту проведення діагностики портального крана.*

***Ключові слова:*** *теорія грубих множин; теорія нечітких множин; метод міркувань за прецедентами; управління проектами; технічна діагностика.*

***Kovalenko I. I.,*** *Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolaiv, Ukraine*
***Melnyk A. V.,*** *Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolaiv, Ukraine*

## ANALYSIS OF THE TECHNICAL DEVICES DIAGNOSTICS PROJECT PRECEDENT CLASSIFICATION METHODS

*In carrying out projects of technical diagnostics of various kinds of structures and mechanisms (eg, portal cranes) quite often necessary to predict some defects, this cannot perform hardware measurement procedures. In such situations, tend to attract experts, who use their experience to evaluate defects in the verbal scale («excellent», «normal», «bad») followed by expert assessments and saving them in the database. This approach was developed and formalized within the scientific field – Case-Based Reasoning. One of the main tasks implementation of this method is to search and classification of precedents in the presence of various NO-factors (incomplete, inaccurate, eyestrain, and others.). Accounting and analysis of such factors do not provide the correct selection and use of appropriate mathematical techniques to solve the classification problem found precedents. The main goal of this paper is to develop an approach to address the problem of classification based on precedents verbal expert estimates using rough set theory. The paper made a comparative analysis of the possibilities of fuzzy sets and rough sets theory to solve the problem of classification of precedents. Some important differences between these theories were established. These include the fact that the main idea of the rough sets theory based on the principles of classification and equivalence relation, and the elements of some set belonging to or lower or upper approximation. As a result, it was found a number of advantages based on the rough sets theory classifier precedents that allow you to behave correctly with incomplete and unordered data, which were not possible using existing methods of classification precedents. Advantages of the proposed method are demonstrated and confirmed on a practical example project of portal crane's technical diagnostics.*

***Key words:*** *rough set theory; fuzzy set theory; case-based reasoning; project management; technical diagnosis.*

© Коваленко І. І., Мельник А. В., 2014 *Дата надходження статті до редколегії 08.12.2014 р.*