

ІГРОВА МОДЕЛЬ ОНТОЛОГІЧНОЇ ПІДТРИМКИ ПРОЕКТІВ

Кравець П. О. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри «Інформаційні системи та мережі», Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна.

Литвин В. В. – д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри «Інформаційні системи та мережі», Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна.

Висоцька В. А. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедри «Інформаційні системи та мережі», Національний університет «Львівська політехніка», Львів, Україна.

АНОТАЦІЯ

Актуальність. У сучасному інформаційному суспільстві із розвиненими засобами телекомунікації за допомогою мобільних пристроїв та комп'ютерних мереж актуальним є формування різноманітних віртуальних організацій та спільнот. Такі віртуальні об'єднання людей за професійними або іншими інтересами призначені для оперативного розв'язування різноманітних задач: для виконання проектних завдань, створення стартапів з метою залучення інвесторів, організації мережного маркетингу, організації дистанційного навчання, вирішення складних питань в науці, економіці та державному управлінні, побудови різноманітних Інтернет-сервісів, обговорення політичних і соціальних процесів тощо.

Метою дослідження є розроблення адаптивного марковського рекурентного методу на основі стохастичної апроксимації модифікованої умови доповняльної нежорсткості, справедливої у точках рівноваги за Нешем для розв'язування задачі ігрового покриття проектів.

Метод. У цій роботі розроблена багатоагентна ігрова модель для формування віртуальних команд виконавців проектів на основі бібліотек предметних онтологій. Необхідні для виконання проектів компетенції та здібності агентів задаються наборами онтологій. Інтелектуальні агенти випадково, одночасно і незалежно вибирають один із проектів у дискретні моменти часу. Агенти, що обрали один і той же проект, визначають поточний склад команди його виконавців. Для команд агентів обчислюється поточний штраф за недостатнє покриття компетенцій об'єднаними здібностями агентів. Цей штраф використовується для адаптивного перерахунку змішаних стратегій гравців. Збільшуються імовірності вибору тих команд, поточний склад яких призвів до зменшення штрафу за непокриття онтологій. У ході повторювальної стохастичної гри агенти сформують вектори змішаних стратегій, які забезпечать мінімізацію усереднених штрафів за непокриття проектів.

Результати. Для розв'язування задачі ігрового покриття проектів розроблено адаптивний марковський рекурентний метод на основі стохастичної апроксимації модифікованої умови доповняльної нежорсткості, справедливої у точках рівноваги за Нешем.

Висновки. Комп'ютерне моделювання підтвердило можливість застосування моделі стохастичної гри для формування команд виконавців проектів з необхідною онтологічною підтримкою в умовах невизначеності. Збіжність ігрового методу забезпечується дотриманням фундаментальних умов та обмежень стохастичної оптимізації. Достовірність експериментальних досліджень підтверджується повторюваністю отриманих результатів для різних послідовностей випадкових величин.

КЛЮЧОВІ СЛОВА: багатоагентна система, онтологія, проект, стохастична гра, адаптивний ігровий метод.

АБРЕВІАТУРА

ІС – інформаційна система;
ІТ – інформаційна технологія.

НОМЕНКЛАТУРА

Ω – бібліотека онтологій;
 Π – множина проектів;
 O – онтологія;
 A – множина агентів або гравців;
 G – команда агентів;
 U^i – множина чистих стратегій i -го гравця, яка визначає його належність до однієї з команд;
 Ξ^i – платіжна функція i -го гравця;
 U – множина комбінованих стратегій, отриманих спільним вибором усіх гравців;
 χ – індикаторна функція події;
 $|*|$ – потужність множини;
 C – вартість покриття k -го проекту;
 λ – ваговий коефіцієнт;

μ_i – випадкова величина (адитивний білий гаусівський шум), що моделює стохастичну невизначеність задачі;

ξ – програвш/штраф;

M_t – поточне середнє значення випадкових завдань або поточна статистична оцінка математичного сподівання випадкових завдань;

t – час;

n – кількість ігрових агентів;

p – змішана стратегія;

$\{u_t^i\}$ – передісторія стратегій, вибраних гравцем з номером i ;

$\{\zeta_\tau^i\}$ – передісторія отриманих за це програвшів;

E – символ математичного сподівання;

ω – дійсне випадкове число з рівномірним розподілом;

m – кількість проектів, або кількість віртуальних команд, або кількість чистих стратегій ігрових агентів;

ε – параметр ε -симплекса;

β – коефіцієнт порядку розширення ε -симплекса.

ВСТУП

У сучасному інформаційному суспільстві із розвиненими засобами телекомунікації за допомогою мобільних пристроїв та комп'ютерних мереж актуальним є формування різноманітних віртуальних організацій та спільнот. Такі віртуальні об'єднання людей за професійними або іншими інтересами призначені для оперативного розв'язування різноманітних задач: для виконання проектних завдань, створення стартапів з метою залучення інвесторів, організації мережного маркетингу, організації дистанційного навчання, вирішення складних питань в науці, економіці та державному управлінні, побудови різноманітних Інтернет-сервісів, ІС та ІТ, обговорення політичних і соціальних процесів тощо [1–3].

Перевагами віртуальних спільнот є географічна розподіленість, децентралізована ієрархія, відсутність відомчих бар'єрів, висока мобілізаційна здатність, інтеграція найкращого досвіду та сучасних технологій для виконання проекту, можливість залучення професійних та різнопланових спеціалістів, створення сприятливих умов для професійного зростання, партнерство, співпраця, кооперація та координація зусиль у досягненні поставленої мети, конкурентоспроможність, оперативність вирішення актуальних проблем, скорочення життєвого циклу проекту, гнучкість структури та функцій, адаптивність до змін зовнішнього світу, можливість віддаленого доступу до комп'ютерних та інформаційних ресурсів.

Моделювання динаміки віртуальних об'єднань у розподіленому інформаційному середовищі можна виконати за допомогою багатоагентних систем [4–7]. Агент – це інформаційний об'єкт з елементами штучного інтелекту, який може приймати автономні рішення, взаємодіяти з іншими агентами та людиною для досягнення поставленої перед ним мети. Група таких агентів, які розв'язують спільну задачу у комп'ютерній інформаційній мережі, називається багатоагентною системою. Для розв'язування поставленої задачі агенти повинні володіти певними знаннями в одній або декількох предметних галузях. Для формального оперування знаннями їх зручно задати у вигляді онтологій. Взаємодіючи між собою, агенти можуть формувати запити до онтологій, порівнювати онтології, об'єднувати онтології для отримання нових знань, здійснювати перетин онтологій для виявлення спільних знань, поповнювати або корегувати онтології тощо [8–12].

Метою дослідження є розроблення самонавчальної ігрової моделі онтологічної підтримки проектів шляхом формування команд агентів в умовах невизначеності. Для досягнення мети необхідно вирішити такі задачі:

– сформулювати стохастичну ігрову задачу покриття проектів агентами онтологій,

– розробити адаптивний метод та алгоритм для розв'язування ігрової задачі,

– розробити комп'ютерну програмну модель ігрового підбору агентів онтологій для виконання проектів, провести аналіз отриманих результатів.

1 ПОСТАНОВКА ЗАДАЧІ

Нехай задана бібліотека онтологій $\Omega = \{O_1, O_2, \dots, O_q\}$, кожен елемент якої описує знання у певній проблемно-орієнтованій галузі. Необхідно організувати виконання m проектів $\Pi = \{\Pi_1, \Pi_2, \dots, \Pi_m\}$ з відповідною онтологічною підтримкою. Кожен проект задається набором онтологічних знань або компетенцій $\Pi_i = \{O_1, O_2, \dots, O_r\} \subseteq \Omega$, необхідних для його виконання.

Множина агентів $A = \{A_1, A_2, \dots, A_n\}$, $n \geq m$ визначає кваліфіковану робочу силу на ринку праці. Здібності кожного агента визначаються набором онтологій $A_i = \{O_1^i, O_2^i, \dots, O_s^i\} \subseteq \Omega$. У загальному випадку $A_i \cap A_j \neq \emptyset$, тобто агенти можуть мати однакові здібності в одній або декількох галузях знань. Введемо припущення про повноту здібностей множини агентів та множини компетенцій, необхідних для виконання проектів. Без втрати загальності будемо вважати, що знання усіх агентів точно покривають бібліотеку онтологій $\bigcup_{A_i \in A} A_i = \Omega$, необхідну для виконання проектів $\bigcup_{\forall \Pi_k \in \Pi} \Pi_k = \Omega$.

Звідси маємо, що онтологічні знання агентів є достатніми для виконання усіх проектів.

Необхідно сформулювати множину віртуальних команд агентів $\Pi' = \{G, G, \dots, G\}$ для виконання усіх проектів. Кожна команда складається із групи агентів $G_k = \{A_1^k, A_2^k, \dots, A_g^k\}$, $k = 1..m$, де $\bigcup_{k=1..m} G_k = A$, $G_k \cap G_j = \emptyset$. Здібності команд агентів повинні відповідати вимогам щодо компетенцій, необхідних для виконання відповідних проектів.

2 ОГЛЯД ЛІТЕРАТУРИ

Як правило, знання агентів є вузькоспеціалізованими. Для виконання проекту, зазвичай, необхідні онтології, які описують декілька різних предметних галузей. Тоді для повного інтелектуального та інформаційного забезпечення проекту агенти повинні вміти утворювати команди (спільноти, групи, коаліції). Команда – це спільнота агентів, сформована для досягнення поставленої мети або для розв'язування задачі, використовуючи спільні знання, співробітництво та взаємодію. Для успішного виконання проекту об'єднані здібності команди агентів у знанні предметно-орієнтованих онтологій повинні покривати необхідні для виконання проекту компетенції. Крім того, у межах команди спрощується організація та координація дій агентів, зменшується складність процесу комунікації, скорочується час реакції на зміни інформаційного середовища.

Для створення команди агенти повинні на основі переговорів вміти знаходити та ідентифікувати один одного у мережі за спільними цілями та атрибутами. Централізоване формування команди обмежує автономію агентів і проблематичне для розподілених джерел даних. Ідеально, коли агенти онтологій були б здатні групуватися самостійно на основі механізмів самоорганізації як результату їх скоординованої взаємодії та застосування адаптивних правил прийняття рішень, для вироблення яких використовується тільки локальна інформація [13–15].

Онтологічна підтримка проектів є динамічним процесом з елементами невизначеності, джерелами якої можуть бути нечітко задані цілі, недовизначені початкові дані, зміни у ході виконання проекту, розвиток онтологій у часі, недосконалість знань виконавців проекту, неконтрольовані зовнішні чинники тощо [16–19]. Тому агенти онтологій, залучені до виконання проектів, повинні будуватися як адаптивні, самонавчальні системи.

Багатоагентній підтримці віртуальних спільнот приділяється значна увага у сучасній науковій літературі [20–22]. Однак, проблема адаптивного покриття проектів онтологіями на основі формування команд агентів з проблемно-орієнтованими знаннями є недостатньо висвітленою.

Покриття проектів належить до класу NP-складних задач комбінаторної оптимізації. Для розв'язування таких задач за допустимий поліноміальний час використовують наближені алгоритми, наприклад, жадібний, генетичний, мурашиної колонії, штучних нейронних мереж та інші [23–28].

У цій роботі нами пропонується новий метод наближеного розв'язування задачі покриття проектів, який оснований на результатах теорії стохастичних ігор [29–31]. Формування команд агентів для виконання проектів формулюється як конкурентна задача закріплення агента за одним із проектів. У процесі пошуку оптимального покриття допускається перехід агента з одного проекту на інший, що тимчасово може порушити онтологічну підтримку проекту і обумовити неможливість його виконання. Розв'язування конкурентних задач вивчає теорія ігор, а в умовах невизначеності – теорія стохастичних ігор. Дискретна детермінована гра може бути розв'язана за скінченну кількість обчислювальних кроків. Дискретна стохастична повторювальна гра розгортається на безмежному відрізку часу. Така гра забезпечує багатокроковий адаптивний пошук одного із розв'язків задачі із заданою точністю за прийнятний для практичного застосування час. Може бути використана для розв'язування багатокритеріальних оптимізаційних задач у детермінованій або стохастичній постановці, але особливо доцільна та ефективна в умовах стохастичної невизначеності, коли повний перебір варіантів не може бути виконаний у зв'язку з випадковим відгуком керованої системи на вибір однієї і тієї ж стратегії у різні моменти часу.

© Кравець П. О., Литвин В. В., Висоцька В. А., 2021
 DOI 10.15588/1607-3274-2021-1-17

Адаптивний механізм стохастичної гри дозволяє з плином часу компенсувати нестачу апріорної інформації на основі збору та опрацювання поточних даних на кожному кроці гри. Враховуючи наявність конкурентних цілей та факторів апріорної невизначеності при керуванні проектами, з наукової та практичної точок зору є актуальним застосування методів стохастичних ігор для онтологічного забезпечення проектів.

3 МАТЕРІАЛИ І МЕТОДИ

Формування віртуальних команд агентів виконаємо методом стохастичної гри, яка задається кортежем $(A, U^i, \Xi^i | \forall A_i \in A)$, де $U^i = \{u_1^i, u_2^i, \dots, u_m^i\}$; $\Xi^i: U \rightarrow R^1$; $U = \times_{A_i \in A} U^i$.

Агенти можуть самостійно вибирати одну із команд. Можливі варіанти вибору задаються векторами стратегій U^i . Вибір варіантів здійснюється незалежно і випадково у моменти часу $t=1, 2, \dots$. Агент $A_i \in A$ заноситься у групу G_k , якщо вибрана ним чиста стратегія u_t^i відповідає стратегії групи u_t^k :

$$G_k = \bigcup_{A_i \in A} \chi(u_t^i = u_t^k) \cdot A_i, k = 1..m,$$

де $\chi(*) \in \{0, 1\}$, $1 \cdot A_i = A_i$, $0 \cdot A_i = \emptyset$.

Необхідною умовою успішного виконання проекту Π_k є його повна онтологічна підтримка командою агентів. Здібності команди агентів повинні покривати компетенції, необхідні для виконання проекту:

$$\bigcup_{A_j^k \in G_k} A_j^k \supseteq \Pi_k, k = 1..m.$$

Бажано забезпечити ідеальне покриття усіх проектів, коли $\Pi' = \Pi$.

За порушення покриття проекту Π_k нараховується штраф, який вимірюється відносною кількістю непокритих онтологій проекту (безрозмірна величина):

$$\xi_t^k[\Pi] = \left| \Pi_k \setminus \bigcup_{A_j^k \in G_k} A_j^k \right| / |\Pi_k|, k = 1..m, \quad (1)$$

де $\Pi_k \neq \emptyset$, $\xi_t^k[\Pi] \in [0, 1]$.

Оцінка (1) не виключає варіант, коли всі агенти оберуть один або декілька проектів, а решта проектів залишаться непокритими. Так, вибравши тільки один з проектів, агенти завідомо (у силу повноти покриття бібліотеки онтологій здібностями агентів та компетенціями, необхідними для виконання проектів) забезпечать його покриття і отримають мінімальний програш, що надалі спонукає їх залишатися на цьому проекті. Отже, така оцінка є недостатньою для

забезпечення покриття усіх проектів. Оскільки декілька агентів можуть мати знання в однакових предметних галузях, то виникає задача комбінаторної оптимізації про мінімально необхідне покриття проектів, яка належить до класу NP-складних задач.

Замість розв'язування складної задачі про мінімальне покриття множин введемо платіж за відхилення від запланованої вартості проекту Π_k (безрозмірна відносна величина):

$$\xi_t^k[2] = (C'(\Pi_k) - C(\Pi_k)) / \max\{C'(\Pi_k), C(\Pi_k)\}, \quad (2)$$

де $C'(\Pi_k) = \sum_{A_j^k \in G_k} C(A_j^k)$ – вартість покриття k -го проекту, $C(A_j^k) > 0$ – вартість послуг j -го агента, залученого до виконання k -го проекту (самооцінка здібностей агента у грошовому вимірі), $C(\Pi_k) > 0$ – собівартість виконання k -го проекту, $\xi_t^k[2] \in [-1, 1]$.

Якщо $\xi_t^k[2] < 0$, то маємо заохочення (від'ємний штраф), інакше – штраф. Так заохочується підбір команди агентів з мінімальною сумарною вартістю пропонованих послуг. Якщо сумарна вартість пропонованих послуг перевищує заплановану вартість проекту, то підбір такого складу команди штрафується. Тим самим уникаємо надмірного покриття проекту онтологіями команди виконавців робіт (у межах запланованої вартості проекту), або інакше – надмірного дублювання здібностей агентів, які вибрали конкретний проект.

Комплексний штраф за недостатню організацію виконання проекту Π_k складається із штрафів (1) та (2):

$$\zeta_t^k = \lambda \xi_t^k[1] + (1 - \lambda) \xi_t^k[2] + \mu_t, \quad (3)$$

де $\lambda \in [0, 1]$. Якщо $\mu_t = 0 \quad \forall t = 1, 2, \dots$, то поточний програвш $\zeta_t^k \in [-1, 1]$.

Усі агенти команди G_k , залучені до виконання проекту Π_k , отримують однаковий поточний програвш (3):

$$\zeta_t^i = \zeta_t^k \quad \forall A_i \in G_k, \quad \forall G_k \in \Pi'. \quad (4)$$

Приймається припущення, що випадкові програвші $\{\zeta_t^i(u)\}$ гравців є незалежними $\forall u \in U, i = 1..m, t = 1, 2, \dots$, мають постійне математичне сподівання $E\{\zeta_t^i(u)\} = v(u) = \text{const}$ та обмежений другий момент $\sup_t E\{[\zeta_t^i(u)]^2\} = \sigma^2(u) < \infty$. Стохастичні характеристики випадкових програвшів не відомі гравцям априорі.

Хід гри оцінюється функціями середніх програвшів ігрових агентів:

$$Z_t^i = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t \zeta_\tau^i = \lambda \Xi_t^i[1] + (1 - \lambda) \Xi_t^i[2] + M_t, \quad \forall A_i \in A, \quad (5)$$

де $\Xi_t^i[1] = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t \xi_\tau^i[1]$ – функція середніх програвшів за недостатню онтологічну підтримку проекту, $\Xi_t^i[2] = \frac{1}{t} \sum_{\tau=1}^t \xi_\tau^i[2]$ – функція середніх програвшів за порушення запланованої вартості проекту, $M_t = t^{-1} \sum_{\tau=1}^t \mu_\tau$. Для білого гаусівського шуму $\lim_{t \rightarrow \infty} M_t = 0$.

Метою кожного гравця є мінімізація власної функції середніх програвшів (5) у часі:

$$\overline{\lim}_{t \rightarrow \infty} Z_t^i \rightarrow \min \quad \forall A_i \in A. \quad (6)$$

Отже, стохастична гра онтологічної підтримки проектів полягає у наступному. Обчислюючи поточні програвші $\{\zeta_t^i\}$, кожен гравець $A_i \in A$ повинен навчитися вибирати чисті стратегії $\{u_t^i\}$ так, щоб з плином часу $t = 1, 2, \dots$ забезпечити виконання системи критеріїв (6). Якість ігрового формування команд агентів оцінюється такими характеристиками:

1) системною функцією середніх програвшів багатоагентної системи:

$$Z_t = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n Z_t^i = \lambda \Xi_t[1] + (1 - \lambda) \Xi_t[2] + M_t, \quad (7)$$

де $\Xi_t[1] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Xi_t^i[1]$ – системна складова програвшів за

недосконалість покриття проектів, $\Xi_t[2] = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \Xi_t^i[2]$ – системна складова програвшів за порушення балансу вартості проектів;

2) середньою нормою змішаних стратегій гравців:

$$\Delta_t = \frac{1}{nt} \sum_{\tau=1}^t \sum_{i=1}^n \|p_\tau^i\|, \quad (8)$$

де $\|\cdot\| \in R^1$ – евклідова норма вектора.

Розв'язки ігрової задачі повинні задовольняти одну з умов колективної оптимальності, наприклад, Неша, Парето або іншу, залежно від методу формування послідовностей стратегій $\{u_t^i\} \forall A_i \in A$.

Необхідні для розв'язування ігрової задачі послідовності чистих стратегій $\{u_t^i\}$ отримаємо з випадкових розподілів, отриманих на основі динамічних векторів змішаних стратегій $p_t^i = (p_t^i[1], p_t^i[2], \dots, p_t^i[m]) \forall i \in D$, елементи яких є умовними імовірностями входження i -го агента в k -ту команду:

$$p_t^i[k] = P\left\{u_t^i = u^i[k] \mid u_\tau^i, \zeta_\tau^i (\tau = 1, 2, \dots, t-1)\right\},$$

де $k = 1..m$.

Побудову методу розв'язування стохастичної гри виконаємо на основі стохастичної апроксимації умови доповняльної нежорсткості детермінованої гри, справедливої для змішаних стратегій у точках рівноваги за Нешем [32].

Для цього визначимо полілінійну функцію середніх програвів для детермінованої гри:

$$V^i(p) = \sum_{u \in U} v^i(u) \prod_{A_j \in A; u^j \in u} p^j(u^j),$$

де $v(u) = M\{\zeta_t^i(u)\}$.

Тоді умова доповняльної нежорсткості у векторній формі матиме вигляд:

$$\nabla_{p^i} V^i(p) - e^m V^i(p) = 0 \quad \forall A_i \in A,$$

де $\nabla_{p^i} V^i(p)$ – градієнт полілінійної функції середніх програвів; $e^m = ((1)_k \mid k = 1..m)$ – вектор, всі елементи якого дорівнюють 1; $p \in S^M$ – комбінована змішана стратегія гравців, задана на одиничному симплексі S^M ($M = m^n$).

Щоб врахувати розв'язки на межі одиничного симплексу, виконаємо зважування вектора доповняльної нежорсткості елементами вектора змішаних стратегій:

$$\text{diag}(p^i) (\nabla_{p^i} V^i(p) - e^m V^i(p)) = 0,$$

де $\text{diag}(p^i)$ – квадратна діагональна матриця порядку m , складена з елементів вектора $p^i \forall A_i \in A$.

Враховуючи, що

$$\text{diag}(p^i) [\nabla_{p^i} V^i - e^m V^i] = E\{\zeta_t^i [e(u_t^i) - p_t^i] \mid p_t^i = p^i\}$$

методом стохастичної апроксимації [34–35] отримаємо таку рекурентну залежність:

$$p_{t+1}^i = \pi_{\varepsilon_{t+1}}^m \left\{ p_t^i - \gamma_t \zeta_t^i (e(u_t^i) - p_t^i) \right\} \quad \forall A_i \in A, \quad (9)$$

де $\pi_{\varepsilon_{t+1}}^m$ – проєктор на m -вимірний одиничний симплекс S^m [33]; $\gamma_t > 0$ та $\varepsilon_t > 0$ – монотонно спадні послідовності додатних величин; $e(u_t^i)$ – одиничний вектор, який вказує на вибір агентом чистої стратегії $u_t^i = u^i \in U^i$.

Проектування $\pi_{\varepsilon_{t+1}}^m$ на розширюваний ε_t -симплекс $S_{\varepsilon_{t+1}}^m \subseteq S^m$ забезпечує виконання умови $p_t^i[k] \geq \varepsilon_t, k = 1..m$, необхідної для повноти статистичної інформації щодо вибору чистих стратегій, а параметр $\varepsilon_t \rightarrow 0$ використовується як додатковий елемент керування збіжністю рекурентного методу.

Параметри γ_t та ε_t можуть бути обчислені так:

$$\gamma_t = \gamma t^{-\alpha}, \quad \varepsilon_t = \varepsilon t^{-\beta}, \quad (10)$$

де $\gamma > 0; \alpha > 0; \varepsilon > 0; \beta > 0$.

Збіжність змішаних стратегій (9) до оптимальних значень з імовірністю 1 та в середньоквадратичному визначається співвідношеннями параметрів γ_t та ε_t , які повинні задовольняти фундаментальні умови стохастичної апроксимації [33–35].

Вибір чистої стратегії $u_t^i[k] \forall A_i \in A$ виконується гравцями на основі динамічного випадкового розподілу (9):

$$k = \arg \left(\min_{k=1..m} \sum_{j=1}^k p_t^i(u_t^i[j]) > \omega \right) \in \{1..m\}, \quad (11)$$

де $\omega \in [0, 1]$.

Стохастична гра розпочинається з ненавчених змішаних стратегій зі значеннями елементів $p_0^i[k] = 1/m$, де $k = 1..m$. На протязі наступних моментів часу динаміка векторів змішаних стратегій визначається за марковським рекурентним методом (9) – (11).

Отже, в моменти часу $t = 1, 2, \dots$ кожен гравець на основі змішаної стратегії p_t^i вибирає чисту стратегію u_t^i (11) і до моменту часу $t+1$ отримує поточні програти ζ_t^i (4), після чого обчислює змішану стратегію p_{t+1}^i згідно з (9)–(10).

Завдяки цілеспрямованій динамічній перебудові змішаних стратегій на основі опрацювання поточних програвів, метод (9)–(11) забезпечує адаптивний вибір чистих стратегій у часі.

Алгоритм розв'язання стохастичної гри.

Крок 1. Задати початкові значення параметрів:

$t = 0$ – початковий момент часу;

m – кількість проектів, або кількість віртуальних команд, або кількість чистих стратегій ігрових агентів;

n – кількість агентів;

$\Omega = \{O_1, O_2, \dots, O_q\}$ – бібліотека онтологій;

$\Pi_k = \{O_1, O_2, \dots, O_r\} \subseteq \Omega$, $k = 1..m$ – набори онтологічних знань або компетенцій, необхідних для виконання проектів;

$A_i = \{O_1^i, O_2^i, \dots, O_s^i\} \subseteq \Omega$, $i = 1..n$ – набори онтологій, що визначають здібності агентів;

$C(\Pi) = (C(\Pi_1), C(\Pi_2), \dots, C(\Pi_m))$ – собівартість проектів;

$C(A) = (C(A_1), C(A_2), \dots, C(A_n))$ – вартість послуг агентів;

$U^i = \{u^i[1], u^i[2], \dots, u^i[m]\}$, $i = 1..n$ – вектори чистих стратегій агентів;

$p^i = ((1/m)_k | k = 1..m)$, $i = 1..n$ – початкові значення змішаних стратегій агентів;

$\gamma > 0$ – параметр кроку навчання;

$\alpha \in (0, 1]$ – коефіцієнт порядку кроку навчання;

ε – параметр ε -симплекса;

$\beta > 0$ – коефіцієнт порядку розширення ε -симплекса;

$\lambda \in [0, 1]$ – ваговий коефіцієнт;

t_{\max} – максимальна кількість кроків методу.

Крок 2. Вибрати чисті стратегії (команди) $u_i^i \in U^i$ агентів $i = 1..n$ згідно з (11).

Крок 3. Обчислити значення поточних програшів ζ_i^i , $i = 1..n$ згідно з (4).

Крок 4. Обчислити величину параметрів γ_i та ε_i згідно з (10).

Крок 5. Обчислити елементи векторів змішаних стратегій p^i , $i = 1..n$ згідно з (9).

Крок 6. Обчислити якісні характеристики Z_i (7) та Δ_i (8) покриття проектів.

Крок 7. Задати наступний момент часу $t := t + 1$.

Крок 8. Якщо $t < t_{\max}$, то перейти на крок 2, інакше – кінець гри.

4 ЕКСПЕРИМЕНТИ

Потрібно підібрати агентів для виконання двох проектів $\Pi = \{\Pi_1, \Pi_2\}$ з онтологічним забезпеченням $\Omega = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\}$. Необхідні для виконання проектів знання (компетенції) задаються множинами онтологій: $\Pi_1 = \{O_1, O_3, O_5\}$, $\Pi_2 = \{O_2, O_4\}$. Претенденти на участь у проектах задаються множиною агентів $A = \{A_1, A_2, A_3, A_4, A_5, A_6\}$, кожен

елемент якої визначається множиною онтологій (здібностями агентів): $A_1 = \{O_1, O_2\}$, $A_2 = \{O_2, O_3\}$, $A_3 = \{O_3, O_4\}$, $A_4 = \{O_4, O_5\}$, $A_5 = \{O_1, O_4\}$, $A_6 = \{O_2, O_5\}$. Заплановані витрати для виконання проектів (собівартість) становлять

$C(\Pi) = (10000, 6000)$ грошових одиниць. Вартість кваліфікованої робочої сили на ринку праці визначається таким масивом значень:

$C(A) = (4000, 2500, 1500, 3500, 2500, 2000)$.

Необхідно сформувати дві віртуальних команди агентів $\Pi' = \{G_1, G_2\}$, онтологічні знання яких покривають кожен з проектів при обмеженнях на вартість проектів $C'(\Pi) \leq C(\Pi)$, де $C'(\Pi)$ – масив вартостей покриття проектів.

Задача онтологічної підтримки проектів може мати декілька розв'язків. Для даних контрольного прикладу можливі такі варіанти покриття проектів $\Pi' \supseteq \Pi$:

1) $G_1 = \{A_1, A_2, A_4\}$, $G_2 = \{A_3, A_5, A_6\}$,

$C'(\Pi) = (10000, 6000)$;

2) $G_1 = \{A_1, A_3, A_6\}$, $G_2 = \{A_2, A_4, A_5\}$,

$C'(\Pi) = (7500, 8500)$;

3) $G_1 = \{A_2, A_4, A_5\}$, $G_2 = \{A_1, A_3, A_6\}$,

$C'(\Pi) = (8500, 7500)$;

4) $G_1 = \{A_3, A_5, A_6\}$, $G_2 = \{A_1, A_2, A_4\}$,

$C'(\Pi) = (6000, 9000)$;

5) $G_1 = \{A_2, A_4, A_5, A_6\}$, $G_2 = \{A_1, A_3\}$,

$C'(\Pi) = (10500, 5500)$;

6) $G_1 = \{A_2, A_3, A_5, A_6\}$, $G_2 = \{A_1, A_4\}$,

$C'(\Pi) = (8500, 7500)$;

7) $G_1 = \{A_2, A_3, A_4, A_6\}$, $G_2 = \{A_1, A_5\}$,

$C'(\Pi) = (9500, 6500)$;

8) $G_1 = \{A_1, A_4, A_5, A_6\}$, $G_2 = \{A_2, A_3\}$,

$C'(\Pi) = (12000, 4000)$;

9) $G_1 = \{A_1, A_3, A_5, A_6\}$, $G_2 = \{A_2, A_4\}$,

$C'(\Pi) = (10000, 6000)$;

10) $G_1 = \{A_1, A_3, A_4, A_6\}$, $G_2 = \{A_2, A_5\}$,

$C'(\Pi) = (11000, 5000)$;

11) $G_1 = \{A_1, A_2, A_4, A_5\}$, $G_2 = \{A_3, A_6\}$,

$C'(\Pi) = (12500, 3500)$;

12) $G_1 = \{A_1, A_2, A_3, A_5\}$, $G_2 = \{A_4, A_6\}$,

$C'(\Pi) = (10500, 5500)$;

$$13) G_1 = \{A_1, A_2, A_3, A_4\}, G_2 = \{A_5, A_6\}, \\ C'(\Pi) = (11500, 4500).$$

Усі варіанти забезпечують надлишкове покриття обох проектів командами агентів, що представляють онтології. Надлишковість покриття визначається зовнішніми обставинами, пов'язаними з тим, що агенти володіють знаннями більш ніж в одній предметній галузі.

Варіанти 1 та 9 визначають квазіоптимальний розв'язок задачі, оскільки для них виконуються обмеження по вартості проектів, але в обох варіантах є надлишкові покриття проектів групами агентів:

– варіант 1:

$$\Pi'_1(G_1) = A_1 \cup A_2 \cup A_4 = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\} \supset \Pi_1,$$

$$\Pi'_2(G_2) = A_3 \cup A_5 \cup A_6 = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\} \supset \Pi_2,$$

– варіант 9:

$$\Pi'_1(G_1) = A_1 \cup A_3 \cup A_5 \cup A_6 = \{O_1, O_2, O_3, O_4, O_5\} \supset \Pi_1$$

$$\Pi'_2(G_2) = A_2 \cup A_4 = \{O_2, O_3, O_4, O_5\} \supset \Pi_2.$$

Крім того, якщо декілька агентів мають знання в одній і тій же предметній галузі, то всередині команди може виникнути конкуренція за можливість застосування цих знань при виконанні проекту. Так, у варіанті 1 агенти A_1 та A_2 групи G_1 конкурують щодо застосування онтології O_2 для виконання проекту Π_1 , а агенти A_3 та A_5 групи G_2 конкурують щодо онтології O_4 для виконання проекту Π_2 . У варіанті 9 у групі G_1 виконавців проекту Π_1 виникає конкуренція за використання онтології O_1 агентами A_1 та A_5 , використання онтології O_2 агентами A_1 та A_6 , використання онтології O_4 агентами A_3 та A_5 . Альтернативою конкуренції є кооперація і взаємне підсилення знань агентів в одній і тій же предметній галузі. У варіантах 2 – 4, 6, 7 перевищена вартість виконання проекту G_2 . У варіантах 5, 8, 10 – 13 перевищена вартість виконання проекту G_1 .

Ігровий алгоритм повинен навчитися вибирати один із наведених варіантів покриття проектів (у межах їх заданої собівартості) агентами-виконавцями робіт, що мають необхідні для цього знання у вигляді наборів онтологій.

5. РЕЗУЛЬТАТИ

Комп'ютерне моделювання виконаємо ігровим методом (9) – (11) з такими параметрами: $U^i = \{u_1^i, u_2^i\}$, $\gamma = 1$, $\varepsilon = 0,999/m$, $\alpha = 0,01$, $\beta = 2$, $\lambda = 0,5$, $t_{\max} = 10^4$.

На рис. 1 та рис. 2 в логарифмічному масштабі зображено графіки функцій середніх програвів гравців Z_t , $\Xi_t[1]$, $\Xi_t[2]$ та середньої норми змішаних стратегій Δ_t , які характеризують збіжність стохастичної гри онтологічної підтримки проектів.

Вибір логарифмічного масштабу зумовлений необхідністю компактного зображення результатів моделювання з великим діапазоном значень. Для логарифмічної шкали програмно опрацьовуються винятки подій, коли поточні значення характеристичних функцій гри менші від нуля або дорівнюють нулю. Як видно на рис. 1 та рис. 2, ігровий метод (9)–(11) забезпечує мінімізацію функцій середніх програвів Z_t , $\Xi_t[1]$, $\Xi_t[2]$ у часі. Функція середньої норми змішаних стратегій Δ_t досягає логарифмічного нуля, що ілюструє отримання розв'язків гри у чистих стратегіях.

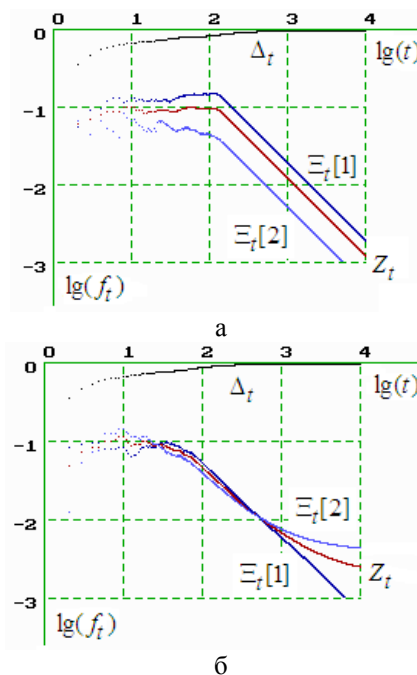


Рисунок 1 – Розв'язування стохастичної гри при відсутності завад: а) для варіанту 1; б) для варіанту 10

Зображене на рис. 1а лінійне (на логарифмічній шкалі) спадання графіків функцій системних програвів гравців Z_t , $\Xi_t[1]$, $\Xi_t[2]$ свідчить про досягнення квазіоптимального розв'язку задачі покриття проектів онтологіями. Практика комп'ютерного моделювання показує, що майже у 90% експериментів метод (9)–(11) забезпечує отримання квазіоптимального покриття, що відповідає варіантам 1 або 9.

Для інших допустимих варіантів покриття, наприклад, для варіанту 10, значення функції середніх програвів $\Xi_t[1]$ за недосконалість покриття проектів лінійно зменшується, що вказує на забезпечення покриття усіх проектів (рис. 1б). Значення функції середніх програвів $\Xi_t[2]$ за порушення балансу вартості проектів прямує до стабільного значення, що свідчить про відхилення витрат на виконання проектів від запланованої вартості проектів.

6 ОБГОВОРЕННЯ

Збіжність методу (9)–(11) до оптимального колективного розв'язку залежить від точності налаштування його параметрів, співвідношення яких повинні задовольняти фундаментальні умови стохастичної апроксимації. Експериментально встановлено, що зменшення параметра $\beta \in (0, 2]$ пригальмує швидкість розширення ε -симплекса і призводить до зростання кількості кроків стохастичної гри, необхідних для пошуку одного з варіантів покриття проектів. Аналогічний ефект спостерігається при збільшенні параметра $\alpha \in (0, 1]$, що прискорює зменшення пошукового кроку рекурентного методу. Іншими словами, для запровадженого рекурентного перетворення (9) із прийнятим способом формування штрафів (4) розширення ε -симплекса повинно бути досить швидким, а зменшення пошукового кроку – повільним. Швидке розширення ε -симплекса практично не обмежує величини кроку пошукового методу. Велике, на початковому відрізку часу, значення пошукового кроку призводить до значної динаміки векторів змішаних стратегій, що дає можливість гравцям випадково вибрати інші чисті стратегії (переходити від одного проекту до іншого), шукаючи оптимальний варіант покриття проектів необхідними онтологіями. З плином часу величина пошукового кроку стає меншою, динаміка векторів змішаних стратегій стабілізується, закріплюючи сформовані команди агентів на виконанні конкретних проектів. Хід розв'язання стохастичної гри в умовах дії завад зображено на рис. 2. Стохастична невизначеність покриття проектів задається нормальним розподілом $\mu_t \sim Normal(e, d)$ з математичним сподіванням $e = 0$ та дисперсією $d = 0, 25$. Емпіричний нормальний розподіл отримано за формулою:

$$\mu_t = e + \sqrt{d} \left(\sum_{j=1}^{12} \omega_{j,t} - 6 \right),$$

де $\omega \in [0, 1]$ – дійсне випадкове число з рівномірним розподілом.

Дія випадкового шуму спричиняє нерегулярність величини пошукового кроку рекурентного методу, який на кожному кроці стохастичної гри додатково змінюється пропорційно до дисперсії завади. Це позначається на вигляді системної функції середніх програшів Z_t , яка веде себе як більш виражений випадковий процес.

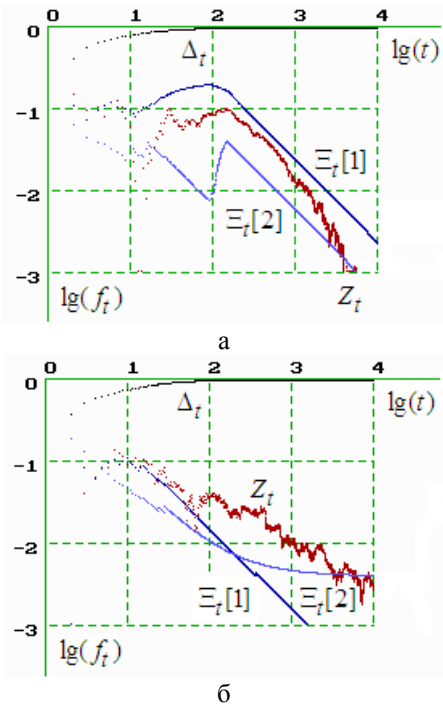


Рисунок 2 – Розв'язування стохастичної гри в умовах завад: а) для варіанту 1; б) для варіанту 10

Додаткова рандомізація поточних програшів білим гаусівським шумом з невеликою дисперсією (для прикладу, $d = 0, 25$) не справляє значного впливу на результат навчання стохастичної гри. Однак, збільшення дисперсії завад призводить до сповільнення або унеможливлення розв'язання ігрової задачі покриття проектів.

ВИСНОВКИ

У роботі запропоновано новий самонавчальний ігровий метод формування віртуальних команд агентів для виконання проектів в умовах невизначеності. На початку гри змішані стратегії ігрових агентів є ненавченими і забезпечують рівномірний вибір проектів. Процес навчання агентів полягає у цілеспрямованій зміні векторів змішаних стратегій на кожному кроці гри з метою мінімізації функції середніх програшів за недостатню онтологічну підтримку проектів. На фінальному етапі навчання стохастичної гри відбувається стабілізація змішаних стратегій агентів. Елементи навчених змішаних стратегій задають імовірності належності агентів до однієї з команд. Результатом гри є формування команд агентів, онтологічні знання яких покривають компетенції, необхідні для виконання проектів.

Адаптивний багатокроковий метод розв'язування стохастичної гри побудовано на основі стохастичної апроксимації модифікованої умови доповняльної нежорсткості, справедливої у точках рівноваги за Нешем. Збіжність гри визначається фундаментальними умовами стохастичної апроксимації і залежить від розмірності ігрової задачі (кількості

гравців і стратегій) та співвідношення параметрів рекурентного методу її розв'язування. Запропонований метод ґрунтується на опрацюванні поточних реакцій ігрового середовища в умовах апіорної невизначеності і у зв'язку з цим має повільну швидкість збіжності, що компенсується високою обчислювальною потужністю сучасних комп'ютерних систем.

Недоліком запропонованого ігрового методу є те, що у загальному випадку він не гарантує ідеального покриття, оскільки не забезпечує відсіювання агентів, здібності яких є надлишковими для виконання проекту. Як варіант вирішення цієї проблеми можна запропонувати створення додаткових фіктивних проектів з пропозиціями, які будуть привабливими для зайвої робочої сили інших проектів.

ПОДЯКИ

Роботу виконано в рамках держбюджетної теми «Методи та засоби функціонування систем підтримки прийняття рішень на основі онтологій» (ID:839 2017-05-15 09:20:01 (2459-315)). Дослідження провадились в межах спільних наукових досліджень кафедри інформаційних систем та мереж НУ «Львівська політехніка» на тему «Дослідження, розроблення і впровадження інтелектуальних розподілених інформаційних технологій та систем на основі ресурсів баз даних, сховищ даних, просторів даних та знань з метою прискорення процесів формування сучасного інформаційного суспільства». Наукові дослідження провадилися також в рамках ініціативної тематики досліджень кафедри ІСМ НУ «Львівська політехніка» на тему «Розроблення інтелектуальних розподілених систем на основі онтологічного підходу з метою інтеграції інформаційних ресурсів».

ЛІТЕРАТУРА / LITERATURE

1. Virtual Communities: Concepts, Methodologies, Tools and Applications / Information Resources Management Association (USA). – Vol. 1–4. – Hershey : IGI Global, 2011. – 2930 p. – DOI: 10.4018/978-1-60960-100-3.
2. Hutchings T. Real Virtual Community / T. Hutchings // *Word & World*. – 2015. – Vol. 35, № 2. – P. 151–161.
3. Roy A. A Typology of Virtual Communities on the Internet: Contingency Marketing Approaches / A. Roy // *Marketing & Tourism : First International Academic Research Conference*, Dubai-UAE, 22–24 May 2015 : proceedings. – Dubai : MTCL, 2015. – P. 1–11.
4. Weiss G. Multiagent Systems / G. Weiss. – Cambridge : The MIT Press, 2016. – 920 p.
5. Byrski A., Kisiel-Dorohinicki M. Evolutionary Multi-Agent Systems: From Inspirations to Applications / A. Byrski, M. Kisiel-Dorohinicki. – Cham : Springer International Publishing, 2017. – 210 p. – DOI: 10.1007/978-3-319-51388-1
6. Radley N. Multi-Agent Systems – Modeling, Control, Programming, Simulations and Applications / N. Radley. – Wilmington : Scitus Academics Llc, 2017. – 276 p.
7. Agent for Games and Simulations: Trends in Techniques, Concepts and Design / [F. Dignum, J. Bradshaw, B. G. Silverman, W. Doesburg]. – Cham : Springer International Publishing, 2009. – 237 p. – DOI : 10.1007/978-3-642-11198-3
8. Gaming Method of Ontology Clusterization / [P. Kravets, Y. Burov, V. Lytvyn, V. Vysotska] // *Webology*. – 2019. – Vol. 16, № 1. – P. 55–76.
9. Stuart D. Practical Ontologies for Information Professionals / D. Stuart. – London : Facet Publishing, 2016. – 224 p.
10. Aleman Y. A proposal for domain ontological learning / Y. Aleman, M. J. Somodevilla // *Research in Computing Science*. – 2017. – Vol. 133. – P. 63–70.
11. Keet C. M. An introduction to Ontology Engineering [Electronic resource] / C. M. Keet. – Access mode: <http://hdl.handle.net/11427/28312>.
12. Thomas C. Ontology in Information Science / C. Thomas. – London : IntechOpen, 2018. – 132 p. – DOI: 10.5772/65599.
13. Sun Z. Cooperative Coordination and Formation Control for Multi-agent Systems / Z. Sun. – Cham : Springer International Publishing, 2018. – 179 p. – DOI : 10.1007/978-3-319-74265-6
14. Iterative Learning Control for Multi-agent Systems Coordination / [S. Yang, J.-X. Xu, X. Li, D. Shen]. – New York : Wiley-IEEE Press, 2017. – 272 p.
15. Scerri P. Coordination of Large-Scale Multiagent Systems / P. Scerri, R. Vincent, R. T. Mailler. – Cham : Springer International Publishing, 2010. – 352 p. – DOI : 10.1007/0-387-27972-5
16. Perminova-Harikovski O. Defining Uncertainty in Projects – A New Perspective / O. Perminova-Harikovski, M. Gustafsson, K. Wikstrom // *International Journal of Project Management*. – 2008. – Vol. 26, № 1. – P. 73–79. – DOI: 10.1016/j.ijproman.2007.08.005
17. Zheng E.Z.H. Managing Uncertainty in Projects: A Review, Trends and Gaps. *Revista de Gestao e Projetos GeP* / E. Z. H. Zheng, M. M. Carvalho // *Journal of Business and Projects*. – 2016. – Vol. 7, № 2. – P. 95–99.
18. Cleden D. Managing Project Uncertainty (Advances in Project Management) / D. Cleden. – New York : Routledge, 2017. – 138 p.
19. Macedo K. Uncertainty Management in Software Projects: A Case Study in a Public Company / K. Macedo, M. Marinho, S. Santos // *Journal of Convergence Information Technology*. – 2019. – Vol. 14, № 1. – P. 61–67.
20. Bryl V. ToothAgent: A Multi-agent System for Virtual Communities Support / V. Bryl, P. Giorgiani, S. Fante // *Lecture Notes in Computer Science*. – Springer, Berlin, Heidelberg, 2008. – Vol. 4898. – P. 212–230. –DOI: 10.1007/978-3-540-77990-2_13
21. Smart Places: Multi-Agent based Smart Mobile Virtual Community Management System / [M. Fahad, O. Boissier, P. Maret et al] // *Applied Intelligence*. – Springer Verlag, Germany, 2014. – Vol. 41, № 4. – P. 1024–1042. – DOI: 10.1007/s10489-014-0569-2.hal-01015456
22. Lee Y. Multi-agent Systems Support for Community-Based Learning / Y. Lee, Q. Chong // *Interacting with Computers*. – 2003. – Vol. 15, № 1. – P. 33–55. – DOI: 10.1016/S0953-5438(02)00057-7
23. Comparing problem solving strategies for NP-hard optimization problems / [M. Hidalgo-Herrero, P. Rabanal, I. Rodriguez, F. Rubio] // *Fundamenta Informaticae*. – 2013. – Vol. 124, № 1–2. – P. 1–25.
24. Abdulrahman S. M. Using Swarm Intelligence for Solving NP-hard Problems / S. M. Abdulrahman // *Academic Journal of Nawroz University*. – 2017. – Vol. 6, № 3. – P. 46–50.

25. Huang X. A polynomial-time algorithm for solving NP-hard problems in practice / X. Huang // ACM SIGACT News. – 2003. – Vol. 34, № 1. – P. 101–108.
26. Reus B. How to Solve NP-Complete Problems / B. Reus // Limits of Computation. Undergraduate Topics in Computer Science. – Springer, Cham, 2016. – P. 275–297. – DOI: 10.1007/978-3-319-27889-6_21.
27. Panchal G. Solving NP hard Problems using Genetic Algorithm / G. Panchal, D. Panchal // International Journal of Computer Science and Information Technology. – 2015. – Vol. 6, № 2. – P. 1824–1827.
28. Learning to solve NP-complete problems : A graph neural network for decision TSP / [M. Prates, P.H.C. Avelar, H. Lemos et al] // Artificial Intelligence : The Thirty-Third AAAI Conference, Honolulu, Hawaii, USA, January 27 – February 1, 2019 : proceedings. – Honolulu : Hilton Hawaiian Village, 2019. – Vol. 33, № 1. – P. 4731–4738. DOI : 10.1609/aaai.v33i01.33014731
29. Chen B.-S. Stochastic Game Strategies and their Applications / B.-S. Chen. – Boca Raton : CRC Press, 2019. – 610 p.
30. Ummels M. Stochastic Multiplayer Games: Theory and Algorithms / M. Ummels. – Amsterdam : Amsterdam University Press, 2014. – 174 p.
31. Ungureanu V. Pareto-Nash-Stackelberg Game and Control Theory: Intelligent Paradigms and Applications / V. Ungureanu. – Cham : Springer International Publishing, 2018. – 343 p. – DOI : 10.1007/978-3-319-75151-1
32. Neogy S. K. Mathematical Programming and Game Theory / S. K. Neogy, R. B. Bapat, D. Dubey. – Cham : Springer International Publishing, 2018. – 226 p. – DOI : 10.1007/978-981-13-3059-9
33. Назин А. В. Адаптивный выбор вариантов: Рекуррентные алгоритмы / А. В. Назин, А. С. Позняк. – Москва : Наука, 1986. – 288 с.
34. Kushner H. Stochastic Approximation and Recursive Algorithms and Applications / H. Kushner, G. Yin. – New York : Springer-Verlag, 1997. – 417 p. – DOI : 10.1007/978-1-4899-2696-8
35. Benveniste A. Adaptive Algorithms and Stochastic Approximations / A. Benveniste, M. Metivier, P. Priouret. – Berlin : Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1990. – 365 p. – DOI : 10.1007/978-3-642-75894-2

Стаття надійшла до редакції 07.12.2020.
Після доробки 03.01.2021.

УДК 004.852; 004.89; 004.93'14

ИГРОВАЯ МОДЕЛЬ ОНТОЛОГИЧЕСКОЙ ПОДДЕРЖКИ ПРОЕКТОВ

Кравець П. А. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры «Информационные системы и сети», Национальный университет «Львовская политехника», Украина.

Литвин В. В. – д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедры «Информационные системы и сети», Национальный университет «Львовская политехника», Украина.

Висоцька В. А. – канд. техн. наук, доцент, доцент кафедры «Информационные системы и сети», Национальный университет «Львовская политехника», Украина.

АННОТАЦИЯ

Актуальность. В современном информационном обществе с развитыми средствами телекоммуникации с помощью мобильных устройств и компьютерных сетей актуальным является формирование различных виртуальных организаций и сообществ. Такие виртуальные объединения людей по профессиональным или другими интересами предназначены для оперативного решения различных задач: для выполнения проектных заданий, создания стартапов с целью привлечения инвесторов, организации сетевого маркетинга, организации дистанционного обучения, решения сложных вопросов в науке, экономике и государственном управлении, построения различных Интернет-сервисов, обсуждения политических и социальных процессов и тому подобное.

Целью исследования является разработка адаптивного марковского рекуррентного метода на основе стохастической аппроксимации модифицированного условия дополняющей нежесткости, справедливого в точках равновесия по Нэшу для решения задачи игрового покрытия проектов.

Метод. В этой работе разработана многоагентная игровая модель для формирования виртуальных команд исполнителей проектов на основе библиотек предметных онтологий. Необходимые для выполнения проектов компетенции и способности агентов задаются наборами онтологий. Интеллектуальные агенты случайно, одновременно и независимо выбирают один из проектов в дискретные моменты времени. Агенты, которые выбрали один и тот же проект, определяют текущий состав команды его исполнителей. Для команд агентов исчисляется текущий штраф за недостаточное покрытие компетенций объединенными способностями агентов. Этот штраф используется для адаптивного пересчета смешанных стратегий игроков. Увеличиваются вероятности выбора тех команд, текущий состав которых привел к уменьшению штрафа за непокрытие онтологий. В ходе повторяющейся стохастической игры агенты сформируют векторы смешанных стратегий, которые обеспечат минимизацию усредненных штрафов за непокрытие проектов.

Результаты. Для решения задачи игрового покрытия проектов разработан адаптивный марковский рекуррентный метод на основе стохастической аппроксимации модифицированного условия доповняющей нежесткости, справедливого в точках равновесия по Нэшу.

Выводы. Компьютерное моделирование подтвердило возможность применения модели стохастической игры для формирования команд исполнителей проектов с необходимой онтологической поддержкой в условиях неопределенности. Сходимость игрового метода обеспечивается соблюдением фундаментальных условий и ограничений стохастической оптимизации. Достоверность экспериментальных исследований подтверждается повторяемостью полученных результатов для различных последовательностей случайных величин.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: многоагентная система, онтология, проект, стохастическая игра, адаптивный игровой метод.

GAME MODEL OF ONTOLOGICAL PROJECT SUPPORT

Kravets P. – PhD, Associate Professor of Information Systems and Networks Department, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine.

Lytvyn V. – Doctor of Sciences, Professor, Head of Information Systems and Networks Department, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine.

Vysotska V. – PhD, Associate Professor of Information Systems and Networks Department, Lviv Polytechnic National University, Lviv, Ukraine.

ABSTRACT

Context. In today's information society with advanced telecommunications through mobile devices and computer networks, it is important to form a variety of virtual organizations and communities. Such virtual associations of people by professional or other interests are designed to quickly solve various tasks: to perform project tasks, create startups to attract investors, network marketing, distance learning, solving complex problems in science, economics and public administration, construction of various Internet services, discussion of political and social processes, etc.

Objective of the study is to develop an adaptive Markov recurrent method based on the stochastic approximation of the modified condition of complementary non-rigidity, valid at Nash equilibrium points for solving the problem of game coverage of projects.

Method. In this work the multiagent game model for formation of virtual teams of executors of projects on the basis of libraries of subject ontologies is developed. The competencies and abilities of agents required to carry out projects are specified by sets of ontologies. Intelligent agents randomly, simultaneously and independently choose one of the projects at discrete times. Agents who have chosen the same project determine the current composition of the team of its executors. For agents' teams, a current penalty is calculated for insufficient coverage of competencies by the combined capabilities of agents. This penalty is used to adaptively recalculate mixed player strategies. The probabilities of selecting those teams whose current composition has led to a reduction in the fine for non-coverage of ontologies are increasing. During the repetitive stochastic game, agents will form vectors of mixed strategies that will minimize average penalties for non-coverage of projects.

Results. For solve the problem of game coverage of projects, an adaptive Markov recurrent method based on the stochastic approximation of the modified condition of complementary non-rigidity, valid at Nash equilibrium points, was developed.

Conclusions. Computer simulation confirmed the possibility of using the stochastic game model to form teams of project executors with the necessary ontological support in conditions of uncertainty. The convergence of the game method is ensured by compliance with the fundamental conditions and limitations of stochastic optimization. The reliability of experimental studies is confirmed by the repeatability of the results obtained for different sequences of random variables.

KEYWORDS: multi-agent system, ontology, project, stochastic game, adaptive game method.

REFERENCES

1. Virtual Communities: Concepts, Methodologies, Tools and Applications, *Information Resources Management Association (USA)*, Vol. 1–4. Hershey, IGI Global, 2011, 2930 p. DOI: 10.4018/978-1-60960-100-3.
2. Hutchings T. Real Virtual Community, *Word & World*, 2015, Vol. 35, No. 2, pp. 151–161.
3. Roy A. A Typology of Virtual Communities on the Internet: Contingency Marketing Approaches, *Marketing & Tourism : First International Academic Research Conferenceon, Dubai-UAE, 22–24 May 2015 : proceedings*. Dubai, MTCI, 2015, pp. 1–11.
4. Weiss G. Multiagent Systems. Cambridge, The MIT Press, 2016, 920 p.
5. Byrski A., Kisiel-Dorohinicki M. Evolutionary Multi-Agent Systems: From Inspirations to Applications. Cham, Springer International Publishing, 2017, 210 p. DOI: 10.1007/978-3-319-51388-1
6. Radley N. Multi-Agent Systems – Modeling, Control, Programming, Simulations and Applications. Wilmington, Scitus Academics Llc, 2017. – 276 p.
7. Dignum F., Bradshaw J., Silverman B. G., Doesburg W. Agent for Games and Simulations: Trends in Techniques, Concepts and Design. Cham, Springer International Publishing, 2009, 237 p. DOI : 10.1007/978-3-642-11198-3
8. Kravets P., Burov Y., Lytvyn V., Vysotska V. Gaming Method of Ontology Clusterization, *Webology*, 2019, Vol. 16, № 1, pp. 55–76.
9. Stuart D. Practical Ontologies for Information Professionals. London, Facet Publishing, 2016, 224 p.
10. Aleman Y., Somodevilla M. J. A proposal for domain ontological learning, *Research in Computing Science*, 2017, Vol. 133, pp. 63–70.
11. Keet C. M. An introduction to Ontology Engineering [Electronic resource]. Access mode: <http://hdl.handle.net/11427/28312>.
12. Thomas C. Ontology in Information Science. London, IntechOpen, 2018, 132 p. DOI: 10.5772/65599.
13. Sun Z. Cooperative Coordination and Formation Control for Multi-agent Systems. Cham, Springer International Publishing, 2018, 179 p. DOI : 10.1007/978-3-319-74265-6
14. Yang S., Xu J.-X., Li X., Shen D. Iterative Learning Control for Multi-agent Systems Coordination. New York, Wiley-IEEE Press, 2017, 272 p.
15. Scerri P., Vincent R., Mailler R. T. Coordination of Large-Scale Multiagent Systems. Cham, Springer International Publishing, 2010, 352 p. DOI : 10.1007/0-387-27972-5
16. Perminova-Harikovski O., Gustafsson M., Wikstrom K. Defining Uncertainty in Projects – A New Perspective, *International Journal of Project Management*, 2008, Vol. 26, No. 1, pp. 73–79. DOI: 10.1016/j.ijproman.2007.08.005
17. Zheng E.Z.H. Managing Uncertainty in Projects: A Review, Trends and Gaps. *Revista de Gestao e Projetos GeP / E.Z.H. Zheng, M.M. Carvalho // Journal of Business and Projects*. – 2016. – Vol. 7, № 2. – P. 95-99.
18. Cleden D. Managing Project Uncertainty (Advances in Project Management). New York, Routledge, 2017. – 138 p.
19. Macedo K., M. Marinho, S. Santos Uncertainty Management in Software Projects: A Case Study in a Public

- Company, *Journal of Convergence Information Technology*, 2019, Vol. 14, No. 1, pp. 61-67.
20. Bryl V., Giorgiani P., Fante S. ToothAgent: A Multi-agent System for Virtual Communities Support, *Lecture Notes in Computer Science*. Springer, Berlin, Heidelberg, 2008, Vol. 4898, pp. 212–230. DOI: 10.1007/978-3-540-77990-2_13
21. Fahad M., Boissier O., Maret P., Moalla N., Gravier C. Smart Places: Multi-Agent based Smart Mobile Virtual Community Management System, *Applied Intelligence*. Springer Verlag, Germany, 2014, Vol. 41, No. 4, pp. 1024-1042. – DOI: 10.1007/s10489-014-0569-2.hal-01015456
22. Lee Y., Chong Q. Multi-agent Systems Support for Community-Based Learning, *Interacting with Computers*, 2003, Vol. 15, No. 1, pp. 33–55. DOI: 10.1016/S0953-5438(02)00057-7
23. Hidalgo-Herrero M., Rabanal P., Rodriguez I., Rubio F. Comparing problem solving strategies for NP-hard optimization problems, *Fundamenta Informaticae*, 2013, Vol. 124, No. 1–2, pp. 1–25.
24. Abdulrahman S. M. Using Swarm Intelligence for Solving NP-hard, *Academic Journal of Nawroz University*, 2017, Vol. 6, No. 3, pp. 46-50.
25. Huang X. A polynomial-time algorithm for solving NP-hard problems in practice, *ACM SIGACT News*, 2003, Vol. 34, No. 1, pp. 101–108.
26. Reus B. How to Solve NP-Complete Problems. Limits of Computation. Undergraduate Topics in Computer Science. Springer, Cham, 2016, pp. 275–297. DOI: 10.1007/978-3-319-27889-6_21.
27. Panchal G. Panchal D. Solving NP hard Problems using Genetic Algorithm, *International Journal of Computer Science and Information Technology*, 2015, Vol. 6, No. 2, pp. 1824–1827.
28. Prates M., Avelar P. H. C., Lemos H., Lamb L. C., Vardi M. Y. Learning to solve NP-complete problems : A graph neural network for decision TSP, *Artificial Intelligence : The Thirty-Third AAAI Conference, Honolulu, Hawaii, USA, January 27 – February 1, 2019 : proceedings*. Honolulu, Hilton Hawaiian Village, 2019, Vol. 33, No. 1, pp. 4731-4738. DOI : 10.1609/aaai.v33i01.33014731
29. Chen B.-S. Stochastic Game Strategies and their Applications. Boca Raton, CRC Press, 2019, 610 p.
30. Ummels M. Stochastic Multiplayer Games: Theory and Algorithms. Amsterdam, Amsterdam University Press, 2014, 174 p.
31. Ungureanu V. Pareto-Nash-Stackelberg Game and Control Theory: Intelligent Paradigms and Applications. Cham, Springer International Publishing, 2018, 343 p. DOI: 10.1007/978-3-319-75151-1
32. Neogy S. K., Bapat R. B., Dubey D. Mathematical Programming and Game Theory. Cham, Springer International Publishing, 2018, 226 p. DOI : 10.1007/978-981-13-3059-9
33. Nazin A. V., Poznyak A. S. Adaptivnyi vybor variantov: Rekurrentnye algoritmy. Moscow, Nauka, 1986, 288 p.
34. Kushner H., Yin G. Stochastic Approximation and Recursive Algorithms and Applications. New York, Springer-Verlag, 1997, 417 p. DOI : 10.1007/978-1-4899-2696-8
35. Benveniste A., Metivier M., Priouret P. Adaptive Algorithms and Stochastic Approximations. Berlin, Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 1990, 365 p. DOI : 10.1007/978-3-642-75894-2