

ЗАСТОСУВАННЯ ТЕХНОЛОГІЙ АВТОМАТИЧНОГО ПЛАНУВАННЯ ДЛЯ НАПОВНЕННЯ БАЗИ ЗНАНЬ МЕДИЧНОГО ПРОФІЛЮ

Дмитро Досин¹, Андрій Яценко², Віра Ковалевич³, Yousef Ibrahim Daradkeh⁴

¹ Національний університет “Львівська політехніка”,

¹ dmytro.h.dosyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-4040-4467

^{2,3} ФМІ ім. Г. В. Карпенка Національної академії наук України

² yatsenko.andriy@gmail.com, ORCID 0000-0001-9755-2052

³ virysa333@gmail.com, ORCID 0000-0003-3651-5746

⁴ Department of Computer Engineering and Networks, College of Engineering
at Wadi Addawasir 11991, Prince Sattam Bin Abdulaziz University, KSA

⁴ y.daradkeh@psau.edu.sa ORCID 0000-0002-9209-0626

© Досин Д., Ковалевич В., Яценко А., Daradkeh Y. I., 10/01/2023

Широке впровадження інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень гальмується відсутністю методів і технологій автоматичного наповнення бази знань під час експлуатації таких систем. Особливо гостра ця проблема у медичній галузі. Її вирішення – у площині застосування технологій автоматичного планування. Напрацьовані у цій галузі методи й алгоритми обчислення оптимальної стратегії розв’язання задач, які строго сформульовані у термінах логіки предикатів, дають змогу чисельно оцінювати корисність нових повідомлень і, завдяки цьому, ранжувати інформацію за важливістю та автоматично відбирати суттєву, щоб внести її до бази знань. У роботі запропоновано архітектуру медичної ІСППР, яка реалізує цей підхід, обґрунтовано застосовність марковського наближення для формалізації задач автоматичного планування у медичній галузі, ефективність запропонованого підходу показано на прикладі поінформованого вибору сироватки для вакцинавання від грипу.

Ключові слова: база знань; автоматичне планування; навчання онтології; інтелектуальна система підтримки прийняття рішень.

Вступ

Постійне самонавчання є ключовою особливістю медичних систем підтримки прийняття рішень (МСППР). Створена людиною система правил засобами дескриптивної логіки вносить у МСППР родовий дефект статичності. Лише керовані даними самонавчальні системи можуть залишатися актуальними протягом тривалого періоду їх експлуатації. Для забезпечення ефективного самонавчання необхідна особлива архітектура системи. Опрацьовані клінічні дані повинні бути основою навчального набору даних для першого, нижчого рівня попереднього опрацювання та навчання. Його статистичний аналіз має привести до індуктивного розпізнавання правил на другому рівні навчання. Крім іншого, для цієї мети він повинен передбачати факторний, кластерний, дискримінантний аналіз та інші види первинного статистичного попереднього опрацювання. Такі підготовлені дані можна оцінити з погляду їх клінічної корисності на третьому, найвищому рівні навчання, ввівши їх у попередньо вже побудовану оптимальну стратегію та порівнявши нову оцінку

очікуваної корисності з корисністю, отриманою перед урахуванням цих нових даних. Якщо одержаний приріст очікуваної корисності перевищує певний поріг, дані вносяться у базу знань МСППР. Такий підхід до навчання є керованим даними та цілеспрямованим, що принципово відрізняє цей метод від усіх інших, оскільки він виконується на рівні прагматичного аналізу клінічних даних.

З огляду на необхідність прийняття рішень з урахуванням віддалених наслідків природним було б використання методів і технологій автоматичного планування в умовах невизначеності. З метою забезпечення цієї бази знань МСППР, по суті, повинна бути побудована як оптимальна стратегія для прийняття клінічних рішень з ієрархічною структурою, у якій система частково впорядкованих рішень будь-якого нижчого рівня буде представлена якимось складним “стратегічним” рішенням на один рівень вище, тобто це створення своєрідної “ієрархічної мережі задач” (Hierarchical Task Network – HTN). Ієрархічне планування використовує впорядковані набори абстракцій для контрольованого пошуку. Такий підхід вважають ефективним для вирішення складних проблем планування. За певних умов це дає змогу зменшити розмірність простору пошуку від експоненціального до лінійного.

Для оцінювання очікуваної корисності стратегії в умовах невизначеності як поточних, так і майбутніх обставин і невизначеності поточного стану (діагнозу) застосовний підхід Маркова, згідно з яким для оцінювання кінцевої стратегії необхідно враховувати лише поточний стан і наступні стани системи. Цей підхід відомий як частково спостережуваний марковський процес прийняття рішень (POMDP). Розроблено низку достатньо ефективних алгоритмів вирішення проблем POMDP, відкритих для широкого застосування, оскільки вони доступні за ліцензією Creative Commons.

Організм людини є складною біохімічною системою, стан якої характеризується багатьма взаємозалежними факторами. Ця залежність істотно нелінійна і, крім того, багатофакторна. Фізична природа факторів, часова структура, показники вибірки, надійність і повнота різноманітні. Усе це зумовлює необхідність застосувати постреляційну модель подання даних, яка б ґрунтувалась на адаптивній онтології HTN цієї предметної області. Така онтологія повинна визначати як фактори, від яких залежать поточний і цільовий стани організму, так і самі технології (методи, схеми) лікування. Ієрархічне планування тут означає використання підходу POMDP на кожному рівні ієрархії задач, тому початкові умови для прийняття рішень на верхньому, загальнішому рівні HTN-плану визначають, розв’язуючи задачі усіх нижніх рівнів. Підхід індуктивного навчання застосовують для зберігання та використання стандартних тривіальних рішень, що допомагає істотно спростити весь процес прийняття рішень. Нове рішення POMDP шукають лише у випадку появи нових початкових умов, які виходять за їх визначені межі. Отже, подолати надмірну обчислювальну складність процедур синтезу (декомпозиції) плану HTN можна за допомогою субоптимального планування, за якого необхідність точних розрахунків на всіх рівнях і етапах плану замінюється індикативними оцінками. Такі оцінки забезпечують стільки кроків вперед, скільки дають змогу обчислювальні ресурси та необхідність приймати рішення у режимі реального часу.

Ключовим компонентом МСППР повинна бути підсистема NLP, здатна розпізнавати та приймати текстову інформацію в одному випадку як додаток до діагнозу особи, а в іншому – як конкретну схему лікування та/або рекомендації. Завдання пошуку інформації за допомогою PubMed та інших спеціалізованих сховищ текстової інформації також має бути важливою частиною роботи МСППР, особливо на початкових етапах її проєктування та навчання. Для цих цілей цілком застосовні повнофункціональні бібліотеки інструментів, на зразок Apache OpenNLP та Stanford CoreNLP.

Стан досліджень у галузі застосування онтології планування у медичній та суміжних сферах

Завдання побудови універсальної онтології нашої галузі намагаються вирішити кілька проблем: 1) відмінності парадигм (моделей світу) різних галузей знань та методологій їх формування; 2) термінологічної неоднозначності та суперечності в межах навіть різних наукових шкіл однієї галузі знань; 3) принципової залежності термінології від завдань, які формулює і намагається

вирішити кожна конкретна парадигма. Спробу об'єднати різні термінологічні системи у єдину онтологію зроблено в межах проєкту WordNet [1, 2]). Утворена у такий спосіб таксономія множин синонімів – так званих “синсетів”, яка містить понад 155 тис. понять, організованих у близько 176 тис. синсетів, дає лише загальне уявлення про термінологічну структуру англійської мови, тоді як її застосування у якійсь спеціальній предметній області, яка могла б мати практичне значення, приводить до усе того ж комбінаторного вибуху за необхідності автоматичного пошуку найвідповіднішого до тематики сенсу того чи іншого терміна.

Реальний практичний ефект можуть дати спеціалізовані онтології, про що свідчить, наприклад, успішний досвід побудови і застосування Unified Medical Language System – UMLS [3]. UMLS – це репозиторій біомедичних словників, розроблених Національною бібліотекою медицини США, який об'єднує понад 2 млн назв для близько 900 тисяч понять з більш ніж 60 сімей біомедичних словників, а також 12 млн семантичних зв'язків між цими поняттями. Словники, інтегровані у метатезаурус, охоплюють таксономію NCBI, онтологію генів, заголовки медичних тематичних розділів (MeSH), OMIM цифрову символну базу знань з анатомії (див. Рис. 1), тобто ця система стала термінологічним фундаментом біоінформатики – цілої інфраструктури баз знань, алгоритмів, інформаційних технологій та відповідних їм програмних засобів.

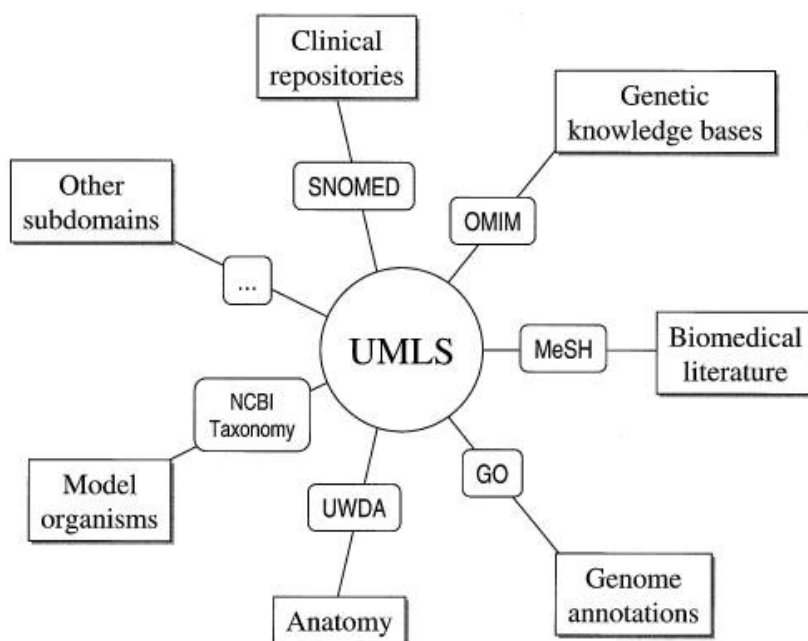


Рис. 1. UMLS інфраструктура [3]

Очевидно, що всю цю інфраструктуру розбудовували тривалий період, витрачаючи значні людські, інтелектуальні та фінансові ресурси. Однак саме спеціалізована логічно строга, цілісна і несуперечлива система термінів у формі онтології ПО стала наріжним каменем біо- та медичної інформатики, які успішно розвиваються і можуть бути переконливим свідченням можливості, навіть необхідності розроблення спеціалізованих онтологій у інших сферах людської діяльності.

Управління складними клінічними випробуваннями передбачає скоординоване використання безлічі програмних застосунків персоналом випробувань. Застосунки зазвичай використовують різні подання знань і генерують величезну кількість інформації під час випробування. Автори [4] створили архітектуру на основі онтології для підтримки взаємодії програмного забезпечення різних розробників для клінічних випробувань.

Широкий огляд робіт щодо застосування методів та засобів штучного інтелекту в МСПП наведено у статті [5]. Особливу увагу автори зосередили на взаємодії людина – комп'ютер і, зокрема, важливій ролі пацієнта у прийнятті рішень.

Автоматичне планування зрештою почали застосовувати на практиці у деяких медичних галузях, де швидкість і точність необхідні, а формалізація у принципі можлива. Це стосується насамперед радіаційної терапії [6]. Фактично, відбувається планування руху маніпулятора, який спрямовує промінь радіаційного опромінення ушкоджених онкологічним захворюванням ділянок живих тканин людського організму. Тим самим забезпечується чітка локалізація і строге дозування енергії опромінення. У роботі [7] описано відкриту програмну бібліотеку, призначену для інтерпретації клінічних шаблонів у межах комерційної системи планування курсу лікування. Проте ця бібліотека також орієнтована на застосування в радіаційній терапії.

У роботі [8] планування стосується загалом лікарняного менеджменту, а не конкретного курсу лікування. Планування ефективного використання ресурсів лікарні, а саме операційних палат, розглянуто також у роботі [9]. Тут використано спеціальну графічну нотацію – Business Process Modeling Notation (BPMN 2.0), що полегшує розуміння поточної ситуації із послідовністю завантаження операційних палат роботою через відповідне візуальне відображення. І все ж проблему оптимізації застосування ресурсів у цьому дослідженні не формалізовано до рівня математичної задачі, яка могла би бути розв'язана автоматично, без участі експерта.

Результати дослідження, опубліковані в статті [10], стосуються використання методів автоматичного планування у діалогових системах медичного спрямування. У цій роботі запропоновано підхід, який об'єднує розмовну онтологію (Convology) й автоматичне планування з метою автоматизації створення менеджера діалогу, здатного опрацьовувати цілеспрямовані діалоги для сфери охорони здоров'я.

Автори статті [11] поставили за мету уніфікувати формат структурованих медичних даних (Computer-interpretable clinical guidelines, див. [12]) для формалізації медичних знань у настановах із клінічної практики (CPG), запропонувавши для цього використати XML на противагу арденському синтаксису. Останній запропоновано в роботі [13] як функціональну мову¹ управління так званими медичними логічними модулями (Medical Logic Module – MLM), що можуть активуватися подіями, пов'язаними із часом або даними, і, отже, ця мова застосовна для планування лікувально-діагностичних заходів у межах МСПП. Однак HL7 не знайшов можливості інтегрувати арденський синтаксис у стандарт FHIR передусім через те, що його специфікація не визначає, як ідентифікуються елементи даних. Розробники ж підходу, викладеного в роботі [12], проаналізували CPG та сформулювали в термінах теорії автоматичного планування етапи і методи клінічного робочого процесу в допологовому догляді у спосіб, що забезпечував би належне подання знань у формі ієрархічної системи правил для вибраної (заданої) машини логічного виведення. Фрагмент такого переформулювання у термінах автоматичного планування для рекомендацій з дородової клінічної практики в цій роботі наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Видобування структури знань онтології для настанов дородової клінічної практики [12]

Основні заходи	Дії надавача медичних послуг	Мета	Передумови	Дії
Observation	Результати обстеження, сімейний анамнез, фактори способу життя, відомості про здоров'я, відомості про вагітність, відомості про харчування,	Записати спостереження та інформацію про пацієнта	Інформація відсутня або неповна	Запит інформації

¹ "Arden Syntax is a standard for representing clinical and scientific knowledge in an executable format"

Основні заходи	Дії надавача медичних послуг	Мета	Передумови	Дії
	відомості про фізичну активність, відомості про соціальний стан, лабораторні дослідження, причина зустрічі			
Оцінка	Відсутність інформації, клінічний опис, ризик побічної реакції, оцінка ризику для здоров'я, проблема/діагноз	Аналіз інформації та відсутність інформації	Інформація у базі даних	Порівняння інформації, оцінка ризику
Дія	План догляду, санітарна освіта, замовлення на ліки, запит на лабораторне дослідження, запит на процедуру, повідомлення	Запропонувати належний план догляду та повідомити медичного працівника про подію	Оцінку виконано	Запропонувати замовлення ліків, лабораторне дослідження або процедуру; створити сповіщення

У роботі [14] розглянуто проєкт створення іграшкового робота для хворих дітей, в якому запропоновано використовувати методи епістемічного планування як основний компонент для вибору дій, щоб планувати фізичну, сенсорну та соціальну діяльність для взаємодії із людьми, зокрема пацієнтами дитячого віку. Проте ані у цьому, ані в інших подібних проєктах планування не стосується безпосередньо процесу лікування, якщо не брати до уваги управління роботом-маніпулятором у радіаційній терапії.

Підходи до навчання онтології планування

План розв'язання задачі, незалежно від її конкретної предметної області, може і має бути формалізований, проте підходи до такої формалізації досі істотно різняться залежно від проблемної області їх реалізації. У галузі штучного інтелекту окремим розділом є автоматичне планування, покликане знаходити оптимальну стратегію поведінки для автономної роботизованої системи – інтелектуального агента в умовах часткової невизначеності та, як правило, багатьох критеріїв оптимальності. Для формулювання таких завдань і їх рішень, зокрема, розроблено мови STRIPS, PDDL та його численні розширення [15], деякі інші.

З іншого боку, до проблеми формалізації та мови планування розв'язання задач звертаються фахівці в галузі управління бізнес-процесами (business process management) [16]: розглядаючи перспективи інтернету як глобальної семантичної мережі автоматичних сервісів різної складності, вони спираються на концепцію моделювання життєвого циклу бізнес-процесу із застосуванням спеціалізованої мови описання вебсервісів OWL-S [17], що стала наступницею розробленої раніше мови DAML-S. Згідно з цією концепцією, структура онтології сервісів складається із трьох основних частин: 1) профілю сервісу; 2) моделі процесу (з детальним описанням операцій) та 3) механізму взаємодії із сервісом через повідомлення. Мова досі не стала стандартом, а лише стартовим концептуальним документом (<http://w3.org/Submission/OWL-S/>) для розгляду Консорціумом W3C.

Як попередників концепції та відповідної їй технології OWL-S треба згадати також такі технології, як SOAP, WSDL та UDDI [18], що досі використовуються у спеціалізованих розподілених

системах, проте надають обмежену підтримку в механізмі розпізнавання сервісів, їх конфігурації та комбінуванні, порівнянні та автоматизованому узгодженні, що робить малоефективним застосування цього набору технологічних стандартів за умови необхідності автоматизації пошуку та підключення до комбінованих складних мережевих сервісів.

Два концептуально різні підходи до моделювання поведінки інтелектуального агента, втілені у таких широко вживаних мовах подання знань, як OWL та PDDL, швидше чи пізніше перетнуться, об'єднавши переваги кожного, проте поки що інтеграція PDDL та OWL насправді залишається невирішеним завданням. Формальна заміна круглих дужок кутовими для приведення синтаксису STRIPS-PDDL до синтаксису OWL не матиме успіху через невідповідність форматів запису. Перелік трансльованих синтаксичних конструкцій буде обмеженим декларативністю OWL. На відміну від останньої, синтаксис PDDL допускає вирази логіки першого порядку. Проте стверджують, що всі декларативні PDDL-конструкції можуть бути трансльовані. Ті частини, що не транслюються, можуть бути передані OWL-структурі у форматі рядка символів для можливої додаткової інтерпретації під час виконання.

В огляді 2019 р. [19] наведено мотивацію необхідності інтегрування методології автоматичного планування в інформаційні системи, керовані онтологією. Зокрема, зазначено, що протягом наступних десятиліть роботам потрібно буде мати можливість самостійно виконувати велике розмаїття завдань у найрізноманітніших сферах діяльності. Для полегшення необхідних заходів з їх програмування доцільно застосовувати підхід, орієнтований на формальне подання знань з метою організації їх повторного використання. Однак для цього потрібно домовитися про семантику і прагматику. Поширений підхід – це подання знань за допомогою онтологічних мов, які концептуалізують відповідну область. В огляді широке коло авторів (14 осіб) із низки країн, серед яких – США, Іспанія, Велика Британія, Португалія, Італія, Бразилія, Канада, Німеччина та Єгипет, розглядають проекти, які використовують онтології для підтримки автономії роботів та порівнюють щодо об'єму їх онтології, визначаючи, які види когнітивних можливостей підтримуються використанням онтологій та яка сфера їх застосування.

Основні завдання дослідження. Синтез онтології планування МСППР

Верхній рівень онтології планування доповнюється множиною понять і зв'язків, необхідних для моделювання оптимальної стратегії інтелектуального агента у галузі, для якої виділена спеціальна частина онтології, у цьому випадку – медичній. Під час навчання і наповнення база знань набуває структури ієрархічної мережі задач, побудованої за допомогою виразних засобів онтології верхнього рівня.

Оптимальна стратегія інтелектуального агента є невід'ємною частиною його сутності, й саме вона дає змогу агенту будувати суб'єктивну модель світу, якою є база знань загалом і онтологія зокрема. Будучи раціональним, інтелектуальний агент планує свої дії, мінімізуючи витрати ресурсів, що є у його розпорядженні, на підставі побудованої ним моделі дійсності. Ця модель має сенс для нього рівно настільки, наскільки дає змогу раціонально, тобто максимально ефективно, взаємодіяти з середовищем, тому зміна моделі спричиняє перебудову його оптимальної стратегії. Це означає, що стратегія є невід'ємною складовою цієї моделі дійсності, і навіть більше, є її основою, тобто база знань інтелектуального агента, як його модель дійсності, є засобом планування його оптимальної стратегії взаємодії із середовищем незалежно від природи агента і виду середовища. Інакше кажучи, база знань і є його стратегією (ієрархічно організованою системою стратегій). Онтологія планування, своєю чергою, забезпечує термінологічну та логічну підтримку планування стратегії, цілісність, несуперечливість бази знань, мінімізацію її інформаційної надлишковості.

Склад та наповнення онтології верхнього рівня цілком визначають міру здатності знаходити оптимальні розв'язки задач, поставлених перед базованою на ній інтелектуальною системою, та підзадач, які виникають під час розв'язання головних задач. Звідси – ключові елементи її понятійної структури. Окрім того, необхідність приймати рішення автоматично передбачає, що в розпорядженні

суб'єкта прийняття таких рішень є деякі засоби їх реалізації – ресурси, щодо яких ці рішення можуть прийматись. На цій принциповій особливості явно наголошено у пропонованій моделі, а тому прямо зазначено у її назві. Отже, онтологія верхнього рівня має містити поняття (концепт) “задача”. Задача визначається бажаним станом та початковими умовами, які охоплюють обставини і ресурси. До ресурсів належать витратні (разові) та інструменти (багаторазові). Ресурси мають вартість, яка оцінюється або як вартість придбання, або як витратна вартість, залежно від мети її оцінювання. Ресурси можуть бути зовнішніми і внутрішніми (власними). Внутрішніми ресурсами може розпоряджатись тільки їх власник. Це важливо з огляду на необхідність і здатність приймати рішення щодо їх використання і прогнозувати результат. Зміна обставин називається подією. Подія, спричинена власником ресурсів, називається дією. Власника ресурсів, який вчиняє дії, використовуючи внутрішні ресурси, називають агентом. Агент оцінює поточний стан і порівнює його з бажаним. Відмінність між бажаним і поточним станом агент сприймає як мотивацію до дії. Числово мотивація оцінюється як вартість придбаних у бажаному стані ресурсів, доступних агенту для подальшого використання. Якщо мотивація перевищує очікувані затрати внутрішніх ресурсів, агент готовий діяти. Серед доступних для раціонального агента дій він вибирає ту з них (їх підмножину), для якої відмінність між мотивацією і необхідними затратами ресурсів для нього максимальна. Під час вибору дій агент керується знаннями про можливі наслідки дій, а також про імовірнісний зв'язок між подіями і спостереженнями. Дії можуть бути простими (елементарними) і складними. Вмотивовану необхідність досягти бажаного стану називають задачею (проблемою). Розв'язання задачі – складна дія. Агент будує план реалізації складної дії, оцінює необхідні для реалізації цього плану затрати ресурсів і вирішує, реалізувати цей план чи альтернативний з множини доступних для реалізації, зважаючи на максимум мотивації, тому що агент є раціональним агентом. Складна дія складається із простіших дій, які, своєю чергою, із ще простіших, аж до елементарних. Метод компонування складних дій із простих аналогічний на всіх рівнях – від елементарних дій до задачі загалом. Розподіл задачі на підзадачі відбувається рівнями згори вниз, а вибір (прийняття рішення щодо) дій – у зворотному напрямку – знизу вгору. Це дає змогу виконувати оцінювання затрат і ефективності розв'язання задач вищого рівня через внесок у таку ефективність методів розв'язання відповідних підзадач.

Ручна побудова (навчання) онтології та наповнення відповідної їй бази знань трудомістка настільки, що унеможлиблює її практичне застосування. Єдиним реальним вирішенням цієї проблеми є автоматизація цих процесів. З цією метою необхідно передусім навчити систему відрізняти корисну інформацію, яку потрібно вносити до бази знань, від спаму, адже додавання усього підряд, як це роблять у деяких проєктах, призводить до переповнення і, як результат, втрати ефективності застосування.

Процес побудови такої онтології є ітеративним і реалізується покроковим навчанням на відповідних навчальних текстах із заданої проблемної галузі знань, у цьому випадку – медицини. До онтології додаються нові класи понять і нові семантичні зв'язки між ними, а вже створені зв'язки отримують щораз більші вагові коефіцієнти, які засвідчують важливість такого типу семантичного зв'язку для цієї проблемної області.

Потрібно враховувати, що побудована під час навчання онтологія матиме неоптимальну структуру. Деякі поняття та зв'язки між ними використовуються набагато частіше, ніж інші. Оскільки операції логічного виведення на графах, якими є структури онтології, дуже ресурсоємні, їх практичне застосування потребує встановлення обмеження на загальний розмір (об'єм) онтології, внаслідок чого під час навчання етапи внесення нових понять і зв'язків необхідно чергувати з етапами вилучення відповідної кількості раніше внесених найменш важливих елементів цієї онтології. Визначити міру важливості кожного поняття онтології та врахувати її під час періодичної структурної оптимізації для забезпечення максимальної ефективності планування може правильно збудований алгоритм семантичного зважування понять та зв'язків, застосування якого забезпечить необхідну гнучкість та **адаптивність** такої онтології.

Пацієнтоцентрична медична інформаційна система основана на структурах даних, які визначаються онтологією фізіології людського організму. Отже, сформована база знань становить деякий динамічний інформаційний прототип, шаблон станів та реакцій на зовнішні впливи на різних рівнях ієрархічної моделі, що охоплює вікові, гендерні та деякі інші характерні особливості людського організму. Загальну архітектуру МСПП, керованої даними на основі бази знань фізіології організму людини, наведено на рис. 2. Стрілками позначено: 1 – отримання результатів лабораторних тестів; 2 – внесення результатів лабораторних тестів до переліку симптомів; 3 – збереження результатів лабораторних тестів у електронній медичній карті, інтегрованій у базу знань про стан організму пацієнта; 4 – здавання пацієнтом лабораторних тестів; 5 – внесення переліку симптомів до машини логічного виведення для отримання висновку про стан здоров'я або діагностування хвороби; 6 – санкціонування пацієнтом доступу до своїх медичних даних; 7 – внесення до електронної медичної карти курсу лікування; 8 – формулювання пацієнтом скарг на свій стан здоров'я; 9 – урахування поточного діагнозу для рішення про курс лікування; 10 – встановлення машиною логічного виведення діагнозу, на підставі симптомів та даних відповідних баз знань; 11 – врахування машиною логічного виведення інформації баз знань захворювань, їх симптомів, схем лікування та лікарських засобів під час встановлення імовірного діагнозу за наявними симптомами; 12 – лікар ураховує скарги пацієнта; 13 – лікар призначає курс лікування, зважаючи на діагноз (14) та відповідні рекомендації МСПП (9); 14 – лікар уточнює діагноз, зважаючи на скарги пацієнта, досвід попереднього лікування цього та інших пацієнтів (15–16); 15 – лікар отримує авторизований доступ до бази знань про здоров'я організму пацієнта; 16 – лікар бере участь у авторизації доступу до бази знань про стан здоров'я організму пацієнта; 17 – оновлена версія бази знань пацієнта вноситься до хмарного репозиторію як множина змін за допомогою системи контролю версій, подібної до Git; 18 – остання версія бази знань про стан здоров'я організму пацієнта відновлюється (15) згідно з даними хмарного репозиторію після сумісної авторизації лікарем (16) та пацієнтом (6); 19 – бази знань про симптоми, захворювання, лікування та ліки доповнюються статистикою кейсів із хмарного репозиторію за допомогою індуктивного навчання; 20 – за основу персоналізованої бази знань про стан організму кожного конкретного пацієнта приймається деяка універсальна база знань – шаблон-прототип, постійно доповнюваний результатами останніх наукових досліджень у медичній галузі; 21 – побудова оптимальної стратегії лікування (профілактики) діагностованого захворювання з огляду на поточні симптоми, наявні ліки та відому практику (19); 22 – доповнення типової бази знань про стан організму характерними віковими та іншими змінами чи схильностями до захворювань; 23 – доповнення методу автоматичного планування новими алгоритмами, евристичними, технологіями, бібліотеками; 24 – автоматичне планування здійснюється в термінах і засобах, передбаченими онтологією людського організму; 25 – методи автоматичного планування використовують для оцінювання пертинентності нової інформації; 26 – нові дані досліджень, нові стандарти відстежують для оцінювання їх пертинентності (25) та доповнення онтології через навчання; 27 – навчання онтології людського організму за електронними текстовими документами з офіційних джерел, доступних через інтернет; 28 – онтологія становить базовий понятійний апарат – семантику та прагматику бази знань про фізіологію типового людського організму; 29 – експерт (експерти) в медичній та суміжних галузях, ознайомлені з технологіями інженерії знань; 30 – експерт адмініструє перелік джерел інформації, авторизує доступ до них та здійснює моніторинг процесів надходження інформації та навчання на її основі.

Ядром системи повинна стати агентна модель організму, що міститиме як універсальну, спільну за будовою і змістом для деякої значної групи реальних осіб, “скелетну” частину бази знань, так і специфічні компоненти, що характеризуватимуть особливості функціонування кожного конкретного пацієнта чи їх характерні підгрупи, кластеризовані за певними суттєвими ознаками, наприклад, статі, віку, раси чи захворювання. В міру діагностування деякого захворювання весь необхідний обсяг знань про це захворювання інтегрується в конкретну індивідуальну чи групову, тобто специфічну для осіб з цим захворюванням, агентну модель організму, становлячи надалі його

невід'ємну частину. Процес такої інтеграції супроводжується перевіркою і збереженням логічної цілісності моделі. Відповідно видозмінюються взаємозалежності між параметрами моделі, які зазнали впливу нових даних, внесених до неї. Отже, модель є адаптивною базою знань, здатною відповідати на запити щодо поточного стану організму або бути застосованою до прогнозування подальшого функціонування, зокрема – реакції на лікувальні чи інші сторонні впливи.

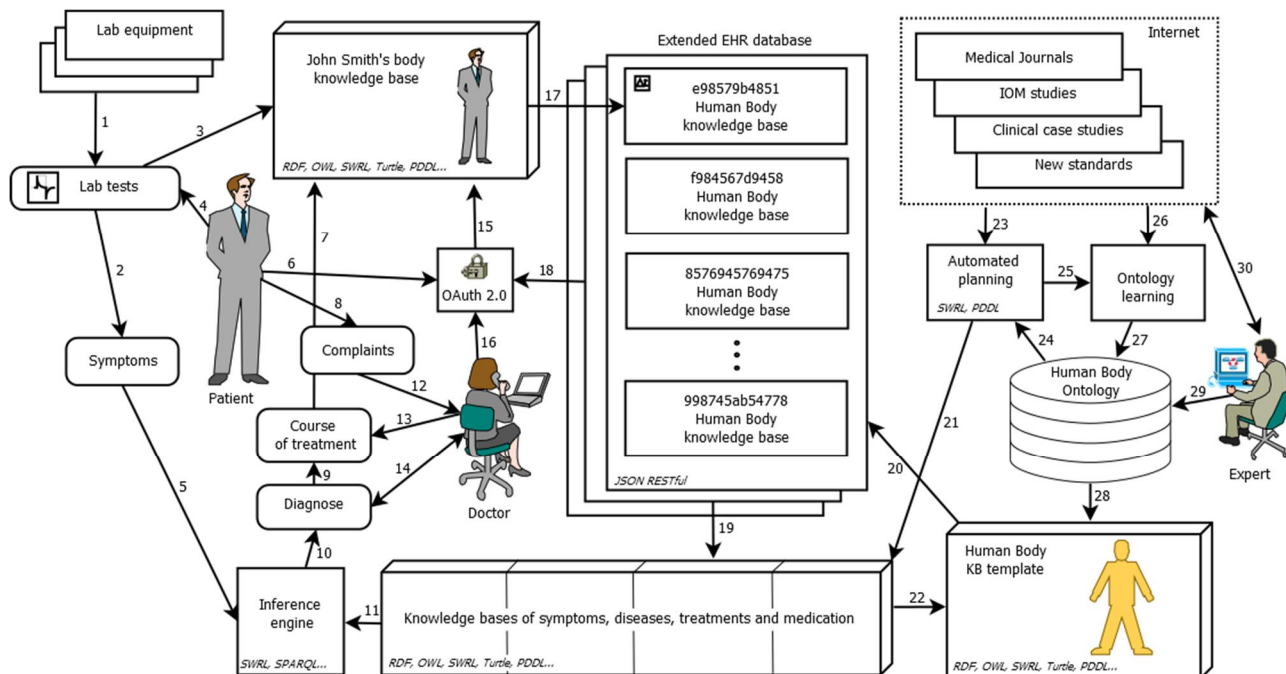


Рис. 2. Загальна архітектура МСППР, керованої даними на основі бази знань фізіології організму людини

Знання про всі можливі захворювання не можуть міститися у спільній з пацієнтом базі знань, тобто інтегруватися з нею, адже це, щонайменше, надлишкова інформація, яка призведе до інформаційного перевантаження, надзвичайного збільшення обчислювальної складності моделі та й, зрештою, суперечить обґрунтованій вище необхідності спиратися на концепцію “пацієнтоцентризму” системи підтримки прийняття рішень [20]. Натомість необхідно передбачити застосування множини наявних та перспективних протоколів, а також засобів обміну даними із загальномедичною базою знань про захворювання, схеми лікування, медичні засоби, лікувальні установи та фахівців із цієї галузі. Фактично такі формати і протоколи вже успішно функціонують (FHIR від HL7²) у комерційних діагностичних системах. Проте без описаної вище адаптивної бази знань про пацієнта ці, нерідко вузькоспеціалізовані, діагностичні системи залишаються малоефективними: вони потребують ручного (тобто індивідуального) наповнення під кожного окремого пацієнта, не гарантують ані врахування даних різномірних джерел, ані цілісності (несуперечливості) цих даних, ані достовірності прогнозів, побудованих на множині емпіричних моделей, натомість перевантажені зайвою інформацією, що ніяк не використовується, але процедурно бере участь в опрацюванні даних, відволікаючи істотні обчислювальні ресурси.

Стандарти та протоколи обміну медичними даними активно розвиваються. наприклад, згаданий стандарт FHIR став де факто міжнародним, містить низку форматів подання даних, протоколів обміну ними, стандартних програмних бібліотек авторизації, доступу та оперування даними для основних мов програмування. Його застосування під час проєктування пропріетарного програмного забезпечення клінічних інформаційних систем забезпечує необхідний рівень комунікації всередині та назовні без необхідності додаткового розроблення власних форматів і

² <https://www.hl7.org/fhir/>

протоколів та спряження з уже наявними.

FHIR (Fast Healthcare Interoperability Resources) уже передбачає низку засадничих новацій порівняно з попередніми підходами до оперування медичними даними. Зокрема, це перехід від концепції табличних даних про пацієнта до поняття інформаційних ресурсів, яке передбачає постійну прив'язку до деяких абсолютних адрес, URI (universal resource identifier), що забезпечує логічний (семантичний) взаємозв'язок між даними, і, як наслідок, можливість автоматично контролювати їх цілісність, перетворювати з одного формату в інший (наприклад, з XML у JSON і навпаки), комплексувати та сумісно опрацьовувати. Саме ресурсний підхід створює необхідні передумови для системного застосування методів машинного навчання до МСПП і саме завдяки цьому таку систему можна вважати керованою даними. А технології Big Data залишаються лише допоміжними засобами, необхідними для оперативного та стійкого (надійного) опрацювання багатовимірних даних, яке виконує функцію попереднього опрацювання, забезпечуючи виправлення, редукцію, перетворення, калібрування та збереження даних. Надалі аналіз можна виконувати в темпі, необхідному для ефективного прийняття рішень залежно від характеру подій, які зумовлюють таку необхідність: вихід контрольованих показників за встановлене значення, за таймером, запитом пацієнта, чи лікаря, який лікує. Здебільшого доводиться ставити вимогу до системи реагувати на запити та інші події у масштабі часу, наближеному до реального, що істотно впливає на алгоритми, які можна застосувати для пошуку рішень.

Отже, FHIR передбачає швидкий обмін медичними семантичними ресурсами і це створює необхідні передумови для їх цілеспрямованого (“meaningful”) застосування. Отже, йдеться про цілі, завдання і засоби їх вирішення, роль яких і виконують вже згадані ресурси. Насправді це – перехід з рівня семантики до рівня прагматики, який, власне, й оперує поняттями цілі, ресурсів, задач і станів. Стосовно медицини стани цілі та задачі мають цілком конкретне відображення: стан – це стан здоров'я, поточна мета – покращення або не зниження життєвих параметрів та/або ризику їх зниження, а також підтримання оптимальних значень спостережуваних показників життєвих (фізіологічних) параметрів організму пацієнта.

Застосування марковського наближення до формалізації планування у МСППР

Стандартизація, формалізація лікувального процесу з метою знаходження найкращої стратегії лікування неunikно вимагатиме числових оцінок на всіх її етапах. В основу клінічної бази знань про стан здоров'я пацієнта покладено план його ефективного лікування, який є ієрархічним і на кожному рівні ієрархії містить альтернативний набір типових (звичних, перевірених досвідом) стратегій – маршрутів у просторі станів пацієнта. Кожний із таких маршрутів на всіх етапах переходів зі стану в стан містить кількісні оцінки цінності станів, імовірності переходів та очікуваних затрат на такі переходи. Цінність станів визначається самопочуттям пацієнта, загальним діагнозом і взаємопов'язана через цінність інших станів та очікувані затрати, як психологічні та фізіологічні, так і часові та матеріальні, на перехід до них. Завдяки такому поданню план дає змогу оцінювати на кожному рівні деталізації лікувальних заходів як єдиного процесу і кожному рівні прийняття рішення ефективність стратегії лікування як приріст цінності стану після переходу зі стану в стан, приведений до затрат на такий перехід:

$$E_{ff} = (U(S_{i+1}) - U(S_i)) / R(A_{ik}), \quad (1)$$

де $U(S_i), U(S_{i+1})$ – загальна (з урахуванням можливих подальших винагород) цінність (корисність) поточного та наступного станів після виконання k -ї дії з i -го стану A_{ik} ; $R(A_{ik})$ – затрати на реалізацію переходу зі стану S_i в стан S_{i+1} . До реалізації такого переходу інтелектуальний агент бере до уваги оцінку імовірності $P(S_i, A_{ik}, S_j)$ досягнення стану S_j зі стану S_i у разі виконання дії A_{ik} :

$$U(S_i) = R(S_i) + g \times \max_{A_{ik}} \sum_k P(S_i, A_{ik}, S_j) U(S_j), \quad (2)$$

де $R(S_i)$ – т. зв. “короткотермінова”, безпосередня, пряма винагорода у разі досягнення стану S_i ; g – коефіцієнт знецінювання, який набуває значення у діапазоні $\overline{0 \text{ К } 1}$. Цю оцінку можна вважати апіорною ефективністю стратегії агента.

Рівняння (2) вперше запропонував Белман [21, 22] для подання задачі планування як оптимізаційної задачі, воно є базовим для алгоритмів пошуку оптимальної стратегії ІА. Для цього застосовують так зване наближення Маркова, яке допускає, що для пошуку найкращого плану (стратегії) агента можна не брати до уваги історію його попередніх станів і рішень, натомість враховувати поточний і наступні імовірні стани та переходи до них. Отже, ці задачі формуються як MDP (Markov Decision Process), а за невизначеності поточного стану – як POMDP (Partly Observable Markov Decision Process), а розв’язують їх із застосуванням таких алгоритмів, як метод ітерацій за значеннями, метод ітерацій за стратегіями та деяких інших.

Марковську модель процесу прийняття рішень задають так:

1. Стохастична система описується деякою множиною станів та множиною недетермінованих переходів між станами, заданих розподілом функції імовірності переходу.
2. Ціль задається деякою функцією корисності, що визначається як винагорода (чи штраф) за перехід у певний стан.
3. Задача планування розв’язується як оптимізаційна задача, що максимізує цільову функцію корисності.
4. План формулюється як стратегія: які дії необхідно виконувати у кожному з імовірних наступних станів.
5. У випадку частково спостережуваного середовища використовується поняття імовірного стану як розподілу імовірностей перебування у кожному із можливих станів [23].

Отже, оскільки у моделі POMDP агент не має достовірної інформації про свій поточний стан, застосовується поняття імовірного стану b для стану s : $b(s)$. Імовірний стан b – це множина з n складових, де n – кількість станів, для яких кожен елемент відповідає своєму стану s і містить відповідне значення розподілу імовірності перебування агента у кожному зі станів s множини станів S [21]. Сума усіх імовірностей перебування дорівнює одиниці:

$$\sum_{s \in S} b(s) = 1.$$

Отже, POMDP модель описують за допомогою чотирьох складових [24]:

- S – множини станів;
- A – множини дій;
- $P_s(s'|a)$ – ймовірності переходу P зі стану s в s' у разі виконання дії a ;
- O – множини спостережень із імовірністю $P_a(o|s)$, де $P_a(o|s)$ – імовірність отримати спостереження o після виконання дії a та потрапляння у стан s ,

$$\sum_{o \in O} P_a(o|s) = 1$$

Єдиною доступною інформацією про поточний стан може слугувати множина спостережень O , завдяки якій агент ідентифікує свій імовірний стан $b(s)$. Оптимальна дія залежить лише від поточного імовірного стану агента, усі наступні проміжні стани в такій моделі детерміновані. Загалом оптимальна стратегія p^* визначається як функція відображення множини імовірних станів на множину дій [24]:

$$p : B \rightarrow A \quad (3)$$

За таких умов агенту для того, щоб приймати оптимальні рішення, немає потреби точно знати

свій поточний стан, а розв'язання задачі в наближенні POMDP зводиться до застосування алгоритмів розв'язання задачі MDP для відомої за даними спостережень множини імовірних станів.

Водночас нерідко алгоритми, які розраховують наближено оптимальні стратегії, виявляються ефективнішими, аніж алгоритми точного планування, внаслідок того, що після виконання чергової дії імовірний стан $b(s)$ повністю оновлюється.

Для пошуку оптимальної стратегії в задачах POMDP використовується пошук вперед [25]. Алгоритм на кожному кроці вибирає дію $a = p^*(b)$ для імовірного поточного стану b та розраховує наступний імовірний стан за даними про попередній та отримані результати спостережень o .

Отже, імовірність $b_a(s')$ потрапляння в стан s' зі стану s після виконання дії a в імовірному стані b :

$$b_a(s\emptyset) = \mathring{a}_{s \uparrow s} P_s(s\emptyset | a) b(s) \quad (4)$$

А імовірність спостереження o після виконання дії a в стані s $b_a(o)$:

$$b_a(o) = \mathring{a}_{s \uparrow s} P_s(o | a) b(s) \quad (5)$$

Імовірність $b_a^o(s\emptyset)$ перебування в стані s' , після виконання дії a в довіреному стані b і отриманому спостереженні o .

$$b_a^o(s\emptyset) = \frac{P_s(o | a) b_a(s\emptyset)}{b_a(o)} \quad (6)$$

У цьому наближенні корисність стану визначається як сума добутків корисності усіх можливих станів на імовірність потрапляння в них агента:

$$R(b) = \mathring{a}_{s \uparrow s} R(s) b(s) \quad (7)$$

У такий самий спосіб визначаються затрати C на виконання дії a в імовірному стані b :

$$C(b, a) = \mathring{a}_{s \uparrow s} C(s, a) b(s). \quad (8)$$

Враховуючи (4)–(8), рівняння Беллмана подають як:

$$V(b) = R(b) + g \max_a \mathring{a}_{o \uparrow o} (b_a(o) V(b_a^o) + C(b, a)) \quad (9)$$

Проте, на відміну від моделі повністю спостережуваного середовища, у наближенні POMDP функція корисності визначається за множиною векторів дій, які отримали назву α -вектори [25], що має розмірність $|S|$, а його компоненти становлять корисності стратегії за умови виконання дії a в усіх станах $\{s\}$.

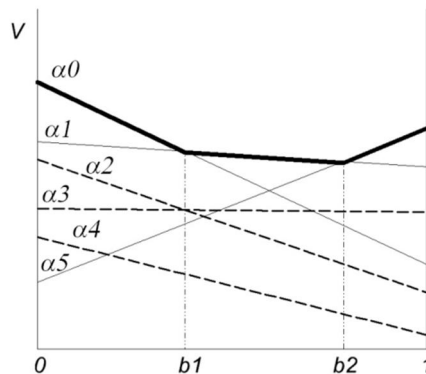


Рис. 3. Функція корисності стратегії

Для визначення максимального значення функції корисності (див. рис. 3) для кожного стану вказуємо повний набір найефективніших дій та відповідний їм діапазон значень імовірного стану. У зв'язку з цим виникає головна проблема алгоритмів розв'язання задачі пошуку оптимальної стратегії у наближенні POMDP: вибухове зростання кількості лінійних компонентів у значенні функції корисності, адже кожне оновлення вводить додаткові лінійні складові до функції корисності V , і навіть більше, кожне нове вимірювання підносить кількість лінійних компонентів до квадрата. Внаслідок цього такий спосіб пошуку оптимальної стратегії за умов часткової спосередженості стану і середовища в багатьох випадках виявляється неефективним [26]. Натомість застосовують різноманітні евристички. Зокрема, ефективним у таких випадках виявляється метод прецедентів, який дає змогу із достатньою для практичного застосування точністю розпізнавати поточний стан пацієнта за множиною ознак та динамікою зміни їх значень. Саме так робить досвідчений лікар, коли спостерігає за перебігом хвороби, залишаючи хворого на деякий час “на обсервації”.

Вибір стека технологій для практичної реалізації інтелектуальної МСППР

За такого підходу інтелектуальним агентом є математична модель його оптимальної стратегії в термінах логіки предикатів для конкретної ПО, а саме медичні заходи та засоби лікування пацієнта, у марковському наближенні процесу прийняття послідовних рішень, організована у вигляді ієрархічної мережі задач. Очікувану корисність визначеної стратегії лікування використовують для обчислення так званої очікуваної величини досконалої інформації – EVPI. Схематично взаємну вкладеність інформаційних технологій зображено на рис. 9.

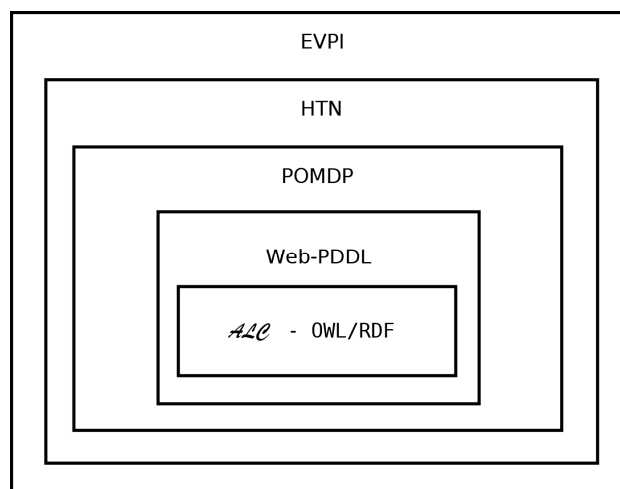


Рис. 4. Залучення інформаційних технологій як засобів розв'язання загальної задачі

Базовою технологією для оцінювання пертинентності необхідно вибрати подання знань за допомогою мови OWL у версії описової логіки ALC (Attributive Language with Complements). Проте для інтегрування в онтологію виразних засобів планування доцільно застосувати Web-PDDL подання ПО. Використання просторів імен та жорстких типів даних робить цю мову сумісною з OWL та RDF. Мова використовує Lisp-подібний синтаксис (зокрема, круглі дужки для запису предикатів). Перевірка типів дає змогу встановлювати семантичні зв'язки між сутностями різних онтологій у разі їх злиття. Web-PDDL транслюється у RDF.

Адам Мартіні у своїй дипломній роботі в Університеті м. Орегон [27] розробив засоби двостороннього перекладу OWL на Web-PDDL і у зворотному напрямку. Наведеними засобами поєднуються дві ключові поведучі – логічного виведення та планування, що створює необхідні передумови для доповнення онтології новими фактами, зокрема з текстових джерел, з подальшою

перебудовою стратегії та можливістю оцінювання важливості цих фактів за критерієм приросту очікуваної корисності виробленої стратегії.

Отже, онтологія планування визначає множину допустимих дій, множину предикатів – передумов виконання кожної із дій, множину ефектів виконання дії та імовірності їх виникнення, аналогічно до того, як це визначено синтаксисом PDDL [28]. Для цього використано вебсервіс трансформації OWL у Web-PDDL (<http://aimlab.cs.uoregon.edu/services/owl2pddl/>).

Навчання онтології засобами планування

Недоліком традиційних підходів до навчання інтелектуальних систем, основаних на онтології, є неврахування найважливішої, вирішальної обставини – наявності деякого суб'єкта, поданого системою задач, які перед ним стоять. Частково це враховано під час розроблення метрики, що оцінювала ризики втрат. На змаганнях DARPA (Defense Advanced Research Projects Agency), таких як TDT2 [29], застосовували метрику “cost-based evaluation” (CBE). Модель CBE характеризує продуктивність системи в термінах ціни помилок класифікації. Пропуск (неправильна класифікація) об'єкта оцінювали мірою втрат для деякого користувача залежно від цінності невиявленого об'єкта. Очевидно, цей підхід став переосмисленим запозиченням методів і технологій оцінювання цінності інформації в радіолокації. Детально метод дослідив аналітично Р. Л. Стратонович [30] у кінці 60-х років XX ст. Він запропонував зв'язок між теорією інформації Клода Шенона, основою на оцінюванні ентропії та теорією прийняття рішень в умовах невизначеності, яка оцінює ризики неправильних рішень як потенційні втрати. За означенням Р. Л. Стратоновича цінність інформації – це максимальна користь, яку певна кількість інформації здатна принести у справі зменшення середніх втрат. Умови відповідної задачі передбачають наявність функції штрафів (винагород). Мета полягає у мінімізації середніх штрафів (затрат) або максимізації середніх винагород за прийняті рішення про вчинення певних дій.

Протягом розвитку досліджень у галузі оцінювання цінності інформації запропоновано серед іншого мірою цінності вважати двійковий логарифм відношення імовірності досягнення мети після і до отримання такої інформації [31]

$$V = \log_2 \frac{P_{after}}{P_{before}}. \quad (10)$$

Очевидно, що як сама мета, так і відповідна їй цінність інформації є суб'єктивними і передбачають наявність деякого суб'єкта – інтелектуального агента, перед яким стоїть завдання досягнення певної мети. Середовище, в якому функціонує агент, визначає як його мету, так і винагороду за її досягнення, а можливо, і проміжні винагороди за наближення до неї. Тому метрика цього типу нерозривно пов'язана із необхідністю побудови формальної моделі середовища функціонування агента. Опубліковано низку праць, зокрема, згаданих у статті [32], стосовно імплементації цього підходу до конкретних середовищ, відповідних їм ПО і умов функціонування. В роботі застосовано критерій цінності інформації, запропонований у [33]:

$$V = \frac{P_{after} - P_{before}}{1 - P_{before}}. \quad (11)$$

Проте автори цієї роботи не змогли належно обґрунтувати фактичну ціну нової діагностичної інформації для випадку ПО діагностування технічного стану обладнання, натомість підмінили її імовірнісними характеристиками. Посилаючись на кількісну оцінку цінності інформації як різницю між апіорною та апостеріорною оцінками середніх втрат (виграшів) під час досягнення мети, яку запропонував Р. Л. Стратонович, вони хибно оцінили як саму мету, так і виграш від її досягнення. Адже як втрати, так і виграш мають розмірність ресурсів (якими насправді є як втрати, так і виграші),

нормуючи цінність яких, ми втрачаємо ключову інформацію про важливість прийнятих рішень для того, хто їх приймає.

Згідно із моделлю Р. Л. Стратоновича [34], нехай маємо деяку систему, що може перебувати в одному із дискретних станів S , що описуються розподілом імовірності $P(S)$ і характеризуються деякою функцією штрафів $c(S)$. Ентропія такої системи:

$$H_S = - \sum_S P(S) \ln P(S). \quad (12)$$

Середні втрати:

$$R = \sum_S c(S) P(S). \quad (13)$$

Нижня границя середніх штрафів $R_0 = \overline{c(S)}$ за фіксованої ентропії системи H_S :

$$R_0(H_S) = \frac{d}{db} (bF_0) = F_0 - T \frac{dF_0}{dT}, \quad (14)$$

де $F = - \frac{1}{b} \ln \sum_S e^{-bc(S)}$ – так звана “вільна енергія” системи;

$b = \frac{1}{T} = \frac{H_S}{R}$ – коефіцієнт, що характеризує відношення ентропії системи до усереднених втрат.

Враховуючи, що $-\frac{dF_0}{dT} = H_S$, вираз (14) можна записати так:

$$R_0(H_S) = - \frac{1}{b} \ln \sum_S e^{-bc(S)} - H_S \frac{0}{0}, \quad (15)$$

або

$$R_0(H_S) = - R \frac{1}{H_S} \ln \sum_S e^{-\frac{H_S c(S)}{R}} - 1 \frac{0}{0}. \quad (16)$$

Якщо нова інформація зменшує ентропію системи $H_I = H_S - I$, то це призводить до зменшення втрат:

$$\Delta R_0(H_S) = R_0(H_S) - R_0(H_S - I) = V(I). \quad (17)$$

Величину такого зменшення втрат назвали **функцією цінності** інформації.

Якщо прийняти, що $I \ll H_S$,

$$V(I) \approx \frac{dR_0}{dH_S} I = T \Delta H_S. \quad (18)$$

Величину $T = \frac{dR_0}{dH_S}$ Р. Л. Стратонович запропонував вважати диференційною цінністю

зменшення ентропії або **диференційною цінністю інформації**, яка, по суті, пов’язує втрати з невизначеністю стану (ентропією) – приріст виграшу (зниження втрат/штрафу) на одиницю отриманої інформації.

Для застосування цього підходу до задач інформаційного пошуку необхідно розширити трактування наведеної теорії. З цією метою допустимо і доцільно назвати корисну інформацію I пертинентною, а отже – знанням, а функцію цінності інформації – кількістю виявлених знань, адже

саме корисність, яку можна оцінити кількісно, як зменшення витрат і/або збільшення прибутку (виграшу), характеризує знання (і вміння), має підстави вважатися знанням [35, 36].

З іншого боку, обчислення ентропії системи і диференційної цінності інформації надзвичайно трудомістке, оскільки немає універсальних алгоритмів пошуку розв'язку, для кожної окремої задачі повинно виконуватись незалежно і тому застосовне лише для порівняно вузького класу інформаційних систем. Натомість середні втрати (13) можна обчислити в інший спосіб, а отже, формулу (17) можна застосувати у загальнішому поданні:

$$DR_N = R_0 - R_I = V(I), \quad (19)$$

де R_0, R_I – витрати (ресурси системи) до і після отримання нової інформації відповідно.

Але саме такий підхід використано у теорії прийняття рішень у формі **очікуваної величини досконалої інформації** [37], згідно з якою (у властивій їй нотації):

$$EVPI = EV | PI - EMV = V(I), \quad (20)$$

де $EV | PI$ – очікувана корисність за умови врахування “досконалої” (тобто нової) інформації про те, який варіант i -ї стратегії гарантовано кращий:

$$EV | PI = \mathring{a}_j p_j (\max_i R_{ij}), \quad (21)$$

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

$$EMV = \max_i \mathring{a}_j p_j R_{ij}, \quad (22)$$

$\mathring{a}_j p_j R_{ij}$ – очікувана корисність i -ї стратегії.

Отже, маючи змогу у певний спосіб будувати оптимальну стратегію та розраховувати її очікувану корисність, ми можемо “вимірювати” пертинентність нової інформації. Зважаючи на те, що реальні стратегії поведінки агента є комплексними і складаються зі стратегій окремих підзадач, їх модель будують як ієрархічну мережу задач (HTN). Для кожної із підзадач формують і розв'язують відповідну модельну задачу у наближенні POMDP [32], як подано вище.

Приклад застосування

Розглянемо застосування методу числового оцінювання пертинентності оперативної медичної інформації на прикладі імунопрофілактики вірусного грипу. Загалом методи імунопрофілактики поділяють на:

- 1) активний (вакцинація) – введення до організму відповідного антигену або антигенів мікроорганізму з метою стимулювання специфічної імунної відповіді (гуморальної та клітинної), яка захищає від інфікування або захворювання;
- 2) пасивний – парентеральне введення готових антитіл захисної дії;
- 3) активно-пасивний – поєднання вказаних вище методів;
- 4) передекспозиційний – здійснюваний перед контактом із патогенним мікроорганізмом;
- 5) постекспозиційний – після експозиції до інфекції неімунізованих осіб, у разі хвороб із довшим інкубаційним періодом.

Отже, можуть застосовуватися вакцини таких типів:

- 1) т. зв. живі, котрі містять живі, атенуйовані, тобто ослаблені та позбавлені вірулентності мікроорганізми;
- 2) т. зв. інактивовані, котрі містять цілі, вбиті або інактивовані мікроорганізми або їх фрагменти – вибрані антигени або анатоксини.

Стосовно безпосередньо протиепідемічної імунопрофілактики щодо сезонного грипу її

спрощене формалізоване подання як HTN наведено на рис. 5.

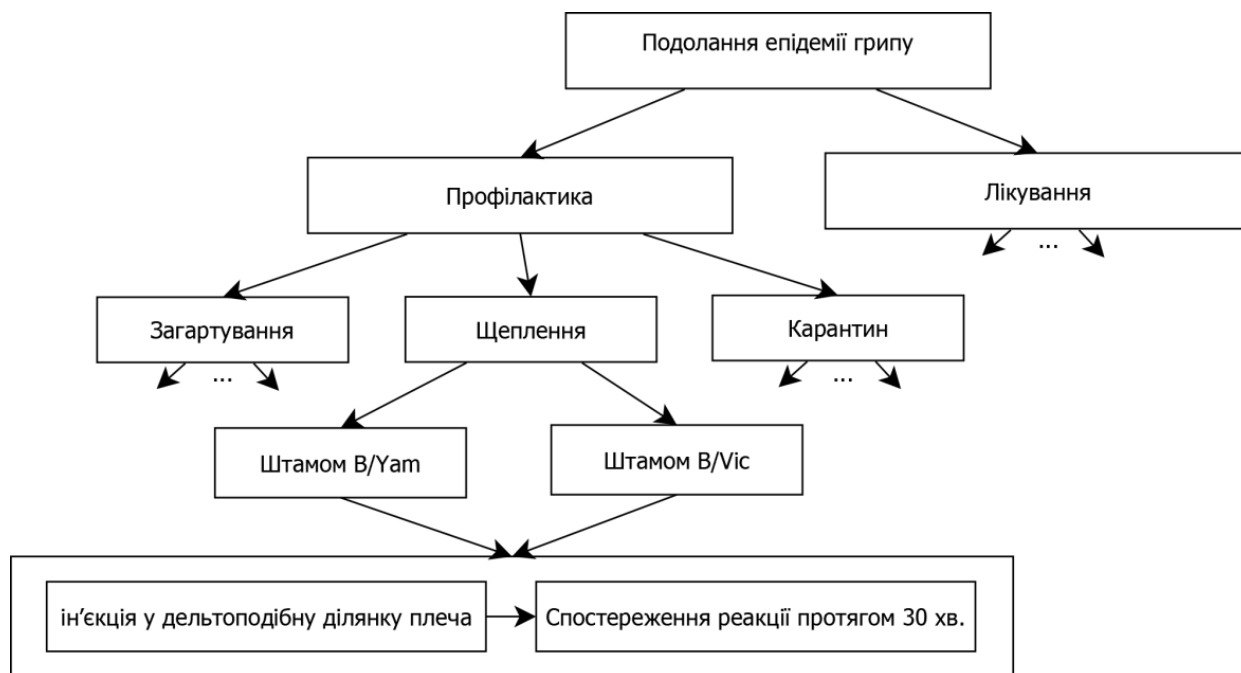


Рис. 5. Фрагмент ієрархічної мережі задач подолання епідемії грипу

Вакцина проти вірусу грипу в більшості країн світу є тривалентною вакциною, що містить антигенний представник штамів вірусу грипу типів A/H3N2, A/H1N1 та типу B, які нещодавно циркулювали [38]. Такі тривалентні або чотиривалентні вакцини (TIV) належать до категорії інактивованих. Однак віруси грипу B становлять додаткову проблему, оскільки співіснують дві антигенно відмінні лінії B/Victoria (B/Vic) і B/Yamagata (B/Yam), котрі еволюціонують окремо та непередбачувано чергуються за поширеністю. Оскільки поки що неможливо передбачити, яка лінія домінуватиме в наступному сезоні [39], застосовують стратегію щорічної зміни, котра полягає в тому, щоб змінювати лінію B у вакцині на щорічній основі: через рік – лінію B/Vic., наступного року – лінію B/Yam і так далі. Ця стратегія використовує залишкову перехресну реактивність, щоб забезпечити певний захист лінії, яка не увійшла у вакцину того року, від вакцинації попереднього року. Проте дослідження вказують [38], що таке чергування не обов'язково буде оптимальною стратегією, якщо дослідити статистику захворюваності детальніше, про що свідчить дерево рішень, подане на Рис. 6.

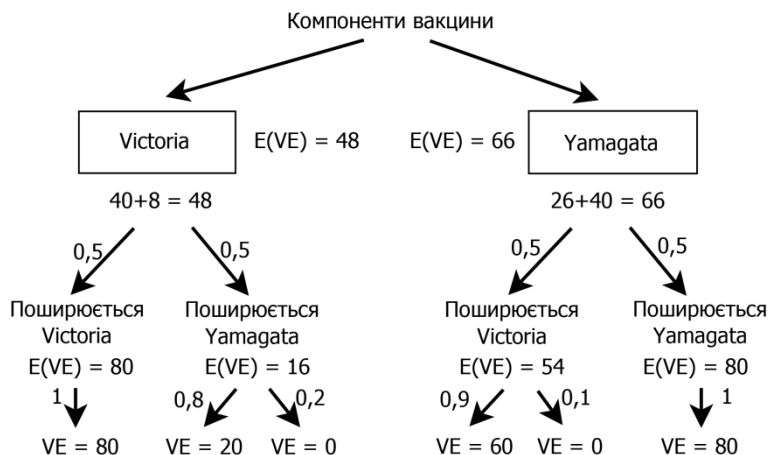


Рис. 6. Приклад дерева рішень вибору штаму вакцини B/Yam або B/Vic. Обидва варіанти призводять до двох

можливих результатів: під час чергової епідемії домінує лінія вакцинування (зовнішні гілки дерева) або домінує лінія, що не увійшла до вакцини (внутрішні гілки дерева):
 VE – ефективність вакцини; $E(VE)$ – очікувана ефективність вакцини [38]

Якщо ефективність цього річного щеплення відповідною епідемічному штаму вакциною становить $E(VE) = 80\%$, до наступного року вона знижується до 60% , а ще через рік – до 40% . Крім того, щороку додається 10% щеплених вперше поточною вакциною. У цьому наближенні попереднього року для вакцинування використано штаб B/Vic , а ще рік перед тим – штаб B/Yam .

Розглянемо випадок, масової закупівлі та застосування поточного року вакцини проти грипу типу В зі штамом Victoria. Нехай імовірності поширення B/Yam та B/Vic рівновеликі: $P = 0,5$. Тоді у разі фактичного поширення B/Vic ефективність вакцинування становитиме 80% , а належний імунний захист набули усі щеплені. Натомість за фактичного поширення Yamagata 20% вперше щеплених B/Vic не матимуть захисту, а решта 80% , щеплених у попередні роки B/Yam , матимуть 20% залишкового імунітету. Отже, за такої поінформованості про епідемічну ситуацію очікувана ефективність захисту від грипу типу В вакцини B/Vic згідно із (23) $EMV_{Vic} = 48\%$. Натомість аналогічно розрахована очікувана ефективність вакцини B/Yam $EMV_{Yam} = 66\%$.

Змінімо умови для оцінювання чутливості результуючого прогнозу: Нехай нам стало відомо, що у поточному році імовірність поширення штаму Victoria грипу типу В вища від альтернативного на 20% : $P(B/Vic) = 0,6$; $P(B/Yam) = 0,4$. Тоді, урахувавши решту даних, наведених на Рис. 6, $EMV_{Vic} = 54,4\%$, а $EMV_{Yam} = 64,4\%$. Перевага застосування вакцини на основі штаму Yamagata зменшилась з 18 до 10% .

Можемо розрахувати граничну різницю імовірності поширення одного штаму над іншим, за якої вибір доведеться змінити на користь Victoria, просто прирівнявши очікувану ефективність $E(VE)_{Yam} = E(VE)_{Vic}$.

$$P(B|Vic) \cdot 80 + (1 - P(B|Vic)) \cdot 16 = P(B|Vic) \cdot 54 + (1 - P(B|Vic)) \cdot 80;$$

$$P(B|Vic) = 0,71, P(B|Yam) = 0,29.$$

Отже, в межах $P(B|Vic)$ від 0 до $0,7$ імовірності появи епідемії штаму Victoria на противагу епідемії штаму Yamagata грипу типу В ВООЗ доцільно замовляти кілька сотень мільйонів доз сироватки на основі штаму Yamagata, тоді як у разі достовірного прогнозу з імовірністю понад $0,71$ щодо розвитку епідемії штаму Victoria необхідно змінити вибір на користь сироватки на основі саме цього штаму. Очевидно, що ціна такої інформації дуже висока, адже це вартість партії необхідної сироватки.

Висновки

Медичні системи підтримки прийняття рішень доцільно будувати як онтологокеровані агентні системи, основані на спеціалізованій базі знань, яка виконує функцію оптимальної стратегії і дає змогу оцінювати пертинентність нової інформації, що забезпечує у такий спосіб її здатність до самонавчання. У роботі викладено базову архітектуру МСППР, основану на такому підході, та розглянуто ключові питання, пов'язані з їх розробленням та експлуатацією. Обґрунтовано доцільність застосування марковської моделі оптимального планування в умовах невизначеності стану і стохастичного середовища, запропоновано стек технологій для практичної реалізації інтелектуальної МСППР. Важливість цього підходу продемонстровано на прикладі вибору сироватки для щеплення проти сезонного вірусного грипу типу В.

Список літератури

1. Fellbaum, C. (1998). WordNet: An Electronic Lexical Database Cambridge: Bradford Books,.
2. Miller, G. A. (1995). Wordnet: A lexical database for English. Communications of the ACM Vol. 38, No. 11, 39–41.
3. Bodenreider, O. The Unified Medical Language System (UMLS): integrating biomedical terminology. Nucleic Acids Res. 2004 Jan. 1;32 (Database issue): D267–70. DOI: 10.1093/nar/gkh061. PMID: 14681409; PMCID: PMC308795.
4. Shankar, R. D, Martins, S. B, O'Connor, M., Parrish, D. B., Das, A. K. An ontology-based architecture for integration of clinical trials management applications. AMIA Annu Symp Proc. 2007 Oct. 11; 2007:661-5. PMID:

18693919; PMCID: PMC2655871.

5. Knop, M., Weber, S., Mueller, M., Niehaves, B. Human Factors and Technological Characteristics Influencing the Interaction of Medical Professionals With Artificial Intelligence-Enabled Clinical Decision Support Systems: *Literature Review JMIR Hum Factors* 2022; 9(1):e28639. DOI:10.2196/28639.

6. Shepard, D. M. et al. Clinical implementation of an automated planning system for gamma knife radiosurgery. *International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics*, Vol. 56, Is. 5, 1488–1494, DOI: [https://doi.org/10.1016/S0360-3016\(03\)00440-1](https://doi.org/10.1016/S0360-3016(03)00440-1).

7. Schmidt, M. C. et al. Technical Report: Development and Implementation of an Open Source Template Interpretation Class Library for Automated Treatment Planning. *Practical Radiation Oncology*, Vol. 12, Is. 2, e153–e160. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.prro.2021.11.004>.

8. Spyropoulos, C. D. (2000). AI planning and scheduling in the medical hospital environment. *Artificial intelligence in medicine*, 20(2), 101–111. [https://doi.org/10.1016/S0933-3657\(00\)00059-2](https://doi.org/10.1016/S0933-3657(00)00059-2).

9. Barbagallo, S., Corradi, L., de Ville de Goyet, J., Iannucci, M., Porro, I., Rosso, N., Tanfani, E., & Testi, A. (2015). Optimization and planning of operating theatre activities: an original definition of pathways and process modeling. *BMC medical informatics and decision making*, 15, 38. <https://doi.org/10.1186/s12911-015-0161-7>.

10. Teixeira M. S., Maran, V., Dragoni, M. (2020). The interplay of a conversational ontology and AI planning for health dialogue management. In Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 611–619. DOI: <https://doi.org/10.1145/3412841.3441942>.

11. Torres Silva, E. A., Uribe, S., Smith, J., Luna Gomez, I. F., Florez-Arango, J. F. XML Data and Knowledge-Encoding Structure for a Web-Based and Mobile Antenatal Clinical Decision Support System: Development Study – *JMIR Form Res* 2020;4(10):e17512. DOI: 10.2196/17512 PMID: 33064087 PMCID: 7600017.

12. Peleg, M. (2013). Computer-interpretable clinical guidelines: A methodological review. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 46, Is. 4, 744–763. ISSN 1532-0464, <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2013.06.009>.

13. Samwald, M., Fehre, K., de Bruin, J., Adlassnig, K.-P. (2012). The Arden Syntax standard for clinical decision support: Experiences and directions. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 45, Is. 4, 711–718. ISSN 1532-0464, <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2012.02.001>.

14. Foster, M. E., Petrick, R. P. A. Towards Using Social HRI for Improving Children's Healthcare Experiences. In: Proceedings of the AAAI Fall Symposium on Artificial Intelligence for Human-Robot Interaction (AI-HRI 2020), Arlington, Virginia, USA, November 2020.

15. McDermott, D., Ghallab, M., Howe, A., Knoblock, C.A., Ram, A., Veloso, M., Weld, D., and Wilkins, D. PDDL – The Planning Domain Definition Language, Technical Report CVC TR-98-003 / DCS TR-1165, Yale Center for Communicational Vision and Control, October 1998.

16. Papazoglou, M., Pohl, K., Parkin, M., and Metzger, A. (Eds.) (2010). Service research challenges and solutions for the future internet: S-cube – towards engineering, managing and adapting service-based systems. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.

17. Srinivasan, N., Paolucci, M., Sycara, K. (2006). Semantic Web Service Discovery in the OWL-S IDE, in: Proceedings of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences.

18. Graham, S. (2004). Building web services with Java: making sense of XML, SOAP, WSDL, and UDDI. [Indianapolis, Ind.]. Sams. <http://www.myilibrary.com?id=86268>.

19. Alarcos, A. O., Beßler, D., Khamis, A. M., Gonçalves, P., Habib, M. K., Bermejo-Alonso, J., Barreto, M. E., Diab, M., Rosell, J., Quintas, J., Olszewska, J. I., Nakawala, H., Freitas, E. P., Gyrard, A., Borgo, S., Alenyà, G., Beetz, M., & Li, H. (2019). A review and comparison of ontology-based approaches to robot autonomy. *Knowledge Eng. Review*, 34, e29.

20. van Leeuwen D, Mittelman M, Fabian L, Lomotan Ea. Nothing for Me or About Me, Without Me: Codesign of Clinical Decision Support. *Appl Clin Inform.* 2022 May; 13(3):641–646. DOI: 10.1055/s-0042-1750355. Epub 2022 Jun 29. PMID: 35768012; PMCID: PMC9242738.

21. Malik, G., Dana, N., Traverso, P. (2004). Automated Planning Theory & Practice / G. Malik, San Francisco: Morgan Kaufman, 635 p.

22. Russell, S. J., Norvig, P. (2009). Artificial Intelligence: a modern approach. Pearson.

23. Brazuinas, D. (2003). POMDP solution methods: technical report. Toronto: University of Toronto, 24 p.

24. Li, H., Liao, X., Carin, L. (2006). Incremental Least Squares Policy Iteration for POMDPs. AAAI. – AAAI Press. Palm Springs, 1167–1172.

25. Poupart, P., Boutilier, C. (2003). Value-directed compression of POMDPs. NIPS, No. 5.

26. Spaan, M., Vlassis, N. (2005). Perseus: Randomized point-based value iteration for POMDPs. JAIR. No. 24, 195–220.

27. Martini, A. (2013). Integrating Metadata and Data Syntax Translation – Computer and Information Science Department. University of Oregon.. Режим доступу: http://aimlab.cs.uoregon.edu/services/owl2pddl/martini_honors_thesis_SPRING_2013.pdf
28. McDermott, D., Ghallab, M., Howe, A., Knoblock, C.A., Ram, A., Veloso, M., Weld, D., and Wilkins, D. PDDL – The Planning Domain Definition Language, Technical Report CVC TR-98-003 / DCS TR-1165, Yale Center for Communicational Vision and Control, October 1998.
29. Fiscus, J. G., Doddington, G., Garofolo, J. S., and Martin, A. (1998). Nist's 1998 topic detection and tracking evaluation (tdt2). In Proc. of the DARPA Broadcast News Workshop, Virginia, US.
30. Стратонович, Р. Л. (1965). О ценности информации. *Известия АН СССР, Техническая кибернетика*, № 5, С. 3–12.
31. Харкевич, А. А. (1960). О ценности информации. *Проблемы кибернетики*. Вып. 4. С. 53–57.
32. Копкин Е. В., Кобзарев И. М. (2019). Использование меры ценности информации Стратоновича для оптимизации гибких программ диагностирования технических объектов. *Тр. СПИИРАН*, 18:6, 1434–1461.
33. Корогодін В. І., Корогодина В. Л. (2000). Інформація як основа життя. Дубна: Фенікс. 208 с.
34. Стратонович, Р. Л. (1975). Теорія інформації. Москва: Сов. радіо, 424 с.
35. Досин, Д. Г. (2018). мАрхітектура системи оцінювання пертинентності, що базується на навчанні онтології планування у вибраній предметній області. Відбір і обробка інформації. № 46 (122). С. 61–67.
36. Досин, Д. Г. (2018). Пертинентність інформації як цінність знань для інтелектуального агента. Вісник Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. Серія: Інформаційні системи та мережі. № 901. С. 111–117.
37. Hubbard, D. (2007). How to Measure Anything: Finding the Value of Intangibles in Business. *John Wiley & Sons*,
38. Höpping, A. M., Fonville, J. M., Russell, C. A., James, S., Smith, D. J. (2016). Influenza B vaccine lineage selection – An optimized trivalent vaccine, *Vaccine*, Vol. 34, Is. 13, 1617–1622. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2016.01.042>.
39. Della Cioppa G, Vesikari T, Sokal E, Lindert K, Nicolay U. (2011). Trivalent and quadrivalent MF59®-adjuvanted influenza vaccine in young children: A dose- and schedule-finding study, *Vaccine*, Vol. 29, Is. 47, 8696–8704. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2011.08.111>.

References

1. Fellbaum, C. (1998). WordNet: An Electronic Lexical Database Cambridge: Bradford Books.
2. Miller, G. A. (1995). Wordnet: A lexical database for English. *Communications of the ACM*, Vol. 38, No. 11, 39–41.
3. Bodenreider, O. The Unified Medical Language System (UMLS): integrating biomedical terminology. *Nucleic Acids Res.* 2004 Jan. 1;32(Database issue): D267–70. DOI: 10.1093/nar/gkh061. PMID: 14681409; PMCID: PMC308795.
4. Shankar. R. D., Martins, S. B., O'Connor, M., Parrish, D. B., Das, A. K. An ontology-based architecture for integration of clinical trials management applications. *AMIA Annu Symp Proc.* 2007 Oct 11;2007:661-5. PMID: 18693919; PMCID: PMC2655871.
5. Knop, M., Weber, S., Mueller, M., Niehaves, B. Human Factors and Technological Characteristics Influencing the Interaction of Medical Professionals With Artificial Intelligence–Enabled Clinical Decision Support Systems: *Literature Review JMIR Hum Factors* 2022;9(1):e28639. DOI: 10.2196/28639.
6. Shepard, D. M. et al. Clinical implementation of an automated planning system for gamma knife radiosurgery. *International Journal of Radiation Oncology, Biology, Physics*, Vol. 56, Is. 5, 1488–1494, DOI: [https://doi.org/10.1016/S0360-3016\(03\)00440-1](https://doi.org/10.1016/S0360-3016(03)00440-1).
7. Schmidt, M. C. et al. Technical Report: Development and Implementation of an Open Source Template Interpretation Class Library for Automated Treatment Planning. *Practical Radiation Oncology*, Vol. 12, Is. 2, e153–e160. DOI: <https://doi.org/10.1016/j.prro.2021.11.004>.
8. Spyropoulos, C. D. (2000). AI planning and scheduling in the medical hospital environment. *Artificial intelligence in medicine*, 20(2), 101–111. [https://doi.org/10.1016/S0933-3657\(00\)00059-2](https://doi.org/10.1016/S0933-3657(00)00059-2).
9. Barbagallo, S., Corradi, L., de Ville de Goyet, J., Iannucci, M., Porro, I., Rosso, N., Tanfani, E., & Testi, A. (2015). Optimization and planning of operating theatre activities: an original definition of pathways and process modeling. *BMC medical informatics and decision making*, 15, 38. <https://doi.org/10.1186/s12911-015-0161-7>.
10. Teixeira M. S., Maran, V., Dragoni, M. (2020). The interplay of a conversational ontology and AI planning for health dialogue management. In Proceedings of the 36th Annual ACM Symposium on Applied Computing (SAC '21). Association for Computing Machinery, New York, NY, USA, 611–619. DOI:

<https://doi.org/10.1145/3412841.3441942>.

11. Torres Silva, E. A., Uribe, S., Smith, J., Luna Gomez, I. F., Florez-Arango, J. F. XML Data and Knowledge-Encoding Structure for a Web-Based and Mobile Antenatal Clinical Decision Support System: Development Study – JMIR Form Res 2020;4(10):e17512doi: 10.2196/17512 PMID: 33064087 PMCID: 7600017.
12. Peleg, M. (2013). Computer-interpretable clinical guidelines: A methodological review. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 46, Is. 4, 744–763. ISSN 1532-0464, <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2013.06.009>.
13. Samwald, M., Fehre, K., de Bruin, J., Adlassnig, K.-P. (2012). The Arden Syntax standard for clinical decision support: Experiences and directions. *Journal of Biomedical Informatics*, Vol. 45, Is. 4, 711–718. ISSN 1532-0464, <https://doi.org/10.1016/j.jbi.2012.02.001>.
14. Foster, M. E., Petrick, R. P. A. Towards Using Social HRI for Improving Children's Healthcare Experiences. In: Proceedings of the AAAI Fall Symposium on Artificial Intelligence for Human-Robot Interaction (AI-HRI 2020), Arlington, Virginia, USA, November 2020.
15. McDermott, D., Ghallab, M., Howe, A., Knoblock, C.A., Ram, A., Veloso, M., Weld, D., and Wilkins, D. PDDL – The Planning Domain Definition Language, Technical Report CVC TR-98-003 / DCS TR-1165, Yale Center for Communicational Vision and Control, October 1998.
16. Papazoglou, M., Pohl, K., Parkin, M., and Metzger, A. (Eds.). 2010. Service research challenges and solutions for the future internet: S-cube – towards engineering, managing and adapting service-based systems. Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg.
17. Srinivasan, N., Paolucci, M., Sycara, K. (2006). Semantic Web Service Discovery in the OWL-S IDE, in: Proceedings of the 39th Hawaii International Conference on System Sciences.
18. Graham, S. (2004). Building web services with Java: making sense of XML, SOAP, WSDL, and UDDI. [Indianapolis, Ind.]. Sams. <http://www.myilibrary.com?id=86268>.
19. Alarcos, A. O., Beßler, D., Khamis, A. M., Gonçalves, P., Habib, M. K., Bermejo-Alonso, J., Barreto, M. E., Diab, M., Rosell, J., Quintas, J., Olszewska, J. I., Nakawala, H., Freitas, E. P., Gyrard, A., Borgo, S., Alenyà, G., Beetz, M., & Li, H. (2019). A review and comparison of ontology-based approaches to robot autonomy. *Knowledge Eng. Review*, 34, e29.
20. van Leeuwen D, Mittelman M, Fabian L, Lomotan EA. Nothing for Me or About Me, Without Me: Codesign of Clinical Decision Support. *Appl Clin Inform*. 2022 May;13(3):641–646. DOI: 10.1055/s-0042-1750355. Epub 2022 Jun 29. PMID: 35768012; PMCID: PMC9242738.
21. Malik, G., Dana, N., Traverso, P. (2004). Automated Planning Theory & Practice. San Francisco: Morgan Kaufman, 635 p.
22. Russell, S. J., Norvig, P. (2009). Artificial Intelligence: a modern approach. Pearson.
23. Brazuinas, D. (2003). POMDP solution methods: technical report. Toronto: University of Toronto, 24 p.
24. Li, H., Liao, X., Carin, L. (2006). Incremental Least Squares Policy Iteration for POMDPs. AAAI. – AAAI Press. Palm Springs, 1167–1172.
25. Poupart, P., Boutilier, C. (2003). Value-directed compression of POMDPs. NIPS, 15.
26. Spaan, M., Vlassis, N. (2005). Perseus: Randomized point-based value iteration for POMDPs. JAIR, 24, 195–220.
27. Martini, A. (2013). Integrating Metadata and Data Syntax Translation. Computer and Information Science Department. University of Oregon. Режим доступу: http://aimlab.cs.uoregon.edu/services/owl2pddl/martini_honors_thesis_SPRING_2013.pdf
28. McDermott, D., Ghallab, M., Howe, A., Knoblock, C.A., Ram, A., Veloso, M., Weld, D., and Wilkins, D. PDDL – The Planning Domain Definition Language, Technical Report CVC TR-98-003 / DCS TR-1165, Yale Center for Communicational Vision and Control, October 1998.
29. Fiscus, J. G., Doddington, G., Garofolo, J. S., and Martin, A.. Nist's 1998 topic detection and tracking evaluation (tdt2). In Proc. of the DARPA Broadcast News Workshop, Virginia, US, 1998.
30. Stratonovych, R. L. (1965). About the value of information. *Izvestiya AN USSR, Technical Cybernetics*, No. 5, 3–12.
31. Kharkevich, A. A. (1960). About the value of information. *Problems of Cybernetics*, Is. 4, 53–57.
32. Kopkin, E. V., Kobzarev, I. M. (2019). Using Stratonovich's information value measure for optimization of flexible programs for diagnosing technical objects. *Tr. SPIRAN*, 18:6, 1434–1461.
33. Korohodin, V. I., Korohodin, V. L. (2000). Information as the basis of life. Dubna: Fenix. 208 p.
34. Stratonovych, R. L. (1975). Information theory. M.: Sov. radio, 424 p.
35. Dosyn, D. H. (2018). The architecture of the pertinence assessment system based on learning the ontology of planning in the selected subject area. *Information Extraction and Processing*, No. 46 (122), 61–67.
36. Dosyn, D. G. (2018). The relevance of information as the value of knowledge for an intellectual agent.

Journal of Lviv Polytechnic National University: Information Systems and Networks, No. 901, 111–117.

37. Hubbard, D. (2007). How to Measure Anything: Finding the Value of Intangibles in Business. *John Wiley & Sons*,

38. Höpping, A. M., Fonville, J. M., Russell, C. A., James, S., Smith, D. J. (2016). Influenza B vaccine lineage selection. An optimized trivalent vaccine. *Vaccine*, Vol. 34, Is. 13, 1617–1622, <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2016.01.042>.

39. Della Cioppa G., Vesikari T., Sokal E., Lindert K., Nicolay U. (2011). Trivalent and quadrivalent MF59®-adjuvanted influenza vaccine in young children: A dose- and schedule-finding study. *Vaccine*, Vol. 29, Is. 47, 8696–8704. <https://doi.org/10.1016/j.vaccine.2011.08.111>.

APPLICATION OF AUTOMATED PLANNING TECHNOLOGIES FOR COMPLETING THE MEDICAL KNOWLEDGE BASE

Dmytro Dosyn¹, Andriy Yatsenko², Vira Kovalevych³, Yousef Ibrahim Daradkeh⁴

¹ LPNU, dmytro.h.dosyn@lpnu.ua, ORCID 0000-0003-4040-4467

² PMI NASU, yatsenko.andriy@gmail.com, ORCID 0000-0001-9755-2052

³ PMI NASU, virysa333@gmail.com, ORCID 0000-0003-3651-5746

⁴ Prince Sattam Bin Abdulaziz University, KSA, y.daradkeh@psau.edu.sa ORCID 0000-0002-9209-0626

The widespread implementation of intelligent decision support systems (IDSS) is hampered by the lack of methods and technologies for automatically filling the knowledge base during the operation of such systems. This problem is especially acute in the medical field. Its solution lies in the application of automatic planning technologies. The methods and algorithms developed in this field for estimation the optimal strategy for solving problems, which are strictly formulated in terms of predicate logic, allow numerically evaluating the usefulness of new messages and thus ranking information by importance and automatically selecting essential information for entering it into the knowledge base. The paper proposes the architecture of a medical IDSS that implements this approach, substantiates the applicability of the Markov approximation for the formalization of automatic planning tasks in the medical field, shows the effectiveness of the proposed approach using the example of an informed choice of serum for influenza vaccination.

Key words: knowledge base; automated planning; ontology learning; intelligent decision support system; POMDP.