

## **АРХИТЕКТУРА СИСТЕМЫ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ В ПРОЕКТАХ ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ**

*В работе предложена архитектура системы поддержки принятия решений в проектах диагностики устройств, техническое состояние которых описано вербальными экспертными оценками. В основе такой системы лежит метод рассуждения по прецедентам, для реализации которого требуется решение таких задач: формирование базы прецедентов, их поиск и адаптация. Для этого в состав архитектуры системы включен блок анализа данных, состоящий из подсистемы классификации и ранжирования экспертных оценок и прецедентов, и подсистемы адаптации прецедентов. Классификацию и ранжирование предлагается реализовывать с использованием основных процедур теории грубых множеств, а адаптацию прецедентов, осуществляя методами вероятностного вывода. Данные методы и их комплексное применение обладают преимуществами над традиционными подходами решения задач в реализации метода рассуждения по прецедентам, что демонстрируется на примере проекта технического диагностирования портального крана.*

**Ключевые слова:** система поддержки принятия решений; теория грубых множеств; метод рассуждения по прецедентам; техническая диагностика.

**Постановка проблемы.** Главной задачей технической диагностики является распознавание состояния технической системы (устройства) в условиях ограниченной информации. Состояние системы описываются совокупностью (множеством) определяющих её параметров, а распознавание такой системы, заключается в отнесении её к одному из возможных классов технического состояния (ТС). Существует два основных подхода к решению задачи распознавания: вероятностный и детерминистский. Вероятностные методы распознавания являются более общими, но требуют значительно большего объема предварительной информации. В свою очередь, детерминистские методы более кратко описывают существенные стороны процесса распознавания, меньше зависят от избыточной, малоценной информации, больше соответствуют логике мышления человека.

В большинстве случаев анализ состояния объекта производится в условиях его эксплуатации, что затрудняет процесс получения точной диагностической информации. В таких случаях, достаточно часто, лицо, принимающее решение (ЛПР), может привлекать экспертов для оценки диагностических признаков. Эксперты, опираясь на свой опыт, измеряют эти параметры, например, в вербальной шкале с градацией: «отлично», «нормально», «плохо», с последующим присвоением предпочитаемого класса ТС

объекта. Множество таких экспертных оценок (ЭО), с целью формирования рекомендаций для ЛПР, требуют анализа с комплексным применением математических методов детерминистских и вероятностных подходов, так как ЭО могут характеризоваться различного рода неопределённостями (неточностью, неполнотой, нечёткостью и др.) и их комбинациями. Такая ситуация требует разработки архитектуры системы поддержки принятия решений (СППР) технического диагностирования (ТД), способной формализовать экспертный опыт и формировать рекомендации для ЛПР (для последующего обоснованного принятия решения) в автоматизированном режиме.

**Анализ публикаций и последних достижений.** Эффективное использование экспертного опыта было развито и формализовано в рамках научного направления – методе рассуждения по прецедентам (Case-Based Reasoning (CBR-метод)), преимущества, недостатки и методы решения основных задач отмечены в источниках [5; 6 и др.].

В случае использования CBR-метода в СППР ТД, для формирования базы прецедентов и их поиска в публикациях [3; 5; 6; 9 и др.] предлагаются подходы, основанные на методе «ближайшего соседа», искусственных нейронных сетях (ИНС), методе Байеса, теории нечётких множеств (ТНМ) и др. Таким образом, несмотря на их преимущества, свойственный

общий недостаток, связанный со сбором и предварительной подготовкой дополнительной информации для корректной реализации перечисленных методов. Вместе с тем, в литературных источниках [2; 11; 12; 13 и др.] описывается теория грубых множеств (ТГМ), мощный математический аппарат которой может минимизировать недостатки существующих методов поиска прецедентов.

Для решения задачи адаптации прецедентов в источниках [5; 6 и др.] предлагается, например, уточнение значений параметров прецедентов. Однако, выбор этих параметров осуществляется на усмотрение эксперта (путём задания весовых коэффициентов), что может привести к уточнению значений параметров, не влияющих на поиск (классификацию) прецедентов. Данный недостаток можно избежать с использованием коэффициентов важности, рассмотренных в ТГМ [2; 11; 12; 13 и др.]. В результате этого, формируется множество параметров влияющих на классификацию прецедентов. После этого, для уточнения значений параметров состояния системы, предлагаются методы вероятностного вывода, например, метод Байеса [2; 4; 5; 9 и др.]

**Целью статьи является** разработка архитектуры СППР ТД, основанной на методе рассуждения по прецедентам, с описанием её основных структурных частей. Обоснование применения ТГМ для решения задачи формирования базы прецедентов и их поиска, использование методов вероятностного вывода для адаптации прецедентов.

**Изложение основного материала.** Предлагаемая СППР ТД, в качестве пользователей которой могут выступать эксперты, администратор, ЛПР, и архитектура которой отображена на рисунке 1, состоит из таких основных структурных частей:

- подсистема администрирования СППР;

- подсистема ввода данных;
- подсистема анализа данных, состоящей из подсистемы классификации и ранжирования данных (I); подсистемы адаптации прецедентов (II); подсистемы интерпретации и формирования рекомендаций для ЛПР (III);

– подсистема хранения данных, которая включает в себя: базу данных (БД), базу знаний (БЗ), базу прецедентов (БП).

Перед описанием основных частей СППР ТД, введём следующие обозначения:

- $X = \{x_i\}, i = \overline{1, m}$  – экспертная группа, определяющая техническое состояние объекта;
- $K = \{k_i\}, i = \overline{1, n}$  – значения параметров объекта ТД, представленные вербально-числовой шкалой, поступающие на вход системы;
- $F = \{f_i\}, i = \overline{1, k}$  – значения факторов влияния на параметры объекта ТД, представленные вербально-числовой шкалой, поступающие на вход системы;
- $D = \{d_i\}, i = \overline{1, l}$  – классы технического состояния объекта ТД, представленные экспертным значением в виде обобщённой оценки, поступающие на вход системы;
- $A, (K, F \subset A)$  – множество параметров определяющих ТС объекта;
- $\varphi\{a_i\}$  – весовые коэффициенты параметров определяющих ТС объекта;
- $Res$  – результат применения прецедента;
- $CASE, (RES, K, F, D \subset CASE)$  – множество прецедентов.

Рассмотрим основные положения ТГМ [2; 11; 12; 13 и др.] и методов вероятностного вывода [2; 4; 5; 9 и др.].

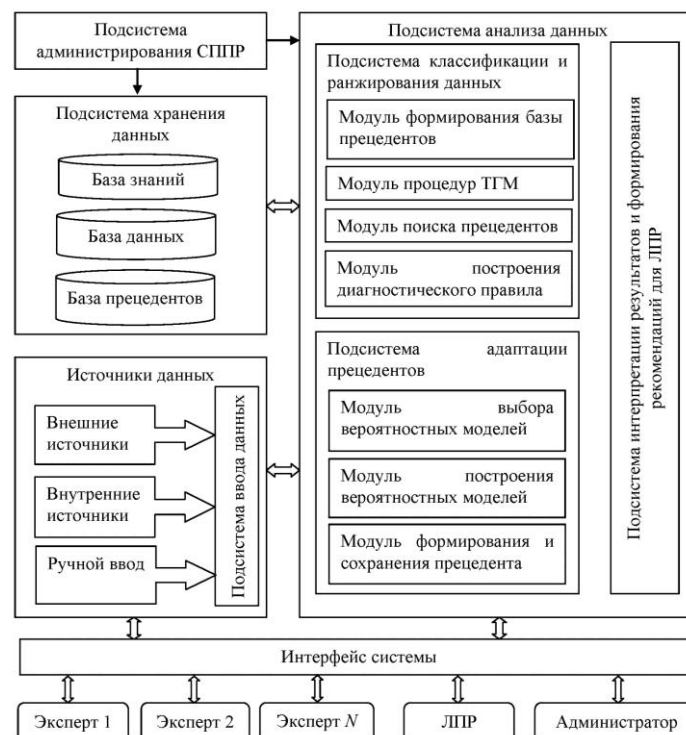


Рис 1. Архитектура системы поддержки принятия решений в проектах технического диагностирования

В основе ТГМ лежит идея классификации, которая базируется на понятии неразличимости или отношении эквивалентности. Пусть,  $K = (U, R)$  – база знаний (БЗ), где  $U$  – универсум элементов,  $R$  – отношение эквивалентности, на основе которого могут быть выделены классы эквивалентности элементов  $U$ , которые обозначаются через  $IND(R)$ . Такие классы определяются следующим выражением:

$$[x]_{IND(P)} = \bigcap_{P \in R} [x]_P, \quad (1)$$

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

Следует отметить, что для  $K$  может быть поставлена в соответствие информационная система  $IS = (U, A \cup \{d\})$ , где  $U$  – универсум элементов;  $A$  – множество классификационных атрибутов  $a: U \rightarrow V_a$ ;  $V_a$  – множество значений классификационных атрибутов  $a$ ;  $d$  – атрибут решения;  $V_d$  – множество значений решающих атрибутов  $d$ .

Пусть элементы  $A$  классифицированы на основе отношения эквивалентности  $R$ . Относительно целевого множества элементов  $X \in U$ , которое формируется с использованием выражения (1) по  $V_d$ , на основе  $IND(R)$  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 точно принадлежащие  $X$  на основе классификации  $IND(R)$ :

$$\underline{R}X = \bigcup \{x \in U : [x]_R \subseteq X\}. \quad (2)$$

$R$ -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  $X$ :

$$\overline{R}X = \bigcup \{x \in U : [x]_R \cap X \neq \emptyset\}. \quad (3)$$

Граничная область  $X$  включает в себя элементы, которые принадлежат верхней аппроксимации  $X$ , но не принадлежат нижней:

$$BN_R(X) = \overline{R}X - \underline{R}X \quad (4)$$

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:

$$\alpha_R(X) = \frac{card(\underline{R}X)}{card(\overline{R}X)}, \quad (5)$$

где  $card$  – мощность множества.

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

$$\mu_X^R = \frac{card(X \cap [x]_R)}{card([x]_R)}. \quad (6)$$

Значение степени зависимости классификации на основе  $A$  от разделения на основе  $\{d\}$ , определяется выражением:

$$\gamma_A = \frac{card(POS_A(X))}{card(U)}. \quad (7)$$

Для оценивания значений весовых коэффициентов  $a$  (множество классификационных атрибутов), используя ТГМ, предложен следующий подход. Из подмножества  $A$  с последовательным удалением отдельного атрибута  $\{a_i\}$ ,  $a_i \in A$ , выполняется классификация на основе подмножества  $A - \{a_i\}$ . На основании полученного результата, используя выражение (7), рассчитать  $\gamma_{A - \{a_i\}}(X)$ , и далее вычислив значения выражения:  $\varphi_{(a_i)} = \gamma_A(X) - \gamma_{A - \{a_i\}}(X)$ , полученные результаты, можно использовать в качестве значения весовых коэффициентов  $\{a_i\}$ .

ТГМ позволяет формировать продукционные правила, которые можно использовать в качестве классификационных правил диагностики. Такой подход используется для формирования и поиска прецедентов в БЗ предлагаемой СППР ТД. Следует отметить, что БЗ, представленные традиционными продукционными правилами, несмотря на их преимущества, имеют недостаток, связанный с ростом количества правил. При большом их количестве становится сложно отслеживать противоречивость (неточность) [4] продукционных выводов. В случае использования ТГМ продукционные правила будут разделены на точные (те которые относятся к нижней границе) и неточные (те которые относятся к граничной области), которые требуют более детального анализа для формирования рекомендаций для ЛПР. Выделенные неточные правила, предлагается анализировать с использованием байесовского классификатора. Это обуславливается тем, что такие правила несут в себе неопределенность, связанную 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 (вероятность принадлежности значений параметров классам ТС); реализоваться может только одно из событий (классифицируемые значения параметров принадлежат только одному классу ТС).

Общая идея байесовского классификатора заключается в определении вероятности принадлежности значений параметров  $\{a_i\}$ , для которых  $\varphi_{\{a_i\}} \neq 0$ , к заданным классам ТС и условных вероятностей значений признаков параметров, связанных с каждым из таких классов. Для реализации данного метода вводятся следующие понятия и обозначения:  $p(d_i)$  – априорная вероятность класса ТС;  $p(A^*/d_i)$  – условная вероятность принадлежности параметров  $A^*$ , классу  $d_i$ ;  $p(d_i/A^*)$  – апостериорная вероятность принадлежности  $A^*$  классу  $d_i$ , которая вычисляется выражением:

$$p(d_i/A^*) = \frac{p(d_i) \cdot p(A^*/d_i)}{\sum_{i=1}^m p(d_i) \cdot p(A^*/d_i)}. \quad (8)$$

При классификации новых параметров  $A^*$  рассматриваются условные вероятности их принадлежности к каждому из классов. Параметры  $A^*$  будут отнесены к тому классу ТС, для которого рассчитанная условная вероятность будет максимальной по всему множеству классов.

Назначение основных структурных частей СППР ТД можно рассмотреть на примере диагностики portalного крана (ПК).

Экспертной группе ( $x_i, i=10$ ), ознакомившейся с инструкцией [8] о ТД ПК (в которой описаны  $A$  и их возможные значения,  $D$  с подробным описанием допустимых эксплуатационных нагрузок соответствующим ТС или перечнем требуемых мероприятий для достижения таких нагрузок), предлагается воспользоваться подсистемой ввода данных (опция – «ручной ввод») и оценить  $A$  в вербально-числовой шкале (ВЧШ) с такими градациями:

- 1 = «отлично» – дефект, значение которого будет соответствовать работоспособному состоянию без проведения мероприятий по снижению на него нагрузок (МСН);
- 2 = «нормально» – дефект, значение которого будет соответствовать работоспособному состоянию после осуществления МСН;
- 3 = «плохо» – требуется устранение дефекта.

После проведенного экспертного оценивания, введенные данные, передаются в блок «анализ данных», а именно подсистему «классификации и ранжирования». Используя «модуль основных процедур ТГМ», и в частности, выражение (1), эта подсистема выполняет поиск в БП и, несмотря на результат, используя выражения (2) – (4) – представляет данные в виде верхних и нижних аппроксимаций, пример результата представлен в таблице 1. Кроме этого, в таблице 1 также отображены диагностические правила, для

формирования которых необходимо вычислить выражения (5) – (7).

На данном этапе подсистема «интерпретации результатов и формирования рекомендаций для ЛППР» трактует полученные результаты таким образом:

- прецеденты в БП не найдены, анализируется исходное множество ЭО;
- мнение экспертов относительно ТС ПК расходятся между 1 и 2 классом;
- ЭО для 1 класса классифицированы с точностью 50%, для 2-го – 33%;
- на классификацию влияют следующие параметры:  $k_1, k_2, k_4$ ;
- сформирована следующая группа правил:
  - *точные правила:*
    - Правило 1. ЕСЛИ ( $k_1 = 1$ ) и ( $k_2 = 1$ ) и ( $k_4 = 1$ ), ТО ПК соответствует 1-му классу ТС;
    - Правило 2. ЕСЛИ ( $k_1 = 2$ ), ТО ПК соответствует 2-му классу ТС;
    - Правило 3. ЕСЛИ ( $k_4 = 2$ ), ТО ПК соответствует 2-му классу ТС;
  - *приблизительные правила:*
    - Правило 4. ЕСЛИ ( $k_2 = 2$ ), ТО невозможно точно отнести ПК к 1 или 2 классу ТС;

– необходимо уточнить значения параметров  $k_1, k_2, k_4$  для 1 или 2 класса ТС ПК. Особое внимание уделить  $k_2$ . Рекомендуется применить дополнительную информацию для уточнения значений перечисленных параметров для построения вероятностной модели;

– в случае использования одного из сформированных правил, по завершении погрузочно-разгрузочных работ (ПРР), необходимо сохранить такое правило в БП с результатом применения, который принимает значение: «успешный» (если ПРР выполнены в соответствии с планом их проведения) или «неуспешный» (в остальных случаях).

Таблица 1

Классифицированные экспертные оценки

Экспертные оценки								Основные процедуры ТГМ	
$U$	$k_1$	$k_2$	$k_3$	$k_4$	$k_5$	$k_6$	$d_i$	(2) – (4)	Правила
$x_1$	1	1	2	1	1	1	1	$\underline{RX}_1$	(k1 = 1) & (k2 = 1) & (k4 = 1) => (D = 1)
$x_2$	1	1	2	1	1	1	1	$\underline{RX}_1$	
$x_3$	1	1	2	1	1	1	1	$\underline{RX}_1$	
$x_4$	1	1	1	1	1	1	1	$\underline{RX}_1$	
$x_5$	1	2	2	1	1	1	1	$BN(X_1)$	(k2 = 2) => (D = 1) OR (D = 2)
$x_6$	1	2	2	1	1	1	2	$BN(X_2)$	
$x_7$	1	2	2	1	1	1	2	$BN(X_2)$	
$x_8$	1	2	2	1	1	1	2	$BN(X_2)$	(k1 = 2) => (D = 2) (k4 = 2) => (D = 2)
$x_9$	1	1	2	2	1	1	2	$\underline{RX}_2$	
$x_{10}$	2	1	2	1	1	1	2	$\underline{RX}_2$	

В случае принятия решения ЛППР об уточнении параметров, ему потребуется воспользоваться «подсистемой адаптации прецедентов», а именно, «модулем построения вероятностной модели». Для этого из «подсистемы ввода данных», например, для

параметров  $k_1, k_2, k_4$  со значениями «1», «1», «1» поступают следующие данные:

$$p(k_1 / d_1) = 0,2; p(k_2 / d_1) = 0,7; p(k_4 / d_1) = 0,1;$$

$$p(k_1 / d_2) = 0,1; p(k_2 / d_2) = 0,9; p(k_4 / d_2) = 0,1.$$

Далее, используя выражения (8) вычисляются условные вероятности принадлежности значений указанных параметров классам 1 и 2:

$$p(k_1 k_2 k_4 / d_1) \approx 0,6 * 100\% \approx 60\%;$$

$$p(k_1 k_2 k_4 / d_2) \approx 0,4 * 100\% \approx 40\%.$$

Аналогичные вычисления производятся над остальными параметрами. Следует отметить, что такие процедуры также соответствуют процедурам оценивания диагностических правил сформированных с использованием ТГМ.

Пусть, в результате проведения вычислений получился результат:  $p(k_2 / d_1) \approx 80\%$ , что свидетельствует о том, что по исходному неточному правилу 4 предоставляется возможность формировать следующие рекомендации для ЛПР:

– после проведения МСН для параметра ( $k_2 = 2$ ), ПК можно эксплуатировать по 1 классу ТС (полная нагрузка в соответствии с проектно-технической документацией);

– в случае использования этого правила, по завершении ПРР, необходимо сохранить такое правило в БП со всей информацией, связанной с этим правилом и результатом применения, который принимает значение: «успешный» (если ПРР выполнены в

соответствии с планом их проведения) или «неуспешный» (в остальных случаях).

Следует отметить, что формируемые рекомендации предлагаемой СППР для ЛПР, соответствуют стандарту управления содержанием проектов [10] (ЛПР принимает решение о классе ТС крана, которые содержат перечень необходимых мероприятий (например, устранение дефекта или проведение МСН над ним) для возможности эксплуатации ПК в соответствующем режиме нагрузки).

**Выводы.** Впервые предложена СППР ТД, в основе которой лежит комплексное применение современных методов теории грубых множеств и вероятностного вывода. Данная система позволяет, в отличие от традиционно используемых, повысить достоверность поиска диагностических правил и прецедентов, обрабатывать данные любой природы (качественной, количественной, комбинированной). Рассмотренные в работе практические примеры, позволяют создать программное обеспечение для автоматизированных систем управления содержанием проектов технической диагностики конструкций различных машин и механизмов.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Биргер И. А. Техническая диагностика. [Текст]. – М. : «Машиностроение», 1978. – 240 с.
2. Вагин В. Н. Достоверный и правдоподобный вывод в интеллектуальных системах [Текст] / Вагин В. Н., Головина Е. Ю., Загорянская А. А., Фомина М. В., Под ред. В. Н. Вагина, Д. А. Поспелова. – М. : ФИЗМАТЛИТ, 2004. – 704 с.
3. Емельянов В. А. Концептуальная модель интеллектуальной системы поддержки принятия решений для процесса технической диагностики [Текст] // Радиоэлектронні і комп'ютерні системи. 2014. – № 5(69). – С. 81–85.
4. Муромцев Д. И. Введение в технологию экспертных систем [Текст]. – СПб : СПб ГУ ИТМО, 2005. – 93 с.
5. Карпов Л. Е. Методы добычи данных при построении локальной метрики в системах вывода по прецедентам. / Карпов Л. Е., Юдин В. Н. – М. : ИСП РАН, 2006. – препринт № 18.
6. Климчук С. А. Разработка СППР технической диагностики кранов мостового типа на основе прецедентов [Текст] // Вестник ВНУ им. В. Даля, 2010. – №2(144). – С. 64–71.
7. Коваленко И. И. Экспертные технологии поддержки принятия решений: монография [Текст] // И. И. Коваленко, А. В. Швед. – Николаев: Илион, 2013. – 216 с.
8. Організаційно-методичний документ: ОМД 22460848.003-2012. [Текст] Крани порталні, крани-перевантажувачі. Експертне обстеження. – Київ, 2012. – 136 с.
9. Панкевич О. Д. Діагностування тріщин будівельних конструкцій за допомогою нечітких баз знань [Монографія] / Панкевич О. Д., Штовба С. Д. – Вінниця : УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2005. – 108 с.
10. A Guide to the Project Management Body of Knowledge (PMBOK® Guide, 2008) – Fourth Edition. Project Management Institute, 2008[4], 459 p.
11. Pawlak Z. Rough Sets Theoretical Aspects of Reasoning about Data [Text] // Boston; London: Academic Publishers, 1991. – 229 p.
12. Pawlak Z. Sets, Fuzzy Sets and Rough Sets [Text] // Proceedings: Fuzzy-Neuro Systems – Computational Intelligence, Muenchen, Germany, March 18-20, 1998. – Pp. 1–9.
13. Uzga-Rebrovs O. Nenoteiktību parvaldisana [Text] / O. Uzga-Rebrovs. – Rezekne: RA Izdevniecība. 2010. – vol. 3. – 560 p.

**Коваленко І. І., Мельник А. В.,**

*Національний університет кораблебудування ім. адм. С. О. Макарова, м. Миколаїв, Україна*

### Архітектура системи підтримки прийняття рішень у проектах технічного діагностування

*У роботі запропонована архітектура системи підтримки прийняття рішень в проектах діагностики пристроїв, технічний стан яких описано вербальними експертними оцінками. В основі такої системи лежить метод міркування по прецедентах, для реалізації якого потрібно рішення таких задач: формування бази прецедентів, їх пошук і адаптація. Для цього до складу архітектури системи включені блок аналізу даних, що складається з підсистеми класифікації та ранжування експертних оцінок та прецедентів, і підсистеми адаптації прецедентів. Класифікацію і ранжування пропонується реалізувати з використанням основних*

процедур теорії грубих множин, а адаптацію прецедентів, здійснювати методами імовірнісного виводу. Дані методи та їх комплексне застосування мають переваги над традиційними підходами вирішення завдань в реалізації методу міркування по прецедентах, що демонструється на прикладі проекту технічного діагностування порталного крана.

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

**Kovalenko I. I., Melnyk A. V.,**

*Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolaiv, Ukraine*

### **The architecture of decision support system in projects of technical diagnostics**

*The paper presents the architecture of a decision support system in projects of diagnostic devices, technical condition described verbal peer review. At the heart of this system is the method of reasoning of the precedents, which is required to implement the solution of such problems: the formation of the base use case, search and adaptation. For this part of the system architecture enabled data analysis unit consisting of classifying and ranking subsystem expertise and precedents and subsystems adaptation precedents. Classification and ranking proposed to implement procedures using basic of rough set theory, providing a solution to the problem of forming the base of precedents in the form of production rules. Knowledge Base presented traditional production rules, despite their advantages, have the disadvantage of increasing the number of rules. With a large number of them it becomes difficult to keep track of inconsistency (inaccurate) the productive conclusions. In the case of the rough set theory, production rules will be divided into accurate and inaccurate, which require a more detailed analysis (adaptation of precedents) to develop recommendations for the decision-maker Adaptation precedents, is carried out by probabilistic inference, the example Bayesian classifier. This is due to the fact that the production rules carry the uncertainty associated with that, what chance can happen every random event of a complete group of events. These methods and their complex application have advantages over the traditional approach to solving problems in the implementation of the method arguments by precedents, as demonstrated by the example of the project of technical diagnostics gantry crane.*

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