

Paradoxical Success of Aspect-Oriented Programming / Friedrich Steimann – Hagen: Lehrgebiet Programmiersysteme, 2006. – 28 p. 14. Шалак М. Застосування аспектно-орієнтованого підходу в інженерії програмних систем, що вимагають тривалого супроводу / М. Шалак, Є. Левус // 70-та студентська науково-технічна конференція : збірник тез доповідей / Національний університет “Львівська політехніка”. – Львів : Вид-во Львівської політехніки, 2012. – С. 163. 15. Oman P. W, A Definition and Taxonomy for Software Maintainability / Hagemeister J., Ash D. – Technical Report #91–08–TR, Software Engineering Test Laboratory, University of Idaho, Moscow, 1991. 16. Introduction to Code Metrics. [Електронний ресурс]. – Режим доступу : <http://radon.readthedocs.org/en/latest/intro.html>. 17. Безменов М. І. Метрики як оцінка моделей якості програмного забезпечення медичного обладнання / М. І. Безменов, О. М. Ланських, В. Г. Борисов // Вестник Национального технического университета “ХПИ” : Системный анализ, управление и информационные технологии. – 2010. – № 9. – С. 188–196. 18. Поморова О. В. Аналіз методів та засобів оцінки якості програмних систем / О. В. Поморова, Т. О. Говорущенко // Радіоелектронні і комп’ютерні системи. – 2009. – № 6. – С. 148–158. 19. Code Metrics Values [Електронний ресурс] / Microsoft – 2012. – Режим доступу: <http://msdn.microsoft.com/en-us/library/bb385914.aspx>. 20. Метрики кода и их практическая реализация в Subversion и ClearCase. Часть 1 – метрики [Електронний ресурс] / Александр Новичков, Александр Шамрай. – 2012. – Режим доступу: http://cmcons.com/articles/CC_CQ/dev_metrics.

УДК 004.89

В. В. Литвин, М. Я. Гопяк, О. В. Оборська, Р. В. Вовнянка
Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж

МЕТОД ПОБУДОВИ ІНТЕЛЕКТУАЛЬНИХ АГЕНТІВ НА ОСНОВІ АДАПТИВНИХ ОНТОЛОГІЙ

© Литвин В. В., Гопяк М. Я., Оборська О. В., Вовнянка Р. В., 2015

Розглянуто метод побудови інтелектуальних агентів з використанням онтологічного підходу. Здійснено класифікацію таких агентів з погляду їх функціонування на основі онтологій. Розроблено математичне забезпечення функціонування інтелектуальних агентів, яке ґрунтується на адаптивних онтологіях. Модель адаптивної онтології визначено як розвиток класичної моделі онтології додаванням ваг важливості понять та відношень, які зберігаються в онтології.

Ключові слова: адаптивна онтологія, база знань, інтелектуальний агент, ваги важливості понять та відношень.

In the article the problem of building intelligent agent whose knowledge base core is ontology has been solved. Classification of those systems according to their functioning has been done. For each class appropriate mathematical software has been developed. Intelligent agent models which functioning is based on the ontology has been investigated. The concept of adaptive ontology has been introduced. The model of adaptive ontology is considered as development of the classic model by adding importance weights of the concepts and relations that are stored in the ontology.

Key words: adaptive ontology, knowledge base, intelligent agent, the weight of importance of concepts and relationships.

Вступ. Загальна постановка проблеми

Для побудови інтелектуальних агентів (ІА) використовують інформаційні технології (ІТ). ІТ трактують як певну точку в просторі чотирьох інженерій (комп’ютерної, програмної, системної,

даних та знань). Інженерія – це наука про проектування та побудову об’єктів певної природи. Для ІА центральним таким об’єктом є база знань (БЗ), що формується відповідно до ПО, в якій функціонує ІА. Сучасні методи інженерії знань (отримання знань від експерта, інтелектуальний аналіз даних, машинне навчання тощо) для побудови БЗ не ґрунтуються на жодних стандартах, тому створені на їхній основі бази знань з часом втрачають функціональність. Пропонуємо як стандарт інженерії знань використати онтології. Онтологія – це детальна формалізація деякої області знань за допомогою концептуальної схеми. Така схема, зазвичай, складається з ієрархічної структури даних, що містить всі релевантні класи об’єктів, їх зв’язків, теорем та обмежень, які прийняті у певній ПО. Тому в галузі інформаційних технологій до дослідження онтологій все ширше долучаються науковці.

У галузі ШІ відоме таке поняття: онтологія – це комплекс понять від найзагальніших до конкретних, які передбачають повний спектр об’єктів та відношень, подій та процесів, а також значень (атрибутів та відношень), які визначаються, якщо це потрібно, в часі та просторі. Ця система понять зв’язується як універсальними залежностями типу “загальне–частинне”, “частина–ціле”, “причина–наслідок” тощо, так і специфічними, залежно від моделі ПО. Онтологія – це модель ПО, яка використовує всі доступні засоби подання знань, релевантних ПО [1].

Аналіз останніх досліджень та публікацій

Забезпечення можливості використання знань ПО стало однією з рушійних сил недавнього сплеску у вивченні онтологій. Наприклад, для моделей багатьох різних ПО необхідно сформулювати поняття часу. Цей термін містить поняття тимчасових інтервалів, моментів часу тощо. Якщо одна група вчених детально розробить таку онтологію, то інші можуть просто повторно використовувати її у своїх ПО. Крім того, якщо нам потрібно створити велику онтологію, ми можемо інтегрувати дещо з наявних онтологій, які описують частини великої ПО. Ми також можемо повторно використовувати основну онтологію і розширити її для описування ПО, яка нас цікавить. Створення явних допущень у ПО, що покладені в основу реалізації, дає можливість легко змінити ці припущення у разі зміни наших знань про ПО. Жорстке кодування припущень про світ мовою програмування призводить до того, що ці припущення не тільки складно знайти і зрозуміти, але також складно змінити, особливо непрограмісту. Крім того, явні специфікації знань ПО корисні для нових користувачів, які мають розуміти значення термінів ПО.

Відокремлення знань ПО від оперативних знань – це ще один варіант загального застосування онтологій. Ми можемо описати задачу конфігурації продукту з його компонентів відповідно до необхідної специфікації та впровадити програму, яка робить цю конфігурацію незалежною від продукту і самих компонентів. Після цього ми можемо розробити онтологію компонентів і характеристик комп’ютерних комплексів і застосувати цей алгоритм для конфігурації нестандартних комп’ютерних комплексів. Ми також можемо використовувати такий самий алгоритм для конфігурації ліфтів, якщо надамо йому онтологію компонентів ліфта.

Аналіз знань у ПО можливий тоді, коли є декларативна специфікація термінів. Формальний аналіз термінів надзвичайно цінний як за спроби повторного використання наявних онтологій, так і у разі їх розширення.

Розглянувши можливі змістові інтерпретації поняття “онтологія”, зупинимося докладніше на структурі онтології, її складових. У загальному вигляді структура онтології являє собою набір елементів чотирьох категорій:

- поняття;
- відношення;
- аксіоми;
- окремі екземпляри.

Поняття розглядаються як концептуалізації класу всіх представників якоїсь сутності або явища. Класи (або поняття) є загальними категоріями, які можуть бути впорядковані ієрархічно. Кожен клас описує групу індивідуальних сутностей, які об’єднані на підставі наявності загальних властивостей.

Поняття можуть бути пов'язані різними відношеннями (наприклад, довжина, місце розташування), які пов'язують воедино класи і описують їх. Найпоширенішим типом відношень, що використовується у всіх онтологіях, є відношення категоризації, тобто зарахування до певної категорії. Цей тип відношень має й інші назви [12], що вживаються в різних дослідженнях:

- таксономічне відношення;
- відношення IS-A;
- клас – підклас;
- родові відношення;
- відношення a-kind-of.

Аксіоми задають умови співвіднесення категорій і відношень, вони виражають очевидні твердження, що зв'язують поняття і відношення. Під аксіомою можна розуміти твердження, що вводиться в онтологію в готовому вигляді, з якого можуть бути виведені інші твердження. Вони дають змогу виразити ту інформацію, яка не може бути відображена в онтології за допомогою побудови ієрархії понять і встановлення різних відношень між поняттями. Як приклад аксіоми можна навести таке висловлювання: “Якщо X смертна, то X коли-небудь помре”. Аксіоми дозволяють надалі здійснювати висновки в межах онтології. Вони можуть забезпечувати дослідників інформацією про правила, дають змогу автоматично додавати інформацію. Аксіоми можуть також являти собою обмеження, що накладаються на які-небудь відношення, що уможливають здійснення висновків. Наведемо кілька прикладів таких обмежень. Понятійні обмеження вказують на те, який тип понять може виражати це відношення (наприклад, властивість Колір може виражатися тільки поняттями категорії *колір*). Прикладом числових обмежень є твердження того, що для *людини* кількість біологічних батьків дорівнює двом. Кількість і ступінь деталізації аксіом зазвичай залежать від типу онтології.

Поряд із зазначеними елементами онтології, в неї також входять так звані “Екземпляри”. У літературі вони можуть виступати також як такі примірники [13,15]:

- конкретні екземпляри;
- інстанції;
- індивідуальні екземпляри.

Примірники – це окремі представники класу сутностей або явищ, це конкретні елементи якої-небудь категорії.

Складові онтології підпорядковані своєрідній ієрархії. На нижньому рівні цієї ієрархії – екземпляри, конкретні індивіди, вище поняття, тобто категорії. На рівень вище розташовуються відношення між цими поняттями, а узагальнювальним і сполучним є ступінь правил або аксіом.

У роботах [14] та [16] термін “онтологія” відображає широкий спектр структур, що представляють знання про ту чи іншу предметну область. Так, до онтологій можна зарахувати структури, що відрізняються різним ступенем формалізованості:

- глосарій;
- проста таксономія;
- тезаурус (таксономія з термінами);
- понятійна структура з довільним набором відношень;
- повністю аксіоматизована теорія.

Однак у цих структурах не завжди представлені всі складові онтології.

Типізація онтологій

Багато авторів по-різному типізують онтології [5]:

- за ступенем залежності від конкретної задачі чи предметної області;
- за рівнем деталізації аксіоматизації;
- за “природою” предметної області тощо.

Онтології сильно розрізняються за деякими параметрами. Так, Е. Хові вважає, що онтології розрізняються залежно від набору елементів, що містяться в них, а також типів та відносин. Він виділяє так звані “термінологічні онтології” та “справжні онтології”. Під першими Е. Хові розуміє

онтології, що містять явища, властивості, зв'язки предметної області й об'єднують їх структурні відносини. "Справжні" ж онтології містять також дефініційні відносини і відносини додаткової інформації. Поряд з цим, до них входять аксіоми, що визначають взаємозалежності між відносинами і поняттями.

Е. Хові вибудовує докладну класифікацію різних характеристик онтологій. Він ствержує, що основними параметрами можуть бути: форма (те, як формується онтологія), зміст, а також засоби використання онтології.

Можна згадати про те, що існує розбиття онтологій за кількістю та якістю понять, що входять до них. Онтології верхньої зони зазвичай налічують приблизно 100–500 концептів. У них входять найабстрактніші категорії з властивістю універсальності. Вони є базовим розбиттям спостережуваної дійсності на категорії. Зазвичай їх будують теоретики, філософи. Найчастіше концепти навіть не лексикалізуються. Складання аксіом в цьому типі онтологій з високим рівнем узагальнення доволі складне і потребує деякої уяви. Перевагою таких онтологій є можливість їх використання в багатьох сферах. Для таких онтологій характерний обмежений набір узагальнених відносин, які можна зарахувати до базових (таких як родовидові відносини, відносини частина–ціле й асоціативні відносини). У таких онтологіях типовими на верхньому рівні розбиття є такі поняття, як: сутність; явище; об'єкт; процес; роль.

Складність полягає в тому, що для цього виду онтологій потрібно виводити занадто велику кількість аксіом. Зазвичай виходом є використання методів автоматизованого виведення аксіом з уже створених онтологій. Побудовою онтологій цього рівня найчастіше займаються когнітологи і лінгвісти. Онтології нижньої зони, або так звані онтології предметної області, найобширніші, зазвичай вони нараховують близько 200–2 000 концептів. Вони описують конкретні предметні області з їх специфікою. Коло вирішуваних завдань і питань, на які онтологія відповідає, обмежене вибраною областю. Для цього типу онтологій характерна наявність відношень, специфічних для конкретної області. Це високоаксіоматизована зона, тобто для неї можлива побудова великої кількості аксіом і правил. Здебільшого цей тип онтологій будують експерти галузі знань або за їх сприяння. В зв'язку з істотною специфікою кожної окремої предметної онтології її повторне використання найчастіше можливе тільки в межах предметної області. Поряд з описаним поділом всі онтології можуть бути розділені на глибинні та поверхневі. Поверхневі онтології будуються на поверхневій семантиці, вони визначають поняття через значення слів. Однак тут виникає проблема: яку кількість значень виділяти для кожного слова. Глибинні ж онтології використовують глибинну семантику.

Як було згадано раніше, тепер розвиток онтологій починає набувати масовості, і в цій області вже є масштабні розробки. Існує велика кількість різних списків і баз даних, але виникає питання, як гарантувати їх відповідність сучасному стану речей, як бути впевненим, що вони точні й повні, а також як забезпечити достатню детальність поданих даних. У зв'язку з тим, що світ дуже швидко змінюється, розвиваються нові галузі, онтології потребують постійного поповнення і вдосконалення. На цьому етапі з'являються ідеї використання автоматичних та напівавтоматичних методів не тільки для поновлення онтологій, але навіть для їхнього створення.

Існують методи розширення онтологій, які специфічні для онтологій різних зон. Для розширення верхньої, найзагальнішої зони необхідне докладне теоретизування, після чого можна розпочати побудову понять і аксіом.

Для онтологій середньої зони, які відрізняються великою кількістю понять, збір понять може виконуватися автоматично за допомогою кластеризації. В процесі обробки великої кількості інформації відбувається збір понять і розбиття їх за класами на підставі якихось загальних характеристик. Існує низка методів для збільшення точності видобування семантично пов'язаних сімей понять. За такого аналізу надалі можливо також встановлювати перехресні посилання всередині онтології. Однак для онтології важливо знати не тільки те, що поняття взаємопов'язані, але і те, як саме вони взаємопов'язані. Для виявлення таких відносин між поняттями також можуть бути використані автоматичні методи перегляду й аналізу різних текстів, наприклад, як пропонують автори роботи, можна видобували цю інформацію зі словникових визначень. Це зумовлено тим, що

існує обмежений набір фразових моделей, за характером яких можна сформулювати тип зв'язків між поняттями і ввести ці дані в онтологію. Отже, можна вибрати словникові статті, провести їх розбір, виявити семантичні тлумачення для слів і початкових конструкцій визначень. Ця ідея поповнення онтології висловлена і в роботі [15], де такий підхід дає змогу виявити відносини між елементами онтології за допомогою аналізу корпусу і пошуку моделей, відповідних якому-небудь роду відносин.

Виявлення ж аксіоматичних знань, правил можливе на підставі Інтернету. Е. Хові вказує на те, що збір окремих прикладів відбувається за рахунок вивчення великої бази ресурсів, проте спочатку формулюють параметри, що вказують, які саме екземпляри нам потрібні [20]. Це можна пояснити на конкретному прикладі: якщо нам потрібно зібрати назви столиць, то можна, наприклад, задати умови пошуку з моделлю “X – столиця ...”. При цьому можна використовувати не одну таку модель, а кілька. Отже, знаходження окремих екземплярів буде зводитися до аналізу текстів для виявлення прикладів з цими структурами. Такі шаблони можуть формуватися як вручну, так і автоматично за допомогою самонавчаючих програм.

Поряд з пошуком окремих екземплярів важливим є встановлення різних зв'язків між елементами онтології, класами. Загалом пропонується розділити всі методи знаходження відносин між елементами онтології на два класи: підходи, основані на використанні з шаблонів, і методи, що використовують кластеризацію. Використовуючи методи на основі шаблонів, дослідники шукають мовні моделі, які вказують на якийсь тип відносин між класами. Переважно здійснюється пошук родовидових відносин і відносин “частина–ціле”.

Як згадувалося раніше, в онтології є не тільки класи й окремі екземпляри, але і аксіоми. Вони роблять великий внесок в удосконалення аналізу інформації, дають можливість комп'ютеру доповнити текст додатковими знаннями, які для нас здаються тривіальними. Аксіоми повідомляють комп'ютеру, наприклад, про те, що два висловлювання мають той самий сенс або ж один факт спричиняє наявність іншого. В роботі [12] розглядається метод автоматичного вилучення аксіом з текстів і їх подальша класифікація та перевірка на релевантність. Як основну проблему автоматичного виявлення аксіом автори згадують побудову помилкових припущень або занадто загальних, а також проблему визначення симетричності аксіом. Вони беруть за основу гіпотезу про схожість значень за схожості контекстів зустрічальності, доповнюючи їх своїми обмеженнями. Тут ключовим стає визначення методів обчислення близькості контекстів і близькості понять. За твердженням авторів, їх методика виявлення аксіом дає змогу витягувати релевантні аксіоми з маленьким відсотком помилок.

Здебільшого проблемою автоматичного вилучення стає велика кількість “шуму”, який треба ефективно відсівати. У зв'язку з цим іноді поряд з автоматичними методами використовують ручну обробку матеріалу для отримання даних з більшою точністю.

Сьогодні існує багато способів створення онтологій. Майже всі вони інтерактивні. Д. І. Муромцев вважає, що найпопулярнішими засобами побудови онтологій є системи Protégé і Ontologia [1]. Строго кажучи, єдиного універсального підходу до створення онтологій, який би привів до однозначно успішного результату, не існує.

Процес створення онтологій звичайно складається з багатьох етапів. Спочатку створюється чорновий начерк, а потім у міру необхідності відбувається повернення для визначення деталей, і так продовжується доти, доки онтологія не відобразатиме концепцію предметної області з певним ступенем.

Побудова онтології часто не є сама по собі кінцевою метою, зазвичай онтології далі використовують інші програми для вирішення практичних завдань. На сучасному етапі розвитку науки є завдання, у яких застосування онтологій може дати хороші результати. Однак поки що лише мала кількість додатків містить онтологічні бази, звідки черпаються знання про навколишню дійсність.

Онтології все частіше використовуються в реальних проектах. У багатьох статтях описується використання онтологій для роботи з біохімічними знаннями, а також наводяться переваги онтологій, а саме: використання єдиних термінів у біохімічних знаннях пришвидшує розроблення, а також дає можливість передавати знання; онтології забезпечують додаткові можливості з формування і тестування наукових тез, з опрацювання даних природною мовою, з інтеграції даних.

Одним із прикладів проектів, які використовують онтології для роботи з біохімічними знаннями, є GONG. Він був спрямований на генерацію генетичної онтології GO (Gene Ontology).

Іншими прикладами розроблених онтологій в галузі біохімії є онтологія DOLCE та онтологія Ontology Works. Вони містять формальні визначення базових елементів у біохімії (процесів, подій, випадків, типів тощо).

Проекти GONG, DOLCE та інші описують частину загальних характеристик біологічних даних. Основною метою роботи була оцінка складності використання загальноприйнятих технік моделювання за допомогою онтологій. Автори переконують, що використання онтологій допоможе описувати різноманітні аспекти біохімії та молекулярної біології розподілено та дистанційно. Біохімічні онтології використовуються як основа побудови баз даних для зберігання інформації. Як результат роботи створений спеціальний стандарт XML – SBML (Systems Biology Markup Language), який застосовується для обміну інформацією між імітаційними моделями біохімічних реакцій.

Проект VISTology's IBlogs покликаний розробити розподілену інтелектуальну систему для автоматичного моніторингу блогів. У проекті розроблені онтологія Blog та онтологія News Event. Вони дають можливість отримувати знання з блогів і передавати їх у вигляді рядків новин RSS.

Автори підводять підсумки своєї роботи: проект IBlogs робить перші кроки в побудові технології, яка повинна вирішити проблему аналізу, інтерпретації та агрегації вмісту блогів. Проект демонструє, що використання онтологій корисне для перегляду інформації про блоги та взаємозв'язки між його складовими – публікаціями, у вигляді невеликих заміток про нові події, методи, технології тощо.

Стаття про моделювання знань в системі EON описує, як використовувати систему для побудови інформаційних моделей знань про пацієнтів, медичні спеціальності та про медичні рішення і дії у відповідних випадках. Система EON має складну серверну архітектуру, складається з багатьох компонентів, обмін між якими здійснюється за допомогою онтологій.

За визначенням авторів, система EON створена для структурування інформації про пацієнтів, медичні концепції та загальні знання. У цій системі клінічні рекомендації можуть бути інтерпретовані для читання пацієнтами чи для формування таксономічних ієрархій медичних термінів.

На основі GO (Gene Ontology) розроблені засоби для анотації біомедичних даних. Ці засоби ґрунтуються на онтологіях і дають можливість не лише індексувати біомедичні ресурси, але й давати доступ до інформації про них на Web-сторінках. Архітектура системи побудована так, щоб вона інтегрувалася з Web-порталом, з одного боку, і щоб видобувала знання з різнотипних ресурсів – з іншого.

У підсумку роботи над GO (Gene Ontology) описана реалізація прототипу системи анотування, базованої на онтологіях. Завданням системи було описати велику кількість біомедичних ресурсів для створення каталогу анотованих елементів. Ресурси NCBO (National Center for Biomedical Ontology) складені в найбільшу бібліотеку біомедичних ресурсів, і система анотування допомагає користувачеві знаходити різноманітну біомедичну інформацію, використовуючи одну точку входу, тобто єдиний репозиторій знань і, отже, не витрачати час на пошук біомедичних ресурсів у Webі. Система здатна опрацьовувати метадані з множинами генетичних виразів, радіологічних рисунків, клінічних звітів тощо, перетворюючи їх на відповідні онтології.

У середовищах eHealth використовуються онтології для поширення клінічних знань та даних про онкологічні дослідження. В eHealth описано процес створення онтологій, які повинні максимально відповідати реаліям сучасних досліджень та відображення знань. Причини вибору онтологій як засобу відображення знань:

- логічна структура, яку можна алгоритмічно опрацьовувати;
- пряма відповідність термінів та знань;
- інтероперабельність (можливість взаємодії мереж).

Середовища eHealth надають зручні та корисні утиліти для роботи з біомедичними онтологіями. Досягнуто консенсусу між розробниками у великій кількості аспектів, пов'язаних з описом знань, алгоритмами роботи тощо.

Абсолютно очевидним є той факт, що онтології найбільше використовуються в біомедичній галузі. Основною причиною є те, що знання в медицині є неточними та часто слабо формалізованими. До початку використання онтологій в медицині існувала велика кількість аплікацій, які по-різному трактували ті самі поняття. Сьогодні ситуація суттєво покращилась за рахунок можливості загального доступу до знань. Системи стали менш залежними одна від одної. Цього намагалися досягти розробники онтологій. Також онтології починають активно застосовувати для добре досліджених предметних областей, наприклад, блогів, об'єднань людей, форумів тощо.

Знання, описані в онтології, можна використовувати в інших програмах, базах даних тощо. До того ж значно підвищується ефективність як ІА, так і традиційних інформаційних систем. Цим визначається актуальність створення онтологій [1–4].

Сфери застосування онтологій та їх роль розглянуто у роботі [5]. У верхній частині рис. 1 наведено результат такого огляду. Що стосується наукових напрямів досліджень, то їх можна поділити на два піднапрями: дослідження, пов'язані із побудовою онтологій та з їх використанням. Результат аналізу літературних джерел таких напрямів наведено у нижній частині рис. 1. Детальніше окремі дослідження, які зачіпають наші дослідження та їх здобутки, розглянемо нижче.

Онтології розробляються і можуть бути використані для вирішення різних завдань, зокрема для спільного застосування людьми або програмними агентами, для можливості накопичення та повторного використання знань у предметній області, для створення моделей і програм, що оперують онтологіями. Онтології можуть бути використані скрізь, де потрібна обробка даних, що враховує їх семантику. Завдяки початковій орієнтованості мови OWL на машинну обробку, правильне застосування онтологій може, з одного боку, істотно спростити і, з іншого боку, відкрити нові можливості в розробленні додатків, що вирішують завдання автоматизованої обробки і доступу до даних.

Наприклад, у роботі [6] автори використовують онтології для видобування значущої інформації з web-сторінок з індексуванням. Передбачається поліпшення якості інформаційного пошуку за рахунок видалення навігаційної частини з web-сторінок, поділу web-сторінок на змістову і навігаційну частини. Ці методи основані на виділенні однакових частин сторінок з одного сайта. Певною мірою ця технологія частково задовольняє потребу в семантичному пошуку.

У роботі [7], щоб вирішити завдання підвищення ефективності пошуку в мережі Інтернет, пропонується будувати портали знань, кожен з яких надає доступ до ресурсів мережі Інтернет певної тематики. Основою таких порталів знань є онтології, що містять опис структури і типології відповідних мережевих ресурсів.

Одне з найважливіших завдань, яке можна вирішити, використовуючи онтології, – це семантичний пошук. Сьогодні проблема пошуку інформації у великих масивах порівнюється з проблемою Вавилонської вежі. Ця проблема ускладнюється ще й тим, що сучасні пошукові механізми здійснюють пошук інформації без урахування семантики слів, що входять до запиту, а також контексту, в якому вони використовуються.

Завдяки онтології з'явилася можливість створення семантичних мереж. Найважливішу роль в семантичній мережі повинні відіграти спеціальні програми – інтелектуальні агенти, у завдання яких входить робота з інформацією, представленою у семантичній мережі. Агенти за завданнями користувачів будуть знаходити джерела інформації, запитувати дані, зіставляти і перевіряти їх на відповідність критеріям пошуку, а потім видавати відповідь у зручній для користувачів формі.

Інтелектуальні системи на основі онтологій показали на практиці свою ефективність, але побудова онтології потребує експертних знань у досліджуваній предметній області та займає великий проміжок часу. Проблемою автоматизації побудови онтологій займаються багато вчених. Нижче розглянемо деякі з уже розроблених методів автоматичної побудови онтологій.

У роботі [10] пропонується підхід до вирішення проблеми автоматичної побудови онтологій, переважно оснований на статистичних методах аналізу текстів природною мовою.

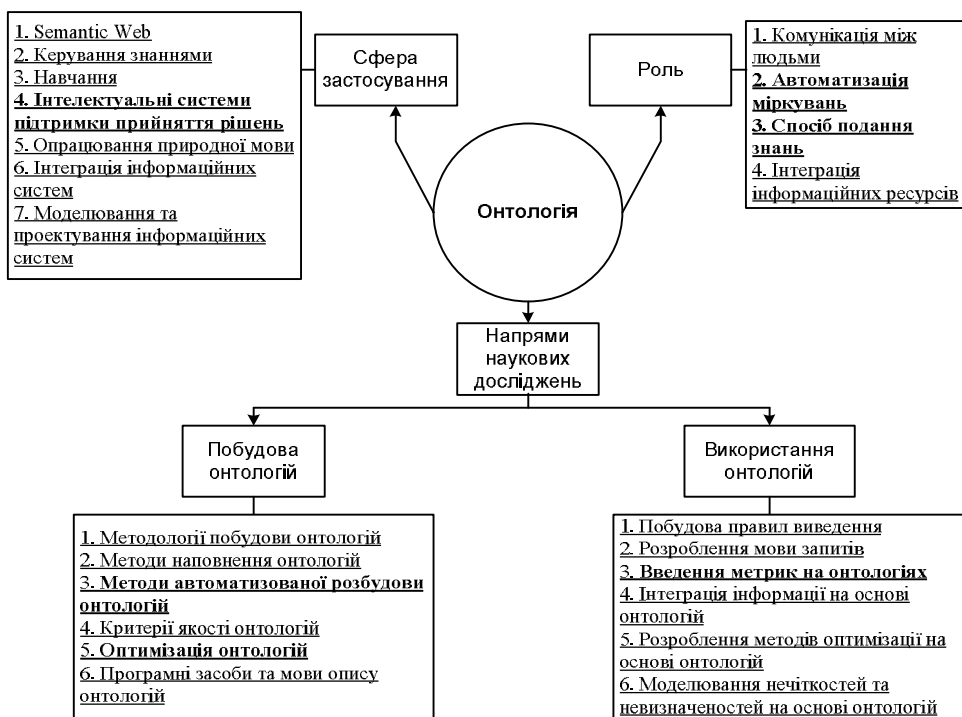


Рис. 1. Класифікація сфер застосування онтологій та їх досліджень

Побудова онтологій розділена на три етапи:

- попередня підготовка колекції;
- визначення класів онтології;
- визначення відносин “is-a” і “synonym-of”, побудова ієрархії класів.

На якість побудови онтології впливає попередня підготовка тексту, зокрема, особливості колекції документів. Кластеризація документів згідно із загальною тематикою може скоротити час, що витрачається на створення онтології.

Для поліпшення одержуваної в результаті роботи системи онтології пропонується здійснити попередню кластеризацію документів колекції так, щоб в один кластер потрапляли тематично близькі документи, а подальшу роботу проводити окремо з кожним отриманим кластером.

На першому етапі побудови онтології потрібно виділити класи, що входять до її складу. Зазначимо, що поняття лінгвістичної онтології строго пов'язані з термінами. Отже, задача зводиться до визначення термінів розглянутої предметної області.

Алгоритми вилучення термінів з текстів природною мовою можна розділити на дві групи: статистичні та лінгвістичні. Однак перші володіють певною перевагою, оскільки їх використання не залежить від лінгвістичних особливостей конкретної мови. Підхід до вилучення термінів у розглянутому методі є переважно статистичним. Передбачається, що відомі статистичні методи можуть показати кращі результати, якщо доповнити їх певними евристичними.

Попередньо як базові евристичні пропонується використовувати такі:

- ім'я класу містить хоча б один іменник;
- частотою зустрічальності загальноновживаних слів більша, і приблизно однакова в документах з різних кластерів;
- кількість інформації терміна з декількох слів більша, ніж кількість інформації окремих слів.

Етап виділення відносин між класами створить найбільші труднощі. Тому спочатку є сенс говорити про автоматичний тезаурус (таксономії з термінами). Як базові відносини, що діють між термінами, визначимо відносини “is-a” і “synonym-of”.

Для виділення відносин “is-a” можна скористатися кількісним підходом до інформації. Для цього використано припущення, що кількість інформації терміна з декількох слів більша, ніж кількість інформації окремих слів, що входять до його складу.

Запропонований підхід дає змогу виділити тільки базові відносини, необхідні для побудови таксономії. Однак передбачається, що можливе його розширення для виділення інших відносин [12].

Початком створення будь-якої моделі знань предметної області є вибір категоріального апарата. Для будь-яких абстрактних систем, які використовують той самий тезаурус чи словник, не існує гарантії, що вони зможуть правильно використовувати ту саму інформацію, поки не буде прийнята єдина концептуалізація. В основі концептуалізації – категорія абстракцій, які пов’язані з конструкцією терміна, покладеного в основу будь-якої онтології. Обґрунтуємо побудову конструкції терміну як знака семіотичної системи. Сьогодні не існує єдиного правильного способу моделювання предметної області. Однак необхідно виділити деякі фундаментальні правила розроблення онтології:

- поняття в онтології повинні бути близькі до об’єктів;
- ефективний розв’язок завжди залежить від запропонованої програми й очікуваних розширень;
- розроблення онтології – це обов’язково ітеративний процес.

У роботі використано категоріальний апарат, виведений на основі робіт лінгвістів, логіків та інформатиків [13]. Визначення категоріального апарату пов’язане, з одного боку, з виявленням концептуальних об’єктів об’єктивної реальності і відношень між ними, з іншого – з їх поданням. Справді, одна з інтерпретацій мови наукових текстів пов’язана з розумінням його як знакової системи: мова математики, хімії, тобто з виробленими в різних науках штучними символічними мовами. У них штучні лексика та синтаксис. Ці мови входять в науковий текст, утворюючи тим самим частину мови науки і роблячи його природно-штучним утворенням. Концептуальні об’єкти поділяються так:

- сутність – матеріальні та нематеріальні об’єкти, способи їх розгляду;
- властивість – кількісні, якісні, релятивні (відношення);
- дія – операції, процеси, стани;
- величини – час, простір, ...

Концептуальні відношення:

- квантитативні (збігаються з теоретико-множинними відношеннями тотожності, врахування, вилучення, перетину, об’єднання);
- квалітативні (ієрархічні та функціональні).

У галузі штучного інтелекту вважається, що реальний світ складається з об’єктів. Об’єкти можуть складатися із частин. Об’єкти мають властивості, які мають значення. Об’єкти можуть перебувати в різних відношеннях один з одним. Властивості та відношення змінюються в часі. У різні моменти часу виникають події, які активізують процеси, в яких беруть участь об’єкти і які змінюються в часі. Події можуть спричиняти інші події, тобто давати ефект. Світ та його об’єкти можуть перебувати в різних станах [14].

Формування цілей

У статті розв’язується задача розроблення та запровадження уніфікованих методів побудови ІА з використанням онтологічного підходу з метою підвищення ефективності як БЗ, так і процесів функціонування таких систем.

Напрями розвитку інтелектуальних агентів

Інтелектуальні агенти мають характерні риси, які є важливими для моделювання процесу функціонування: містять систему знань про предметну область, яка подана у вигляді моделі ПО; володіють механізмами міркувань, якими є метапроцедури, що використовують знання з метою вироблення рішень; володіють процедурами інтелектуального аналізу даних, тобто можливістю машинного навчання.

Концептуальним графом, враховуючи його семантичні виразні можливості, ефективно можна відображати текстові документи, як, наприклад, у роботі [5], з метою їх подальшого порівняння та ранжування.

Одна з переваг такої моделі подання знань – спрощення подання n -арних відношень через виділення відношень між поняттями в окремі вершини концептуального графу. Враховуючи вищенаведене, під *формальною моделлю онтології* O розуміють:

$$O = \langle C, R, F \rangle, \quad (1)$$

де C – скінченна множина понять (концептів, термінів) ПО, яку задає онтологія O ; $R: C \rightarrow C$ – скінченна множина відношень між поняттями (термінами, концептами) заданої ПО; F – скінченна множина функцій інтерпретації (аксіоматизація, обмеження), заданих на поняттях чи відношеннях онтології O .

Модель онтології (1) задає лише експліцитні знання. З теорії штучного інтелекту (ШІ) відомо, що ефективність ІА прямо залежить від поєднання експліцитних та імпліцитних знань. Отже, цю модель необхідно розвинути з метою відображення в ній неявних (імпліцитних) знань, якими володіє експерт або користувач системи. Своєю чергою, такий розвиток моделі забезпечить якісне функціонування ІА, оскільки ядром такої БЗ є онтологія. Для процесу прийняття рішень розробляють мову запитів до онтології, наприклад SPARQL. Однак онтології містять кілька десятків тисяч понять і пам'ятати їх всіх фізично неможливо. Альтернативою до мови запитів є метрики. Запропоновано будувати такі метрики на основі онтологій.

Сучасні дослідження побудови ІА ведуться у двох напрямках: 1) ІА планування діяльності (пошук стану мети у просторі станів); 2) ІА класифікації (виведення за прецедентами, англ. Case-Based Reasoning). Вибір ІА залежить від типу задачі. З математичного погляду поточна ситуація S належить до класу $Class_k$ серед множини N класів $\mathbf{Class} = \{Class_1, Class_2, \dots, Class_N\}$, якщо відстань від S до цього класу є найменшою, тобто

$$Class_k = \arg \min_i d(Class_i, S), \quad i = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Ефективність адаптації онтології БЗ до особливостей ПО визначають елементи її структури та механізми її адаптації через самонавчання під час експлуатації. Одним з підходів до реалізації таких механізмів є автоматизоване зважування понять БЗ та семантичних зв'язків між ними під час самонавчання. Цю роль виконують ваги важливості понять та зв'язків. Вага важливості поняття (зв'язку) – це числова міра, котра характеризує значущість певного поняття (зв'язку) у конкретній ПО і динамічно змінюється за певними правилами під час експлуатації системи. Запропоновано розширити модель онтології (1), ввівши в її формальний опис ваги важливості понять та відношень [6, 7]. Таку онтологію визначено як:

$$\hat{O} = \langle \hat{C}, \hat{R}, F \rangle, \quad (3)$$

де $\hat{C} = \langle C, W \rangle$, $\hat{R} = \langle R, L \rangle$, своєю чергою, W – вага важливості понять; C, L – вага важливості відношень R .

Зміна цих ваг відбувається згідно із модифікацією знань методами інтелектуального аналізу даних або інженерії знань, які націлені на видобування знань. Метою технології видобування даних є „виробництво” нового знання, яке користувач може надалі застосувати для покращення результатів своєї діяльності. Можна виділити такі методи виявлення і аналізу знань: класифікація; регресія; кластеризація; аналіз асоціацій; прогнозування тимчасових послідовностей (рядів); агрегація (узагальнення); виявлення відхилень; опрацювання текстових документів; діалог з експертом. Перші сім належать до методів інтелектуального аналізу даних, останні два – до методів інженерії знань.

Метрики на основі адаптивних онтологій

Для ефективного функціонування ІА необхідно побудувати метрику, на основі якої визначати релевантність станів чи прецедентів. На наш погляд, побудова такої метрики безпосередньо

залежить від класу задач: семантичні вони чи ознакові. Онтологія першого класу більше спрямована на врахування семантики ПО. Онтологія другого класу – на зарахування об’єктів до класів та врахування значень їх атрибутів.

Семантичні задачі. До класу цих задач належать задачі, для яких є неістотним значення ознак об’єктів, що належать до класів онтології. Суть цих задач полягає у визначенні семантики інформації:

- а) класифікація за УДК;
- б) інформаційно-пошукові системи за контекстом;
- в) кластеризація інформації (структуризація масиву інформації);
- г) автоматизоване реферування;
- д) переклад з мови на мову.

Ознакові задачі. До класу цих задач належать задачі, для яких є істотним значення ознак об’єктів, що належать до класів онтології:

- а) задачі медицини (діагностика захворювань);
- б) прогнозування явищ;
- в) прийняття рішень в активних середовищах.

Процес функціонування ІА для задач класифікації полягає у тому, що деяку поточну ситуацію S зараховують до класу $ZClass: S \rightarrow Class$. Для цього знаходять відстані між поточною ситуацією та окремими класами $d_i = d(S, Class_i)$. Ситуація S належить до того класу, відстань до якого є найменшою. Пропонується виконувати те рішення, яке відповідає цьому класу. Здебільшого методи класифікації зводяться до індукції дерев рішень (ДР) або до алгоритму найближчого сусіда, доповненого, можливо, знаннями про ПО. Що стосується адаптації і використання знайденого розв’язку, ця задача все ще залишається недостатньо формалізованою й істотно залежною від ПО. Запропоновано для класифікації використовувати АО, тобто проектувати класи та поточну ситуацію на онтологію ПО; ввести в межах онтології ПО метрику, за допомогою якої шукати необхідну відстань [5–9].

Для семантичних задач запропоновано визначати відстань між класом і ситуацією як відстань між “найважливішим” поняттям класу та поточної ситуації. Оскільки АО подається у вигляді зваженого КГ, то таке поняття названо центром ваг відповідного зваженого КГ. Якщо C_{class}^j – центр ваг класу, C_s^k – центр ваг поточної ситуації, то відстань між таким класом та поточною ситуацією визначається як $d(Class, S) = d(C_{class}^j, C_s^k)$ [5–9].

Для семантичних задач пропонуємо визначати відстань між класом і ситуацією як суму відстаней між “найважливішими” поняттями класу та поточного випадку [9]. Наприклад, в авторефераті чи дисертаційній роботі завжди вказують об’єкт досліджень, який і є “найважливішим” поняттям. Оскільки адаптивна онтологія подається у вигляді зваженого концептуального графу (КГ), то таке поняття є центром важливостей відповідного зваженого КГ. Таких “важливих” понять може бути одне, два; однак якщо їх три або більше, то пропонуємо вибирати перші три. Ця кількість визначена на основі опитувань експертів різних ПО і її вважаємо оптимальною. У такому разі маємо три центри важливостей i -го класу $C_{class_i}^{i_1}, C_{class_i}^{i_2}, C_{class_i}^{i_3}$ і три центри важливостей поточної ситуації C_s^1, C_s^2, C_s^3 . Тоді існує дев’ять різних відстаней $d(C_{class_i}^j, C_s^k)$, $j = i_1, i_2, i_3; k = 1, 2, 3$. Вибираємо три з них d^1, d^2, d^3 так, щоб їхня сума була найменшою і кожне із шести понять, які є центрами важливостей, брало участь в обчисленні відстані. Очевидно, що КГ з одним або двома центрами важливостей є частинними випадками.

Отримана таким способом сума й буде відстанню між класом та поточною ситуацією. Найважливішим є поняття, яке є центром важливостей КГ. З математичного погляду: центром важливостей КГ є поняття, середня відстань від якого до всіх інших понять є найменшою.

Очевидно, що визначена таким способом відстань залежатиме від того, як ми визначимо відстань між двома суміжними вершинами КГ. Для цього пропонуємо визначати відстані між вершинами, що з'єднані зв'язком, як

$$d_{ij} = \frac{Q}{L_{ij}(W_i + W_j)}, \quad (4)$$

де W_i та W_j – ваги важливості вершин C_i та C_j відповідно; L_{ij} – вага важливості зв'язку між вершинами; Q – константа, яка залежить від конкретної онтології. Прийmemo, що $L_{ii} = \infty$, тоді $d_{ii} = 0$.

Далі знаходимо центри важливостей концептуального графу. Це перші три вершини, для яких середня відстань \bar{d}_i є найменшою

$$\bar{d}_{i^*} = \min_i \bar{d}_i. \quad (5)$$

Середню відстань \bar{d}_i для вершини C_i обчислюємо згідно з формулою:

$$\bar{d}_i = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^n d_{ij}^*}{n-1}, \quad (6)$$

де n – кількість вершин графу; d_{ij}^* – найкоротший шлях між вершинами C_i та C_j .

Далі згідно з КГ, що задає онтологію класу, шукаємо відстань від цього класу до поточної ситуації. Якщо поняття поточної ситуації не входять у концептуальний граф, то онтологію цього класу доповнюємо онтологією всього ІА, до якого входить цей клас. Якщо ж необхідне поняття далі не входить в онтологію ІА, то його відсутність зумовлює збільшення відстані до нескінченності, що означає неблизькість класу із поточною ситуацією.

Отже, необхідно накласти два КГ, які відповідають класу та поточній ситуації. Можливі два випадки:

а) якщо вони мають спільні дуги, то відстань між вершинами, що з'єднані такими дугами, визначається як середня відстань двох графів;

б) якщо дуги не є спільними, то відстань між вершинами беруть із відповідного графу.

Обчислюємо найкоротший шлях між трьома центрами важливостей двох КГ:

$$d(\text{Class}_i, S) = \sum_{j=1}^3 d^j. \quad (7)$$

Вибирають ознаки на основі інтелектуального аналізу даних (ІАД). Однак вузьким місцем ІАД є стійкість та повнота отриманих рішень. Так, якщо результатом ІАД є дерево рішень (ДР), то таке дерево може бути неєдине (найчастіше так завжди є). Всі отримані ДР однаково точно описують ПО. Отже, виникає завдання вибору ДР, яке б найточніше описувало розв'язування задачі. Висновок про таке ДР можна зробити лише на основі подальших розв'язків задач. Звісно, що такий підхід є неефективним та суб'єктивним.

Тому пропонується для вибору ознак використати онтологію ПО. Тобто на вході є ознаки, отримані ІАД. Вони “проходять” через відношення чи зв'язки з іншими ознаками, які описані в онтології ПО. Після цього на виході отримуємо множину ознак, які використовуватимемо. Отже, запропоновано побудувати метрику на основі адаптивних онтологій. А саме проектувати клас та поточну ситуацію на онтологію ПО; ввести, в межах онтології ПО, метрику, за допомогою якої шукатимемо необхідну відстань (див. рис. 2). Крім того, сама онтологія адаптуватиметься до ПО за рахунок методів ІАД. Щоб ці методи використовувались, необхідно вести історію функціонування ІА, тобто набутий нею досвід розв'язування таких задач, який зберігатиметься в архіві даних. А саме у цьому архіві даних зберігаються прийняті системою рішення згідно з ситуаціями та оцінюванням цих рішень. Для процедур ІАД використовують тільки ті дані, для яких оцінка прийнятих рішень є вищою за деякий поріг. Проблему оцінювання прийнятих рішень у цій роботі не розглянуто, оскільки вона добре досліджена. Для шкалювання рішень використовуються відомі математичні апарати, такі як теорія нечітких множин та відношень, лінгвістичні змінні тощо.

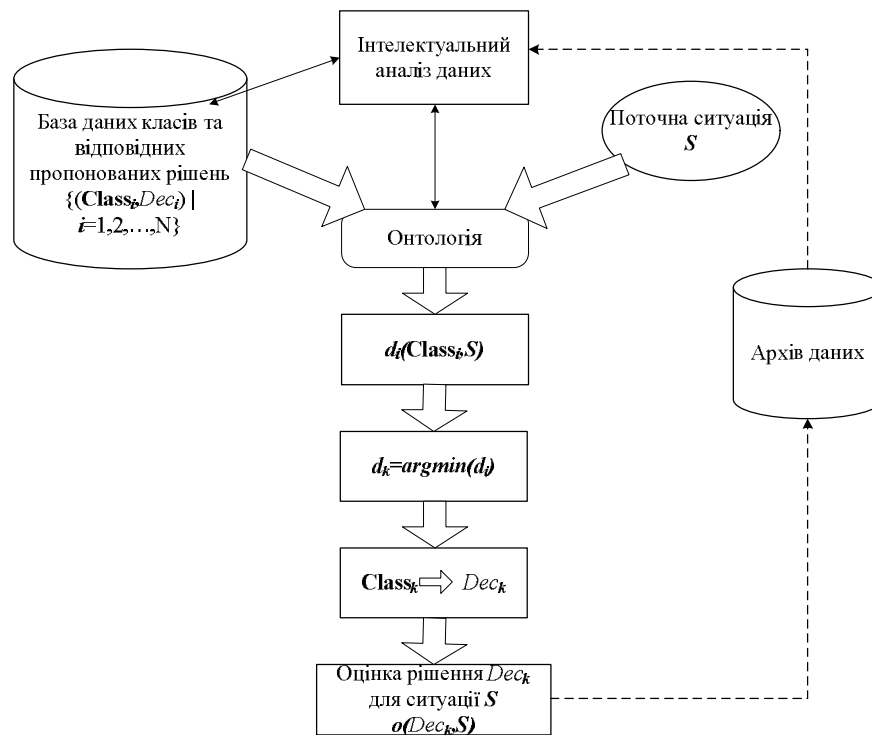


Рис. 2. Прийняття рішення на основі класифікації з використанням онтології

За ваги, які застосовуються під час знаходження відстані, беруть ваги понять онтології, що стосуються тематики, до якої належить еталон. Ефективність такого функціонування ІПС покажемо на прикладі аналізу анотацій наукових статей. Розглянемо дві анотації статей із журналу “Фізико-хімічна механіка матеріалів”.

1. The correlation between diffractometric investigations and calculations, based on the model of rigid spheres, allowed us to make prediction of the change of the surface tension and to evaluate the steel wettability by extremum of a continuous function of structural melt factor. The influence of stainless steel elements laser doped into the surface on structural factors of melts Pb and Li Pb was investigated.

2. The damaging of power plant equipment, made of stainless austenitic steels is considered. It has been found that initiation of intergranular stress corrosion cracks in the weld region of the welded joints made of this steel is caused by interaction of 3 factors – the determined degree of basic metal sensitization, high service stress, that is higher than the material yield strength and the increased oxygen concentration in the heat carrier.

Значення ваг понять та зв'язків взято із розробленої онтології матеріалознавства на основі частотного методу. Користуючись формулою (5), в якій прийнято, що $Q=50$, отримаємо зважені КГ цих анотацій, які наведено на рис. 3.

Над поняттями вказано їх індекси. Використовуючи алгоритм Флойда–Уоршалла та формулу (6), отримаємо, що центрами ваг відповідних КГ є: $C^1 = \{3\} = \{\text{'model'}\}$ для якого $\bar{d}_3 = 7,37$ та $C^2 = \{5\} = \{\text{'stress'}\}$ для якого $\bar{d}_5 = 5,8$. Нехай пошук здійснюємо за словом 'corrosion', тобто це поняття вважаємо центром ваг поточної ситуації, а знайдені центри ваг анотацій – центрами ваг відповідних класів. Оскільки поняття 'corrosion' входить у другу анотацію, то відстань до цієї анотації дорівнює відстані між 'corrosion' та центром ваг цієї анотації: $d(\text{Pr}_2, S) = d(C^2, C^5) = 2,2$.

Для першої анотації відстань необхідно шукати за онтологією. Згідно з онтологією матеріалознавства, шлях від 'corrosion' до 'model' такий: 'corrosion'-'physical_process'-'process'-'model'. Враховуючи ваги понять та ваги зв'язків (перші два ієрархічні, третій функціональний), отримаємо: $d(\text{Pr}_1, S) = 4,6$. Аналогічно можна знайти відстані до інших анотацій від ключового слова 'corrosion'.

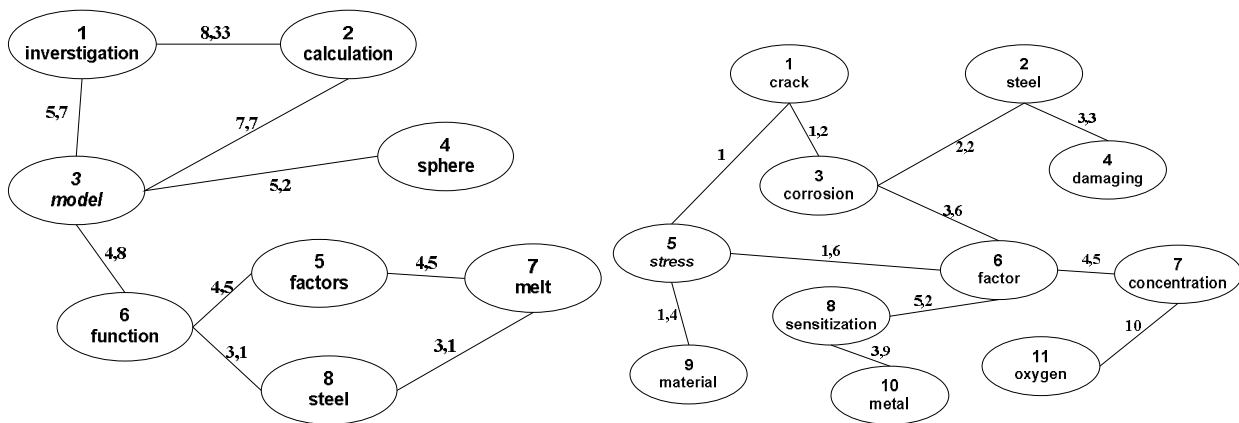


Рис. 3. Зважені концептуальні графи двох анотацій

Розроблений метод не є альтернативою пошуку релевантної інформації за ключовими словами, а його доповненням. Якщо пошук за ключовими словами не дає бажаних рішень, то тоді використовуємо розроблений пошук за контекстом на основі онтології ПО. Оскільки онтологія задає наукові знання, то такий пошук має сенс лише для наукової інформації. Так, у нашому випадку результатом пошуку за ключовим словом 'corrosion' була б лише друга анотація. Використовуючи розроблений метод, пропонуємо користувачеві також переглянути статтю, якій відповідає перша анотація. Відстань до наведеної першої анотації є найменшою серед всіх анотацій розглянутого номера журналу.

Висновки та перспективи подальших наукових розвідок

У роботі розроблено метод побудови інтелектуальних агентів з використанням онтологічного підходу та підвищення ефективності таких систем, якого досягнуто завдяки застосуванню розробленого математичного та програмного забезпечення (ПЗ), що ґрунтується на використанні онтологій у цих системах та їх адаптації до специфіки задач предметної області. Видозмінено структуру традиційних онтологій введенням в їх структуру ваг важливості понять та відношень. Це дало змогу, завдяки налаштуванню цих ваг, адаптувати онтологію до специфіки задач предметної області та до потреб користувача системи.

Показано, що суть ефективного функціонування інтелектуальних агентів зводиться до використання деякої метрики. Саме з огляду на використання метрики розглянуто чотири класи інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень, які отримують декартовим добутком напрямів розвитку таких систем (класифікація, планування діяльності) та простором їх функціонування (семантичні, ознакові). Щоб побудувати метрику на основі онтологій, розширено класичну формальну модель онтології введенням пари скалярних величин, які характеризують важливість понять та відношень, які зберігаються в онтології залежно від предметної області та задачі. Таку онтологію названо адаптивною. Побудовано метрики на основі адаптивної онтології для чотирьох класів інтелектуальних агентів.

Розроблено математичне забезпечення функціонування інтелектуальних агентів на основі адаптивної онтології, що дало змогу формалізувати процес прийняття рішень такою системою. Побудована семантична метрика на основі адаптивної онтології, на відміну від інших метрик, враховує причинно-наслідкові залежності між поняттями, а не лише їх таксономію. Для ознакових задач розроблено математичне забезпечення, що ґрунтується на автоматизованому визначенні множини властивостей понять, згідно зі значеннями яких здійснюється процес підтримки прийняття рішень. Розроблено програмне забезпечення (ПЗ) функціонування інтелектуальних агентів, яке ґрунтується на побудованих моделях, методах та алгоритмах, що дало можливість реалізувати окремі компоненти та функціональні модулі інтелектуальних агентів, ядром баз знань яких є онтологія.

1. Gruber T. A translation approach to portable ontologies / T. Gruber // Knowledge Acquisition. – 1993. – № 5 (2). – P. 199–220. 2. Guarino N. Formal Ontology, Conceptual Analysis and Knowledge

Representation / N. Guarino // *International Journal of Human-Computer Studies*. – 1995. – № 43(5–6). – P. 625–640. 3. Sowa J. Conceptual Graphs as a universal knowledge representation / J. Sowa // In: *Semantic Networks in Artificial Intelligence, Spec. Issue of An International Journal Computers & Mathematics with Applications*. (Ed. F. Lehmann). – Vol. 23. – № 2–5. – 1992. – Part 1. – P. 75–95. 4. Montes-y-Gómez M. Comparison of Conceptual Graphs [Електронний ресурс] / M. Montes-y-Gómez, A. Gelbukh, A. López-López // *Lecture Notes in Artificial Intelligence*. – Vol. 1793. – Springer-Verlag. – 2000. – Режим доступу до журналу: <http://ccc.inaoep.mx/~mmontesg/publicaciones/> 2000/ Comparison C G. 5. Литвин В. В. Бази знань інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень: монографія / В. В. Литвин; Міністерство освіти і науки, молоді та спорту України, Національний університет “Львівська політехніка”. – Львів: Видавництво Львівської політехніки, 2011. – 240 с. 6. Литвин В. В. Мультиагентні системи підтримки прийняття рішень, що базуються на прецедентах та використовують адаптивні онтології / В. В. Литвин // *Радіоелектроніка, інформатика, управління: наук. журн. / Запорізький національний технічний університет*. – 2009. – № 2(21). – С. 120–126. 7. Литвин В. В. Інтелектуальні агенти пошуку релевантних прецедентів на основі адаптивних онтологій / В. В. Литвин // *Математичні машини і системи: наук. журн. / Національна академія наук України; Інститут проблем математичних машин і систем*. – Київ. – 2011. – № 3. – С. 66–72. 8. Литвин В. В. Пошук релевантних прецедентів на основі адаптивних онтологій / В. В. Литвин, Р. Р. Даревич, Д. Г. Досин // *Штучний інтелект: наук.-техн. журн. / Національна академія наук України; Інститут проблем штучного інтелекту*. – Донецьк. – 2011. – № 3. – С. 388–395. 9. Shakhovska N. Dataspace Class Algebraic System for Modeling Integrated Processes / Natalya Shakhovska, Mykola Medykovskiy, Vasyl Lytvyn // *Journal of applied computer science*. – 2012. – Vol. 20, № 1. – P. 69–80. 10. Литвин В. В. Метод моделювання процесу підтримки прийняття рішень у конкурентному середовищі / В. В. Литвин, О. В. Оборська, Р. В. Вовнянка // *Математичні машини й системи: наук. журн.* – К., 2014. – № 1. – С. 50–57. 11. Литвин В. В. Підхід до побудови інтелектуальних систем підтримки прийняття рішень на основі онтологій / В. В. Литвин // *Проблеми програмування: наук. журн. / Національна академія наук України; Інститут програмних систем*. – К., 2013. – № 4. – С. 43–52. 12. Досин Д. Г. Комп’ютерна система автоматизованої розбудови базової онтології Crocus // Д. Г. Досин, В. В. Литвин, Р. В. Вовнянка / *Електротехнічні та комп’ютерні системи: наук.-техн. журн. / Одеський національний політехнічний університет*. – Одеса, 2014. – № 13(89). – С. 135–143. 13. Литвин В. В. Метод видобування знань з природомовних текстів для автоматизованої розбудови онтологій / В. В. Литвин // *Автоматизовані системи управління та прилади автоматики: Всеукр. міжвід. наук.-техн. зб.* – Харків, 2013. – № 164. – С. 67–72. 14. Литвин В. В. Метод використання онтологій у петлі OODA / В. В. Литвин // *Вісн. Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. Серія: Інформаційні системи та мережі*. – 2014. – № 783. – С. 137–145. 15. Литвин В. В. Підхід до автоматичної побудови функцій інтерпретації під час навчання онтологій / В. В. Литвин, С. Б. Хруц // *Вісн. Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. Серія: Інформаційні системи та мережі*. – 2014. – № 783. – С. 361–368. 16. Литвин В. В. Моделювання автоматизованої систем управління тактичної ланки на основі онтологічного підходу / В. В. Литвин, О. В. Оборська // *Вісник Кременчуцького національного університету імені Михайла Остроградського*. – Кременчук. – 2014. – Виг/ 5/2014(88). – С. 92–97. 17. Lytvyn V. Method of automated development and evaluation of ontologies’ qualities of knowledge bases / V. Lytvyn, M. Hopyak, O. Oborska // *Applied-computer-science-volume-10-number-4-2014/* – P. 92–97. 18. Литвин В. В. Проблема автоматизованої розбудови базової онтології / В. В. Литвин, Т. М. Черна // *Вісн. Нац. ун-ту “Львівська політехніка”. Серія: Інформаційні системи та мережі*. – 2014. – № 805. – С. 306–315. 19. Ihor Rishnyak Modeling and evaluation of project risks in multi-project environment / Ihor Rishnyak, Vasyl Lytvyn // *Informatyka, Automatyka, Pomiaru w Gospodarce i Ochronie Środowiska, Volume*. – 2014. – 4(2) – P. 34–36. 20. Dosyn D. DP-optimization of steel corrosion protection techniques in the intelligent diagnostic system / D. Dosyn, V. Lytvyn, A. Yatsenko // *Physicochemical Mechanics of Materials*. – 2012. – № 9. – P. 329–333.