

ПЕРТИНЕНТНІСТЬ ІНФОРМАЦІЇ ЯК ЦІННІСТЬ ЗНАНЬ ДЛЯ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНОГО АГЕНТА

© Досин Д. Г., 2018

У статті розглянуто методологічні засади оцінювання пертинентності інформації із застосуванням моделі очікуваної величини досконалої інформації, сформульовано базові концепції залучення методів автоматичного планування, описано особливості та переваги моделі частково спостережуваного марківського процесу прийняття рішень. Розроблений підхід розглядається на прикладі його застосування у галузі протикорозійного захисту металоконструкцій.

Ключові слова: інформаційне забезпечення, електронна наука, інформаційно-комунікаційна інфраструктура, життєвий цикл даних, бібліотека, бібліотекар.

In this article the methodological principles of estimation of information pertinence using expected value of perfect information are described, the basic concepts of involving of automated planning methods are formulated, the features and advantages of partly observable Markov decision process model is outlined. The example of application the developed approach to the metal surface corrosion protection domain is discussed.

Key words: information pertinence, expected value of perfect information, automated planning, partly observable Markov decision process.

Вступ

Наука починається там, де є вимірювання, існує міра величини і можна зафіксувати деякий факт. Це, звичайно, термінологічна проблема – що ми розуміємо під терміном “наука”, але врешті-решт ми маємо пристати до якогось спільного понятійного апарату. Отже, нехай наука таки передбачає необхідність наявності міри явища, з яким ми маємо справу.

Якщо розглядати таке явище (і відповідне йому поняття), як знання, то для науки важливо вміти його вимірювати. Завдяки теорії Клода Шеннона [1] ми вміємо вимірювати інформацію – одиницею інформації прийнято 1 біт. Очевидно, що знання – це інформація, проте так само очевидно, що не всяка інформація є знанням, принаймні не для всіх, і це зауваження у такому випадку є ключовим: міра знання є строго суб’єктивною. Має існувати суб’єкт, який здатний застосувати цю інформацію, скористатися нею, тобто буквально отримати від неї користь. І це – елемент означення: знання – це інформація, здатна приносити користь, тобто корисна інформація.

Постановка проблеми

Не всякий носій інформації здатний отримати користь від неї: наприклад, флешка не здатна, навіть комп’ютер з усім його програмним забезпеченням не здатний... Доти, поки він не почне працювати як інтелектуальний агент. Але хто такий (чи що таке) інтелектуальний агент? За Вікіпедією, інтелектуальний агент – це автономна сутність, здатна навчатися, яка діє у деякому середовищі раціонально з певною метою, використовуючи при цьому сенсори, актуатори та знання. Формулювання, на перший погляд, дещо громіздке, але воно мало б забезпечувати усі необхідні і достатні умови, для того щоб когось або щось можна було називати інтелектуальним агентом. Як людина, так і тварина, чи комаха, чи політична партія, чи держава загалом – усі вони, по суті, в

розумінні теорії штучного інтелекту є інтелектуальними агентами. І саме тому деяка інформація для них може служити вагомим знанням, натомість інша не обіцяє жодної користі. І хоча ця користь може мати зовсім різну природу – від цілком конкретної суми грошей у випадку деякої інвестиційної компанії, до порції каші з м'ясом для собаки Павлова, Дж. фон Нейман та О. Моргенштерн у своїй фундаментальній праці “Теорія ігор та економічна поведінка” [2] дали їй формалізоване представлення у вигляді так званої очікуваної корисності (expected utility). Відгоди (1944 р.), якщо не брати до уваги піонерську працю Бернуллі [3], з'явилися формальні підстави та інструменти виконувати числове оцінювання цінності знань на стику теорії штучного інтелекту та економіки. Значний внесок у дослідження цінності інформації зробив Р. Л. Стратонович [4, 5] З українських дослідників підходи до чисельного аналізу нових знань розглядалися у працях Тетяни Бочулі [6] та ряду інших вчених.

Як поміряти очікувану корисність для інтелектуального агента? Це можна зробити в рамках теорії автоматичного планування – розділу загальної теорії штучного інтелекту, покликаною будувати моделі раціональної поведінки агента в різних, у тому числі, несприятливих умовах: недостатньої інформації, невизначеності кінцевої цілі, обмежених ресурсів, і т. п. у різних їх комбінаціях. Річ ясна, через безмежну різноманітність природи інтелектуальних агентів не існує універсальної моделі їх раціональної поведінки, проте деякі з модельних наближень можуть бути корисними для практичного застосування. До таких можемо віднести, наприклад, частково спостережуваний марківський процес прийняття рішень (Partly Observable Markov Decision Process – POMDP). У цьому модельному наближенні для прийняття агентом рішень Марков запропонував не враховувати його передісторії, тобто, успіху чи невдачі усіх попередніх рішень і станів у яких перебував агент до біжучого стану. Беруться до уваги лише можливі майбутні стани, можливі рішення у цих станах та ймовірні результати таких рішень. При цьому інформація про стани – і поточний, і майбутні, не кажучи вже про можливі дії і прогнози оцінки їхніх результатів, мають зберігатися, накопичуватися і вдосконалюватися у деякій базі знань агента у певній формі (певному форматі). Вибір форми (архітектури бази знань) і формату подання знань про стани і дії (рішення) – окрема актуальна серйозна проблема. Зазначимо лише, що не маючи бази знань, яка містить у собі розраховану оптимальну стратегію поведінки, агент не може оцінити корисність нових знань – пертинентність нової порції інформації. Пертинентність, на відміну від релевантності, характеризує корисність для клієнта інформації, наданої службою інформаційного пошуку на його запит. Усяка пертинентна інформація є релевантною, проте не всяка релевантна до запиту інформація є пертинентною для даного клієнта з огляду на кінцеву мету його інформаційного пошуку.

Метою цієї статті є формулювання шляхів побудови засобів оцінювання пертинентності інформації у заданій предметній області.

Застосування технологій автоматичного планування для обчислення очікуваної корисності досконалої інформації

У теорії автоматичного планування модель раціональної поведінки інтелектуального агента називається оптимальною стратегією. Рішенням задачі пошуку оптимальної стратегії є множина пар стан-дія, для якої очікувана корисність відповідної їй стратегії буде максимальною. Навчитися діяти найкращим чином у кожній можливій ситуації з деякою глобальною метою – завдання далеко не легке, а так зване класичне планування вимагає безлічі спрощень і допущень, які не мають місця в реальних умовах. Тому зараз ведеться активний пошук математичних моделей, придатних для розв'язання ширшого класу задач пошуку оптимальних стратегій методами машинного навчання. POMDP саме належить до таких моделей.

Отже, нехай інтелектуальний агент має оптимальну стратегію, відображену у його базі знань. Тоді він має і розрахунок очікуваної корисності цієї стратегії. Цей розрахунок заснований на тій інформації, якою він володіє, а завдяки тому, що він нею користується для розрахунку корисності – інформація слугує для агента його знанням.

Під час навчання агент здобуває нову інформацію, яка покращує його (оптимальну) стратегію. Ось у цьому місці прихована дуже важлива підміна: під час навчання до агента надходить

інформація, з якої він добуває нові знання (читай: корисну частину інформації), і цей процес добування знань є дуже складним технічно і алгоритмічно, більше того, вимагає від агента пошуку і застосування якихось евристик, які б дозволили більш точно спрогнозувати загальну очікувану корисність його стратегії.

У чому ж полягає ця складність? Щоразу, коли агент оцінює пертинентність нової інформації йому необхідно 1) додати її до своєї бази знань, 2) перебудувати стратегію, 3) знайти оптимальну і 4) розрахувати для неї нову очікувану корисність. Якщо вона змінилась, ця інформація є корисною, її пертинентність дорівнює цій зміні корисності, а інформація залишається у базі знань, тим самим перетворюючись на нове знання даного інтелектуального агента. Якщо ж ця інформація ніяк не змінила стратегії, її пертинентність дорівнює нулю і вона стає у чергу на видалення з бази знань за потреби економії ресурсів – звільнення місця, прискорення розрахунків (редукції графа БЗ).

Отже, для вимірювання знань (пертинентності інформації) потрібна розрахована певним чином оптимальна стратегія. Нехай така стратегія вже міститься в базі знань інтелектуального агента. Тоді можемо застосувати метод оцінювання пертинентності як очікуваної корисності досконалої інформації – EVPI (Expected Value of Perfect Information) [7]:

$$EVPI = EV|PI - EMV, \quad (1)$$

де EMV – зважена імовірністю сума винагород усіх j імовірних результатів i -ї стратегії:

$$EMV = \max_i \sum_j p_j R_{ij},$$

$\sum_j p_j R_{ij}$ – очікувана корисність i -ї стратегії; EV|PI – очікувана корисність за умови врахування “досконалої” (тобто нової) інформації про те який варіант i стратегії гарантовано кращий:

$$EV | PI = \sum_j p_j (\max_i R_{ij}) \quad (2)$$

Для обчислення EVPI нам потрібно знати величину EMV.

Насправді стратегії поведінки агента є складними головно у тому, що вони буквально складаються зі стратегій рішення окремих підзадач. Ця вкладеність є ієрархічною. Тому модель загальної (сукупної) стратегії подається як ієрархічна мережа задач (Hierarchical Task Network HTN). І для кожної із підзадач необхідно побудувати і вирішити відповідну модельну задачу у наближенні POMDP [8]:

$$EMV_i \equiv U(S_i) = R(S_i) + \gamma \cdot \max_{A_k} \sum_k P(S_i, A_k, S_j) U(S_j) \quad (3)$$

Рівняння Белмана (3) описує максимальний очікуваний виграш від k -ї стратегії у стані S_i . Тут $R(S_i)$ – виграш від перебування у стані S_i ; A_{ik} – k -та стратегія переходу у стан S_j ; $P(S_i, A_{ik}, S_j)$ – імовірність успішного переходу зі стану S_i у стан S_j ; $U(S_j)$ – очікувана корисність стану S_j ; γ – коефіцієнт загасання виграшу.

Таким чином, HTN-стратегія складається з упорядкованої множини задач. Упорядкованість задається взаємозалежністю умов вирішення цих задач. Умови для задачі можуть бути початковими або цільовими (результуючими). При цьому цільовими є умови, заради виконання яких вирішується задача, а результуючі, крім цільових, містять обставини, що виникли як побічний ефект вирішення задачі. Вирішення задачі – дія або впорядкована множина дій, вчинених у результаті прийняття рішення про застосування ресурсів певним чином. У цьому контексті умови є синонімом поняття обставини. Тобто окремою умовою є факт, що несе інформацію про дійсність – стан світу, який безпосередньо оточує суб'єкта прийняття рішення – інтелектуального агента чи стосується задачі, яку необхідно вирішити. Для вирішення задачі той, хто приймає рішення про способи її вирішення, тобто агент, застосовує доступні йому ресурси для вчинення відповідних дій. Доступність цих ресурсів належить до переліку початкових умов вирішення задач і визначає множину можливих дій (стратегій) у кожному зі станів.

Застосування EVPI для оцінювання пертинентності інформації про новий технологічний прийом

Спробуємо розглянути деякий простий приклад. Нехай маємо проблемну область “проти-корозійний захист металоконструкції”. Є завдання відновити захисне покриття. Воно розбивається на підзавдання – видалити пошкоджене покриття, підготувати поверхню та нанести нове покриття. Для вирішення задачі видалення пошкодженого покриття слід зробити вибір оптимальної дії з множини відомих і доступних агенту: хімічний, механічний чи термічний (див. рис. 1). Процедура рекурсивно повторюється для кожної із відповідних цим діям задач. Так, наприклад, для задачі термічного видалення пошкодженого покриття відбувається розбиття на підзадачі – нагрівання та зчищення; для нагрівання – вибір оптимальної альтернативи: нагрівання електрофеном чи газовим пальником, для підзадачі зчищення – вибір між інструментами – шпателем та щіткою і т.д.



Рис. 1. Фрагмент структури дерева задач для ПО “Протикорозійний захист”

Останні задачі реалізуються шляхом застосування елементарних дій. У випадку виконання операції нагрівання старого термопластичного протикорозійного покриття для його розм’якшення і подальшого зчищення нам слід вибрати оптимальну елементарну дію з двох альтернативних: нагрівання електрофеном та нагрівання газовим пальником. Якщо для спрощення випустити з уваги необхідність багатокритеріального вибору, а обмежитись лише критерієм мінімуму затрат ресурсів (грошей) матимемо такі розрахунки: нехай електрофен (a_1) потребує затрат – 10 коп./операцію, а газовий пальник (a_2) – 15 коп./операцію. Нехай імовірність успішного виконання операції електрофеном – 0.9, а газовим пальником – 0.95.

Допустимо, необхідно обробити послідовно 100 таких ділянок, а коефіцієнт знецінення для відповідної марківської моделі 0.7. Якщо припустити, що в результаті виконання усієї задачі відновлення протикорозійного покриття тривалість експлуатації об’єкта продовжиться на наступні 10 років, виручені кошти від здачі його в аренду становлять 5 тис. грн у рік, вигравш від всієї операції відновлення складає 50 тис. грн. на весь об’єкт, відновлення однієї ділянки – 500 грн, співвідношення (розподіл) вигравшу між видаленням старого покриття, підготовкою поверхні та нанесенням нового покриття можемо умовно встановити як 30–20–50 % відповідно, отже, вигравш від термічного видалення старого покриття з однієї ділянки становить 150 грн. При розподілі вигравшу між станами розігрітого старого покриття та очищеної ділянки від старого покриття 1:2 (що відповідають успішному виконанню операцій “Нагрівання” та “Зчищення” відповідно

отримаємо виграш від успішного виконання операції нагрівання однієї ділянки – $R(s) = 50$ грн. Маючи усі ці дані, можна за формулою (3) обчислити очікувану корисність від виконання операцій:

у випадку a_1 (електрофен) :

$$V(S_{N-2}) = 50 + 0.7 * \{ [P(s_1=success) * V(S_{N-1}) - C(a_1, s_1)] + [P(S_{N-1}=fail) * V(s_2) - C(a_1, s_2)] \}$$

$$= 50 + 0.7 * \{ [0.9 * 50 - 0.1] + [0.1 * 0 - 0.1] \} = 50 + 0.7 * 44.8 = 50 + 31.36 = \mathbf{81.36 \text{ грн.}}$$

у випадку a_2 (газовий пальник):

$$V(S_{N-2}) = 50 + 0.7 * \{ [P(s_1=success) * V(S_{N-1}) - C(a_1, s_1)] + [P(S_{N-1}=fail) * V(s_2) - C(a_1, s_2)] \}$$

$$= 50 + 0.7 * \{ [0.95 * 50 - 0.15] + [0.05 * 0 - 0.15] \} = 50 + 0.7 * 47.1 = 50 + 32.97 = \mathbf{82.97 \text{ грн.}}$$

Порівняно з першим варіантом за даних умов застосування газового пальника має перевагу в очікуваній корисності, проте ця перевага не є суттєвою. Отримання нових знань, наприклад, про ефективні прийоми роботи (застосування інструментів) можуть внести зміни у пріоритети: припустимо, розташування електрофена під певним кутом до напрямку його переміщення підвищує ефективність його застосування таким чином, що імовірність успіху при знятті з нього допомогою старого покриття становить 0,97. Тоді:

$$V(S_{N-2}) = 50 + 0.7 * \{ [P(s_1=success) * V(S_{N-1}) - C(a_1, s_1)] + [P(S_{N-1}=fail) * V(s_1) - C(a_1, s_1)] \}$$

$$= 50 + 0.7 * \{ [0.97 * 50 - 0.1] + [0.1 * 0 - 0.1] \} = 50 + 0.7 * 48.3 = 50 + 33.8 = \mathbf{83.8 \text{ грн.}}$$

Отже, нові знання призвели до зміни стратегії, яка на одній операції дає виграш у майже 1 гривню, а для усієї ділянки – 100 грн очікуваного виграшу завдяки лише вірному вибору кута експозиції робочої частини інструмента, у цьому випадку – електрофена.

На цьому і подібних прикладах можемо прослідкувати які значення параметрів мають вплив на прийняття рішення стосовно певних кроків стратегії агента та як додаткові знання набувають реальної цінності для їх носія завдяки тому, що можуть при належному застосуванні забезпечити йому додатковий прибуток, який обчислюється як приріст очікуваної корисності вибраної ним стратегії.

Вибір дії вищого рівня: у цьому прикладі – термічне, механічне чи хімічне видалення пошкодженого покриття, залежить від оцінки ефективності операцій нижчого рівня аж до елементарних. Тому, як було відзначено раніше, рішення доводиться приймати по ієрархії знизу вгору. Ми обчислили очікувану корисність для різних варіантів операції нагрівання. Необхідно повторити подібні розрахунки для операції зчищення. Агент розглядає дві можливих елементарні операції зчищення розігрітого покриття: шпателем та дротяною щіткою, проте на відміну від операцій нагрівання, для операцій зчищення природно припустити, що може бути застосована як кожна окрема технологія (пов'язані з класом операцій на рис. 2 пунктирною лінією), так і обидві технології по чергову (пов'язані з класом операцій на рис. 2 суцільною лінією), а саме попереднє грубе зчищення шпателем та наступне доведення поверхні до потрібної стадії готовності за допомогою дротяної щітки. Розрахунку потребують усі три варіанти, адже агент приймає рішення, спираючись на весь отриманий таким чином досвід.

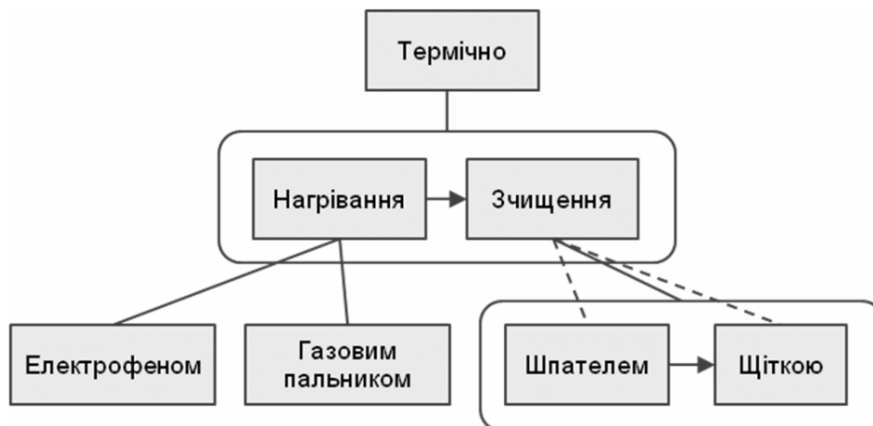


Рис. 2. Уточнені елементарні операції процедури зчищення старого термoplastичного протикорозійного покриття

Нехай затрати на виконання операції зчищення шпателем $C(a_1)$ становлять 4 грн, для зчищення щіткою $C(a_2) = 8$ грн, затрати на виконання об'єднаної послідовної операції $C(a_{12}) = C(a_1)/2 + C(a_2)/2 = 6$ грн. Імовірність успішності вказаних операцій: $P_{a_1}(s' | s) = 0.7$;

$P_{a_2}(s' | s) = 0.9$; $P_{a_{12}}(s' | s) = 0.97$ відповідно. Враховуючи встановлену для цієї моделі винагороду за успішне виконання операції зчищення у розмірі 100 грн, отримаємо наступні значення її очікуваної корисності:

$$V_{a_1}(s_i) = R(s_i) + \gamma \{ [P(s_{i+1}=success)V(s_{i+1}) - C(a_1, s_1)] + [P(s_{i+1}=fail)V(s_{i+1}) - C(a_1, s_2)] \}$$

$$= 100 + 0.7 * \{ [0.7 * 100 - 4] + [0.3 * 0 - 4] \} = 100 + 0.7 * 62 = 100 + 43,4 = \mathbf{143.4 \text{ грн.}}$$

$$V_{a_2}(s_i) = R(s_i) + \gamma \{ [P(s_{i+1}=success)V(s_{i+1}) - C(a_2, s_1)] + [P(s_{i+1}=fail)V(s_{i+1}) - C(a_2, s_2)] \}$$

$$= 100 + 0.7 * \{ [0.9 * 100 - 8] + [0.1 * 0 - 8] \} = 100 + 0.7 * 74 = 100 + 51,8 = \mathbf{151.8 \text{ грн.}}$$

$$V_{a_{12}}(s_i) = R(s_i) + \gamma \{ [P(s_{i+1}=success)V(s_{i+1}) - C(a_{12}, s_1)] + [P(s_{i+1}=fail)V(s_{i+1}) - C(a_{12}, s_2)] \}$$

$$= 100 + 0.7 * \{ [0.97 * 100 - 6] + [0.03 * 0 - 6] \} = 100 + 0.7 * 85 = 100 + 59,5 = \mathbf{159.5 \text{ грн.}}$$

Отже, за цією моделлю очікувана корисність термічного методу видалення пошкодженого покриття становить $83,8 + 159,5 = 243,3$ грн. Ця оцінка враховує лише дві послідовно оброблювані ділянки, адже усі наступні ділянки цілком аналогічні і їх врахування не впливає на вибір оптимального рішення.

Цей приклад не є застосуванням справжнього MDP наближення до задачі пошуку оптимальної стратегії, а лише спрощеною ілюстрацією як приріст корисності в конкретній проблемній області може бути інтерпретований як пертинентність інформації, яка цей приріст забезпечила.

Натомість, щоб знайти оптимальну стратегію π за заданих параметрів моделі $(S, A_s, P_a(s, s'), R_a(s, s'), \gamma)$, де S – скінченна множина станів; A_s – скінченна множина дій, допустимих у стані s ; $P_a(s, s')$ – імовірність переходу зі стану s у стан s' при виконанні дії a ; $R_a(s, s')$ – очікуваний виграш від переходу у стан s' зі стану s при виконанні дії a ; $\gamma \in [0, 1]$ – коефіцієнт знецінення очікуваного виграшу від переходу у наступні стани, треба вирішити задачу динамічного програмування шляхом ітераційного процесу почергового обчислення стратегії та відповідної їй корисності:

$$\pi(s) := \operatorname{argmax}_a \left\{ \sum_{s'} P_a(s, s') (R_a(s, s') + \gamma V(s')) \right\} \quad (4)$$

$$V(s) := \sum_{s'} P_{\pi(s)}(s, s') (R_{\pi(s)}(s, s') + \gamma V(s')) \quad (5)$$

Оптимальна стратегія π^* – стратегія, яка забезпечує максимальну очікувану корисність V . Цінність стану залежить не лише від власної корисності, а і від корисності станів, у які з нього можна потрапити. Отже, цінність деякого стану s дорівнює сумі безпосередньої винагороди за перебування в цьому стані $R(s)$ та очікуваної знеціненої корисності $V(s')$ наступного стану s' , за умови, що агент вибирає оптимальну дію a . Переважно застосовують два основні алгоритми MDP планування – це алгоритм ітерацій за значеннями та алгоритм ітерацій за стратегією.

В основі алгоритму **ітерацій за значеннями** лежить розв'язок рівнянь Белмана, по одному для кожного стану. На першому кроці алгоритму потрібно випадковим чином обрати цінності для кожного стану середовища. Після цього іде багаторазове уточнення значення корисності. Для усіх станів s на кожному кроці k , розраховується значення очікуваної корисності, базуючись на значеннях, які були розраховані на попередньому кроці. Алгоритм знаходить такі дії a , за яких $V(s)$ набуває максимальних значень і записує їх у стратегію. Після проведення достатньої кількості ітерацій можна стверджувати, що похибка точності набуває деякого значення j , яке відповідає встановленим вимогам.

$$\max_{s \in S} (V(s)_k - V(s)_{k-1}) < j \frac{1}{2} \quad (6)$$

Основна ідея алгоритму **ітерації за стратегією** полягає в тому, щоб довільно обрати початкову стратегію π , а далі поступово її покращувати. Алгоритм можна поділити на 2 основні етапи: 1) етап визначення вартості стратегії, на цьому етапі визначається цінність поточної стратегії шляхом розв'язку рівняння Беллмана (5), 2) етап покращення стратегії – тут стратегія покращується до нової з вищою корисністю шляхом порівняння корисності стану s при виконанні дій згідно стратегією $V(s, \pi(s))$ з корисністю станів при виконанні альтернативних дій a у цьому стані $V(s, a)$. З вищої ефективності нової дії a вона записується в стратегію для даного стану. Алгоритм зупиняється, коли немає альтернативних дій, які можуть покращити стратегію.

Висновки

Застосування агентного підходу до оцінювання значимості нової інформації дає можливість перейти від застосування концепції релевантності інформації до запиту до якісно нового, ефективнішого критерію цінності інформації – її потрібності для вирішення конкретних задач у певній проблемній області, тобто, її пертинентності. Для цього в галузі штучного інтелекту напрацьовано усі необхідні методи, технології і програмно-технічні засоби. У цій статті розглянуто методологічні засади оцінювання пертинентності інформації із застосуванням моделі очікуваної величини досконалої інформації, сформульовано базові концепції залучення методів автоматичного планування, описано особливості та переваги моделі частково спостережуваного марківського процесу прийняття рішень. На прикладі застосування у галузі протикорозійного захисту металоконструкцій продемонстровано його застосовність, простоту та ефективність.

1. Shannon, Claude E. (July 1948). "A Mathematical Theory of Communication". *Bell System Technical Journal*. 27 (3): 379–423. 2. Дж. Нейман фон, Моргенштерн Э. Теория игр и экономическое поведение. – М. : Наука, 1970. – 708 с. 3. Bernoulli, Daniel; Originally published in 1738; translated by Dr. Louise Sommer. (January 1954). "Exposition of a New Theory on the Measurement of Risk". *Econometrica*. The Econometric Society. 22 (1): 22–36. 4. Стратонович Р. Л. Про цінність інформації Р. Л. Стратонович // *Изв. АН СРСР: Технічна кібернетика*. – 1965. No. 5. С. 25–38. 5. Стратонович, Р.Л. Теория информации / Р. Л. Стратонович // М., "Сов. радио", 1975, 424 с. 6. Бочуля Т. Вартість інформації в обліковому вимірі: реалії теорії та практики // *Бухгалтерський облік і аудит*. – 2013. – № 10. – С. 28–32. 7. Рассел С. Искусственный интеллект / С. Рассел, П. Норвиг. – Москва.: Вильямс, 2006. – 1408 с. 8. Malik G. *Automated Planning Theory & Practice* / G. Malik, N. Dana, P. Traverso – San Francisco : Morgan Kaufman, 2004. – 635 p.