Для захисту просторових даних застосовуються різні методи, які ґрунтуються на прив'язці до апаратного забезпечення, також використовується алгоритм шифрування даних з відкритим ключем (RSA). Отже, для захисту системи, запитів та результатів від несанкціонованого доступу необхідно використати один з існуючих методів захисту інформації.

Висновки

Подальший розвиток інтелектуальних ГІС буде спрямований на самонавчання, самовдосконалення, розширення баз даних, глобалізацію та інтеграцію, інакше кажучи, об'єднання всіх ГІС у єдину систему.

Наукова новизна. У статті розглянуто історію та сучасний стан інтелектуальних ГІС, запропоновано нову модель системи та наведено ряд вимог щодо її функціонування, реалізації та використання. Подано формальну модель сховища даних для побудови ГІС.

Практична цінність. Наукові результати, отримані в статті, дають змогу провадити подальше дослідження та реалізацію інтелектуальної ГІС.

1. Берлянт А.М., Кошкарев А.В., Тикунов В.С. Картография и геоинформатика: ВИНИТИ, 1991. 2. Чабанюк В.С. Основні напрямки розвитку геоінформаційних систем у 90-і роки // Вісник геодезії та картографії. – 1994. – № 2. – С. 118–135. 3. John E. Harmon, Steven J. Anderson. The design and implementation of geographic information systems.: John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey, 2003. 4. Вальчук О. Б. Інтелектуальна ГІС м. Коломиї // Вісник Нац. ун-ту "Львівська політехніка". – 2005. – №62. 5. Кравець Р.Б. Організація багатовимірного подання та аналізу інформації у реляційній базі даних // Вісник НУ "Львівська політехніка". – 2003. – № 489.

УДК 004.852, 004.942

П.О. Кравець
Національний університет "Львівська політехніка",
кафедра інформаційних систем та мереж

ІГРОВА ЗАДАЧА КОЛЕКТИВНОГО СТИМУЛЮВАННЯ ДІЙ АГЕНТІВ

Сформульовано ігрову задачу колективного стимулювання елементів (агентів) активних систем. Запропоновано рекурентний метод розв'язування стохастичної гри. Побудовано ігровий алгоритм та проведено комп'ютерне моделювання стохастичної гри з колективним стимулюванням агентів. Досліджено вплив параметрів задачі на збіжність ігрового методу.

The game task of collective stimulation of elements (agents) of active systems is formulated. The recurrence method of the stochastic game solving is offered. The game algorithm is constructed and computer modeling of stochastic game with collective stimulation of the agents is carried out. The influence of parameters of a task on convergence of a game method is investigated.

Вступ

Для розв'язування ряду задач у розподілених системах (наприклад, керування проектами, вироблення та прийняття рішень, керування організаційними системами, пошук інформації в комп'ютерних мережах та ін.) використовуються багатоагентні інформаційні системи. У таких системах агенти виступають як самостійні програмні одиниці, які моделюють функції експертів у вибраній галузі знань [1 – 5]. Для забезпечення ефективної роботи інформаційних систем значна увага приділяється злагодженій командній роботі агентів. Під командою розуміється колектив агентів, які розв’язують спільну проблему. Команда агентів діє автономно та узгоджено при мінімальному впливі зовнішніх керуючих дій. Члени команди характеризуються спільною глобальною метою, несуперечливістю локальних цілей в контексті досягнення глобальної мети, інтелектуальністю, координацією дій, спеціалізацією та взаємнодоповнюваністю ролей, стійкістю команди [6, 7].

Функціонування агентів в середовищі розподіленої інформаційної системи характеризується елементами невизначеності, причиною якої можуть бути: функціональна та параметрична неточність моделі системи; вплив зовнішніх неконтрольованих факторів; аварійні стани у роботі системи; введення персоналу до контуру керування мультиагентною системою та ін. Невизначеність можна класифікувати за її видом – імовірнісна, лінгвістична, інтервальна, параметрична, структурна, ситуаційна. Для широкого класу задач апріорна невизначеність може бути зведена до параметричної, коли імовірнісні закони розподілу для досліджуваних процесів відомі з точністю до скінченної кількості параметрів [8, 9].

Керування системою в умовах невизначеності здійснюється за допомогою процедур адаптивного та рекурентного оцінювання для усунення апріорної параметричної невизначеності з використанням принципів керування зі зворотним зв’язком [10 – 12]. У цьому випадку прийняття рішення не зводиться до одиничного акту, а продовжується під час спостереження за керованим об’єктом. Якщо невизначеності системи та її спостереження можна задати випадковими процесами, то для розв’язування таких задач можна застосувати методи розподіленого стохастичного керування.

Найрозвиненішим та продуктивним напрямком формального дослідження організації та поведінки команд агентів в умовах невизначеності є математичний апарат теорії стохастичних повторювальних ігор [13, 14]. Використання цього апарату дає можливість децентралізовано розв’язати задачі за допомогою колективу агентів-гравців. Гравці мають можливість впливати на стан навколишнього середовища за допомогою набору дискретних чистих стратегій, наприклад, виконання комп’ютерних програм, вибору напрямків переміщення у просторі, встановлення величин параметрів системи. Для цього кожен з гравців здійснює поточний незалежний вибір однієї з чистих стратегій на основі імовірнісного механізму, побудованого на основі динамічних векторів змішаних стратегій. Елементи векторів змішаних стратегій є умовними імовірностями вибору відповідних чистих стратегій. Після реалізації колективної стратегії кожен гравець отримує реакцію середовища у вигляді індивідуального поточного стимулу за виконану дію. Стимул може бути виграшним (премією) або програшним (штрафом). Гравці використовують отриманий стимул для навчання і формування оптимальної взаємодії з середовищем та з іншими гравцями у наступні моменти часу. Найпростіший спосіб навчання полягає у рекурентній зміні елементів змішаних стратегій, яка забезпечує максимізацію середніх виграшів або мінімізацію середніх програшів гравців.

Можна припустити, що стійкості та функціональності команди агентів досягають формуванням колективних стимулів за виконані індивідуальні дії. У результаті кожен агент отримує однакову величину поточного виграшу або програшу, який є інтегральною оцінкою колективної дії усіх гравців.

Командна організація роботи агентів є недостатньо вивченою та висвітленою у наукових виданнях. Залишається відкритим питання – чи колективне стимулювання дій команди агентів забезпечить необхідну диференціацію вибору ними чистих стратегій для досягнення глобальної мети розвитку системи.

Метою цієї роботи є розв’язування ігрової задачі з колективним стимулюванням агентів в умовах апріорної невизначеності. Для цього необхідно: виконати формулювання ігрової задачі; визначити критерії оптимальності; побудувати математичну модель стохастичної гри; розробити алгоритм розв'язування ігрової задачі; виконати програмну реалізацію; провести аналіз отриманих результатів.

Формулювання ігрової задачі

Для формулювання ігрової задачі в умовах невизначеності розглянемо тісно пов'язану з нею безкоаліційну детерміновану матричну гру у змішаних стратегіях. В умовах повної інформації гра $\Gamma = \left(D, \{X^i\}_{\forall i \in D}, \{[v^i]\}_{\forall i \in D} \right)$ задається множиною гравців D, набором векторів чистих стратегій $X^i = (x^i(1), x^i(2), ..., x^i(N_i))$ та сукупністю матриць стимулів $[v^i]$ гравців $\forall i \in D$.

Для матричної гри визначаються функції середніх виграшів (або програшів) гравців

$$V^i(p) = \sum_{u \in U} v^i(x) \prod_{j \in D_i; x^j \in x} p^j(x^j) \qquad (\forall i \in D), \tag{1}$$

де $x \in X = \underset{j \in D}{\otimes} X^j$ – простір гри у чистих стратегіях; $p \in S = \prod_{j \in D} S^{N_j}$ – простір гри у змішаних стратегіях; $p^i \in S^{N_i}$ – вектор змішаних стратегій i-го гравця зі значенням на одиничному симплексі $S^{N_i} = \left\{ p^i \in R^{N_i} \middle| p^i(j) \geq 0 (j = \overline{1, N_i}), \sum_{j=1}^{N_i} p^i(j) = 1 \right\}$.

У термінах виграшів мета гри полягає у максимізації, а у термінах програшів – у мінімізації системи функцій (1). Надалі для однозначності приймемо характерне для технічних застосувань припущення, що стимули є еквівалентом програшів:

$$V^i(p) \to \min_{p^i} \qquad (\forall i \in D). \tag{2}$$

Для розв'язування коректно сформульованої детермінованої ігрової задачі можна використати один з методів лінійного програмування [15], які зводяться до скінченної кількості обчислювальних кроків. Результатом розв'язування ігрової задачі є набір векторів змішаних стратегій, які задовольняють одну з умов колективної оптимальності – рівновагу за Нешем, оптимальність за Парето, Слейтером, Джофріоном [16 – 19] та ін.

Матриці програшів $[v^i]$ індивідуальної гри є лінійно незалежними $\forall i \in D$. В умовах командної гри агенти отримують однакові (або лінійно залежні) значення програшів. Наприклад, такі значення можна отримати лінійною згорткою матриць програшів індивідуальної гри. В результаті ігрова багатокритеріальна задача (2) переформульовується у задачу децентралізованої оптимізації багатопараметричної функції.

В умовах невизначеності матриці програшів апріорі не відомі, а гравцям доступні для спостереження в моменти часу $n = 1, 2, ...$ тільки випадкові реалізації їх значень $x_n^i = x_n^i(x_n, w)$, які є функцією елементарних випробувань $w \in \Omega$ та колективних чистих стратегій $x_n = x$ гравців.

Приймемо, що послідовності випадкових величин $\{x_n^i\}$ незалежні $\forall x_n \in X$, $\forall i \in D$, $\forall n = 1,2,...$; для будь-яких $i \in D$, $x \in X$, $n = 1,2,...$ математичні сподівання $M\{x_n^i(x,w)\} = v^i(x) = const$ не відомі та мають обмежений другий момент $\sup_n M\{[x_n^i(x,w)]^2\} = s_i^2(x) < \infty$; вибір чистих стратегій здійснюється гравцями незалежно один від одного $P\{x_n \mid x_t, x_t^i (t = \overline{1, n-1}; \forall i \in D)\} = \prod_{i \in D} P\{x_n^i \in X^i \mid x_t^i, x_t^i (t = \overline{1, n-1})\}$.

Для формування програшів командної гри отримані поточні програші індивідуальної гри зважуються додатними коефіцієнтами, які можуть визначати рольову важливість гравців:

$$z_n^i = \sum_{k \in D} w^k x_n^k \quad \forall i \in D, \tag{3}$$

де $w^k > 0 \quad \forall k \in D$.

Якість командної гри оцінюється функціями середніх програшів:

$$\Phi_n^i = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} z_t^i \quad \forall i \in D. \tag{4}$$

Хід стохастичної гри спрямовується на мінімізацію функцій середніх програшів

$$\overline{\lim_{n\to\infty}} \Phi_n^i \to \min \quad (\forall i \in D). \tag{5}$$

Отже, спостерігаючи випадкові поточні програші (3), гравці повинні вибирати чисті стратегії x_n^i так, щоб сформована послідовність варіантів $\{x_n^i\}$ в асимптотиці часу задовольнила умову (5).

Асимптотична еквівалентність матричної та стохастичної ігрової задачі доведена в [19].

Методи розв'язування ігрової задачі

Формування послідовностей $\{x_n^i\}$ з потрібними властивостями виконаємо за допомогою рекурентних методів зміни векторів змішаних стратегій [19, 20]:

$$p_{n+1}^i = p_{e_{n+1}}^{N_i}\left\{p_n^i - g_n R(p_n^i, x_n^i, z_n^i)\right\}, \tag{6}$$

де $p_{e_{n+1}}^{N_i}$ – проектор на одиничний e – симплекс $S_e^{N_i} \subseteq S^{N_i}$ [19]; g_n – монотонно спадна послідовність невід'ємних величин, яка регулює величину кроку методу; R – крок методу; e_n – монотонно спадна послідовність невід'ємних величин, яка регулює швидкість розширення e - симплексу.

Досягнення розв'язків ігрової задачі за допомогою рекурентних алгоритмів забезпечується належним вибором векторів R_n, які у середньому повинні визначати напрямок руху до точок симплексу, у яких виконується задана умова оптимальності.

Працездатність рекурентних алгоритмів забезпечується виконанням умови псевдоградієнтності вектора R_n відносно функції Ляпунова $\Delta(p)$ [19, 20]:

$$r_n(p^i) = \left\langle M\{R_n(x_n^i, p_n^i, z_n^i) \mid p_n^i = p^i\}, \nabla_{p^i}\Delta(p)\right\rangle \ge 0, \tag{7}$$

де $\langle *, * \rangle$ – скалярний добуток векторів в евклідовому просторі.

Функція $\Delta(p)$ повинна: бути диференційованою за p^i $\forall i \in D$; мати корені в точках асимптотичної оптимальності $\Delta(p^*) = 0$; бути знакододатною $\Delta(p) > 0$ на симплексі $\forall p \in S^D$; $p \ne p^*$. Для оптимізації функції середніх виграшів на системі одиничних симплексів можна прийняти $\Delta_n = \sum_{i\in D}\left\| p_n^i - p_n^{i*}\right\|^2$, де p_n^{i*} – асимптотично-оптимальна змішана стратегія i-го гравця.

Умова (7) означає, що на кожному кроці вектор руху алгоритму R_n в середньому становить гострий кут з градієнтом функції Ляпунова, крім точок, в яких $r_n(p^i) = 0$, що забезпечує рух в напрямку шуканого розв'язку.

Для забезпечення цілеспрямованості ігрових алгоритмів побудову їх векторів руху R_n можна здійснювати на основі гіпотези індикаторної поведінки, градієнта або псевдоградієнта функції середніх виграшів [19 – 22].

Згідно з гіпотезою індикаторної поведінки кожен гравець $i \in D$ в моменти часу $n = 1,2,...$ вибирає рішення, яке в середньому забезпечує його рух у напрямку до поверхні нерухомих точок [22]. При дослідженні збіжності гри до станів рівноваги за Нешем поверхня нерухомих точок описується умовою доповняльної нежорсткості [17], тобто

$$M\{R_n^i\} = V^i e^{N_i} - \nabla_{p^i} V^i.$$

З гіпотезою індикаторної поведінки тісно пов’язані градієнтні та псевдоградієнтні пошукові алгоритми [21]. Для таких алгоритмів вектор руху визначається як градієнт функції середніх виграшів:

$$M\{R_n^i\} = \nabla_{p^i} V^i .$$

При використанні градієнтних алгоритмів досягається зменшення (у середньому) функції середніх програшів за будь-якою із траєкторій, що генерується цим алгоритмом.

Для прикладу виконаємо синтез рекурентного методу на основі стохастичної апроксимації [23] зваженої умови доповняльної нежорсткості, яка дає змогу враховувати можливі розв’язки всередині та на межі одиничного симплексу:

$$\Delta = diag(p^i)[V^i e^{N_i} - \nabla V^i] = 0 ,$$

де $diag(p^i)$ – квадратна діагональна матриця порядку N_i, побудована з елементів вектора p^i; e^{N_i} – вектор, що складається N_i з одиниць.

Нехай $M\{R_n \mid p_n^i = p^i\} = diag(p^i)[V^i e^{N_i} - \nabla_{p^i} V^i]$. Враховуючи, що $diag(p^i)(V^i e^{N_i} - \nabla_{p^i} V^i) = M\{z_n^i [p_n^i - e(x_n^i)] \mid p_n^i = p^i\}$, методом стохастичної апроксимації отримаємо рекурентний метод зваженої доповняльної нежорсткості:

$$p_{n+1}^i = p_{e_{n+1}}^{N_i} \left\{ p_n^i - g_n z_n^i \left[e(x_n^i) - p_n^i \right] \right\}, \tag{8}$$

де $e(x_n^i)$ – одиничний вектор-індикатор вибору чистої стратегії $x_n^i \in X^i$.

Дослідження збіжності ігрових рекурентних методів виконаємо у класі монотонно спадних невід’ємних величин [19, 24]

$$g_n = g_0 n^{-a} , \; e_n = e_0 n^{-b} , \tag{9}$$

де $g_0, a, b > 0$; $e_0 \in (0, \min_i N_i^{-1})$.

Оцінювання середньоквадратичної швидкості збіжності рекурентних ігрових методів виконаємо за допомогою асимптотичного методу моментів Чжуна:

$$\overline{\lim_{n\to\infty}} n^q M\left\{ \|\Delta_n\|^2 \right\} = J , \tag{10}$$

де q – порядок, J – величина швидкості збіжності, $\|\Delta_n\|^2$ – похибка умови доповняльної нежорсткості, $\|*\|$ – евклідова норма вектора. Більшим значенням q та меншим J відповідає більша швидкість збіжності ігрового методу.

Встановлено, що у знакододатних середовищах, для яких $V^i(p) > 0$ на системі одиничних симплексів, порядок середньоквадратичної швидкості збіжності методу (8) дорівнює $q = \min(1 + b - a, a)$ при обмеженнях $a \in (0,1]$; $b > 0$.

Ігровий алгоритм

<u>*Крок 1.* Ініціалізація методу.</u> Задати кількість гравців $L = |D|$, кількості чистих стратегій N_i, $i = \overline{1, L}$, вектори чистих стратегій X^i, початкові значення параметрів ігрового методу $g_0; a; e_0; b$ та початкові значення векторів змішаних стратегій $p_0^i(j) = N_i^{-1}$, $j = \overline{1, N_i}$. Задати момент часу $n = 1$.

<u>*Крок 2.* Вибір чистих стратегій гравців</u>. Для кожного i-го гравця згенерувати випадкове число w, розподілене за рівномірним законом в інтервалі [0,1], та визначити номер k чистої стратегії з виконання умови

$$k = \left(K \middle| \min_K \sum_{j=1}^{K} p_n^i(j) > w \right), \; K = \overline{1, N_i} .$$

За номером чистої стратегії визначити її значення $x^i(k) \in X^i$.

Крок 3. Визначення поточних програшів гравців. Поточні програші визначаються як нормально розподілені випадкові величини

$$z^i(x) = v^i(x) + \sqrt{d^i}\left(\sum_{j=1}^{12} w_j - 6\right),$$

де $v^i(x)$ – математичне сподівання програшу, отримане в результаті колективного вибору $x \in X$ чистих стратегій; d^i – дисперсія виграшу; $w \in [0,1]$ – випадкове число, розподілене за рівномірним законом.

Крок 4. Зміна регульованих параметрів алгоритму. Обчислити значення параметрів g_n та e_n у момент часу n згідно з (9).

Крок 5. Перерахунок векторів змішаних стратегій. Обчислення нових векторів змішаних стратегій здійснюється за рекурентним перетворенням (8) із застосуванням проектора на одиничний e -симплекс [19].

Крок 6. Обчислення характеристики гри. Характеристика гри визначається поточними функціями програшів (4), усередненими за кількості гравців:

$$\overline{\Phi_n} = L^{-1}\sum_{i=1}^{L}\Phi_n^i . \tag{11}$$

Крок 7. Перевірка умови завершення гри. Момент закінчення гри визначається виконанням умови точності $\overline{\Phi_n} \le e$, або при досягненні заданої кількості кроків. Якщо умова не виконана, то задати $n = n+1$ і перейти на крок 2, інакше – на крок 8.

Крок 8. Виведення фінальних або середніх значень випадкових величин x_n^i.

Результати моделювання

Крім теоретичного значення, ігрова задача з командним стимулюванням дій агентів має ряд практичних застосувань, наприклад, параметрична і функціональна ідентифікація систем, різноманітні топологічні і пошукові задачі у просторі станів системи та ін.

Розв'яжемо задачу параметричної ідентифікації адитивної системи

$$y = \sum_{i=1}^{L} w_i x_i , \tag{12}$$

де x_i – параметри системи; w_i – вагові коефіцієнти ($w_i > 0$). Нехай для спостереження доступні відхилення виходу системи y від еталонного значення y_0, спотворені завадою m :

$$d = | y - y_0 | + m , \tag{13}$$

де $m = Normal(0, d)$ – нормально розподілена випадкова величина з нульовим математичним сподіванням та дисперсією $d \ge 0$. Необхідно знайти такі значення параметрів x_i , які мінімізуть середнє значення похибки системи

$$M\{d\} \to \min . \tag{14}$$

Сформульована задача є погано обумовленою при $L > 1$, і її розв'язування побудуємо за пошуковим методом на основі стохастичної гри. Для цього введемо L гравців, які здійснюватимуть вибір значень параметрів x_i з набору чистих стратегій $X = (x_i(1), x_i(2), ..., x_i(N))$, де $N \ge 2$ – кількість чистих стратегій. Чисті стратегії вибираємо за допомогою генератора випадкових величин, побудованого на основі векторів динамічних змішаних стратегій $(p^i \mid i = 1, 2, ..., L)$ згідно із рекурентним перетворенням (8). У початковий момент часу стохастична гра є ненавченою і тому можна прийняти, що $p^i(j) = 1/N$, $j = 1, 2, ..., N$, $i = 1, 2, ..., L$. З часом відбувається навчання гравців у вигляді адаптивної перебудови векторів змішаних стратегій, яка забезпечить пошук оптимального розв'язку задачі у межах системи одиничних симплексів.

Після поточного вибору чистих стратегій усіма гравцями обчислюється вихід системи згідно з (12). Поточні програші команди гравців є однаковими і визначаються відхиленням d_n (13) на виході системи. Для нормування характеристик роботи рекурентного методу (8) та збільшення його швидкості збіжності введемо бінарні програші гравців:

$$z_n^i = \begin{cases} 0, & if \ d_n < d_{n-1} \\ 1, & if \ d_n \geq d_{n-1} \end{cases}.$$

Розв'язком гри будуть фінальні розподіли $(p^{i*} \mid i = 1, 2, ..., L)$ чистих стратегій гравців, які мінімізують функції середніх програшів (4).

Ефективність роботи ігрового методу досліджено на основі розробленої програмної моделі. Якщо окремо не вказано, то результати експериментів отримано для таких значень параметрів рекурентного методу (8): $L = 10$; $N = 10$; $g_0 = 1$; $\alpha = 0.5$; $e_0 = 0.999 N^{-1}$; $b = 2$. Для спрощення приймемо, що у виразі (12) усі коефіцієнти $w_i = 1$, а стратегії x_i набувають цілочислових невід'ємних значень з інтервалу $X = [0, N)$. Тоді вираз $y_0 \leq (N-1)L - d$ задає необхідну умову розв'язування задачі.

Метою експерименту є визначення параметрів ігрової моделі, які забезпечують розв'язування задачі (14). Для цього досліджено вплив параметрів ігрового методу (8), дисперсії d завад та кількості гравців L на ефективність ідентифікації параметрів системи (12).

Динаміка ходу гри ілюструється часовими графіками функцій середніх програшів (11), зображеними на рис. 1 у логарифмічному масштабі. Графіки отримано для різних значень параметра α числової послідовності g_n (9) при $d = 0$.

Зменшення функції середніх програшів гравців у часі вказує на збіжність ігрового методу, що виявляється у правильному формуванні комбінації чистих стратегій гравців. Встановлено, що рекурентний метод (8) при $\alpha \leq 0.1$ не розв'язує сформульовану задачу. Крім того, для заданих початкових умов існує оптимальне значення параметра $\alpha \approx 0.5$, яке забезпечує найбільшу швидкість збіжності ігрового методу. Згідно із (10), емпірична оцінка порядку швидкості збіжності визначається тангенсом кута лінійної апроксимації функції середніх програшів з напрямком осі часу.

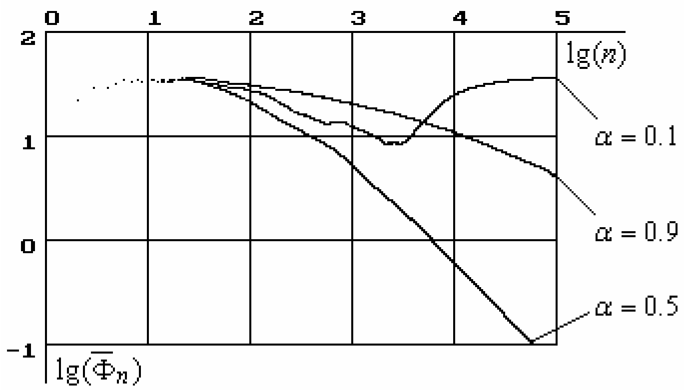

Рис. 1. Залежність функції середніх програшів від параметра α

Завади, які діють у контурі керування системою, впливають на поточні програші гравців і спотворюють їхні значення. Графіки залежності функцій середніх програшів, отримані для різних значень дисперсії завад, зображено на рис. 2. Виявлено, що завади невеликої інтенсивності можуть призводити до незначного зростання швидкості збіжності ігрового алгоритму порівняно з варіантом гри без завад. У загальному випадку зростання інтенсивності завад призводить до зменшення швидкості збіжності стохастичної гри або до стабілізації функції середніх програшів, результатом чого є розв'язування пошукової задачі з похибкою у межах заданої дисперсії (див. графік при $d = 10$).

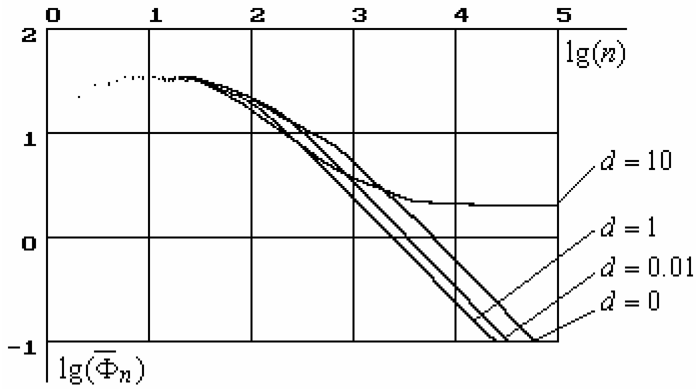

Рис. 2. Залежність функції середніх програшів гравців від дисперсії

Значно впливає на швидкість збіжності ігрового методу розмірність ігрової задачі, яка визначається кількістю гравців та кількістю їхніх чистих стратегій. На рис. 3 подано графіки функцій середніх програшів, отримані для гри з різною кількістю гравців. Аналіз отриманих результатів показує, що збільшення кількості гравців призводить до зростання середньої кількості кроків гри, необхідних для розв’язування задачі.

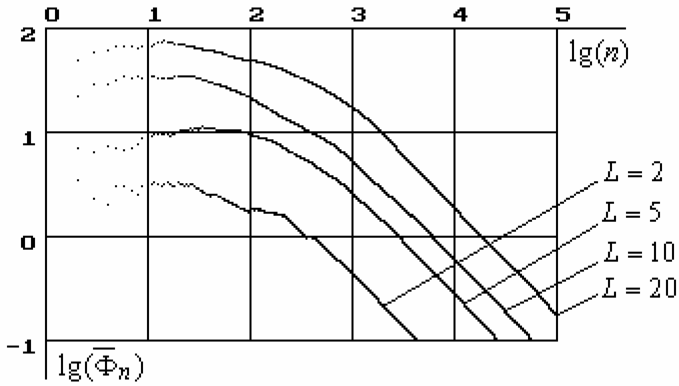

Рис. 3. Залежність функції середніх програшів від кількості гравців

Якщо у (12) параметри $x_i \in [0, N)$ є цифрами системи числення з основою N, а вагові коефіцієнти $w_i = N^i$ залежать від номера розряду i степеня числа N, то сформульована задача трансформується у задачу ігрової ідентифікації дійсних чисел в умовах невизначеності:

$$y = \sum_{i=-m}^{k-1} N^i x_i \ ,$$

де k, m – кількість цифр відповідно для цілої та дробової частини числа; N – основа позиційної системи числення ($N \geq 2$); x_i – значення цифр числа ($0 \leq x_i < N$).

Для прикладу виконаємо параметричну ідентифікацію дійсного десяткового числа $y_0 = 456.789$ ігровим методом (8) з параметрами: $L = 6$; $g_0 = 1$; $a = 0.7$; $e_0 = 0.999 N^{-1}$; $b = 2$.

Ілюстрація збіжності ігрового методу зображена на рис. 4 у вигляді графіків зміни функції середніх програшів $f_n = \overline{\Phi_n}$ та норм векторів змішаних стратегій $f_n = \left\| p_n^i \right\|$.

Оскільки розряди числа розрізняються за своїми вагами, то, як це видно із рис. 4, під час гри відбувається стійка часова стратифікація швидкості навчання гравців. Хоча поточні значення розрядів числа гравців вибирають одночасно, але порядок стабілізації векторів змішаних стратегій визначається вагами розрядів. Першими закінчують навчання гравці, які формують розряди з найбільшими вагами, і останніми – з найменшими вагами. Відповідно, чутливішими до дії завад є розряди з більшою вагою, оскільки вони більше впливають на вихідне значення адитивної системи.

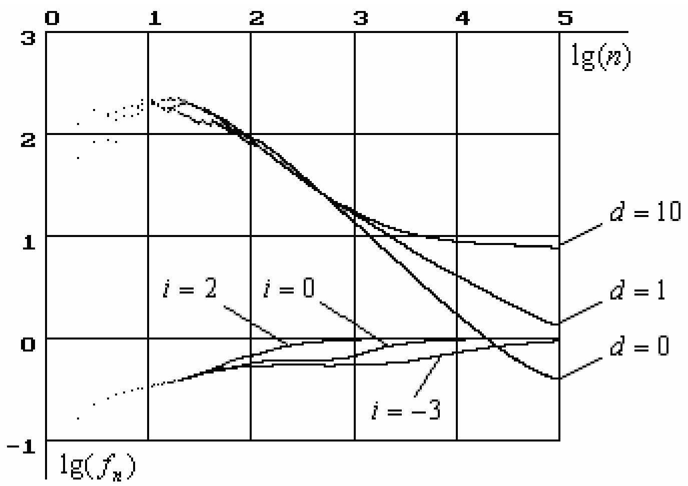

Рис. 4. Характеристики збіжності ігрового методу у задачі ідентифікації дійсного числа

Висновки

Ігрові методи з колективним формуванням стимулів забезпечують командну організацію роботи агентів, яка виявляється у зменшенні функцій середніх програшів (або зростання середніх виграшів) гравців в процесі оптимізації стохастичної системи в умовах невизначеності. Отримуючи інтегровані стимули, члени команди навчаються формувати такі (в загальному, різні) послідовності дій, які забезпечують оптимізацію глобальної мети розвитку системи. Процедура навчання агентів ґрунтується на адаптивній зміні векторів змішаних стратегій за допомогою одного із рекурентних методів. Збіжність гри до оптимальних розв’язків визначається умовами теорії стохастичної оптимізації систем.

У зв’язку з апріорною невизначеністю керованої системи рекурентні ігрові методи характеризуються невисокою (степеневою) швидкістю збіжності, що підтверджено експериментальними результатами. У результаті моделювання встановлено, що факторами, які зменшують швидкість збіжності стохастичної гри, є зростання дисперсії завад та зростання розмірності ігрової задачі.

Побудовано та досліджено командну гру з ранжуванням стратегій гравців. Встановлено, що гравці з більшою вагою стратегій в адитивній складовій цільової функції гри з колективним формуванням стимулів мають більшу швидкість навчання.

Отримані результати можуть бути використані у системах розподіленої оптимізації та підтримки прийняття рішень.

1. Gerhard Weiss and Sandip Sen, editors. Adaptation and Learning in Multiagent Systems. Springer Verlag, Berlin, 1996. 2. Stone P. Layered Learning in Multiagent Systems. MIT Press, 2000. 3. Wooldridge M. An Introduction to Multiagent Systems. John Wiley & Sons (Chichester, England), 2002. 4. Vidal J. M. Fundamentals of Multiagent Systems / http://jmvidal.cse.sc.edu/netlogomas/ABTgc.html . – 2007. 5. Бурков В.Н., Новиков Д.А. Теория активных систем: состояние и перспективы. – М.: СИНТЕГ, 1999. 6. Новиков Д.А. Механизмы стимулирования в организационных системах. – М.: ИПУ РАН, серия "Научные издания", 2003 . 7. Новиков Д.А. Модели команд в теории активных систем // Теория активных систем / Труды международной научно-практической конференции (14-15 ноября 2007 г., Москва, Россия). Общая редакция – В.Н. Бурков, Д.А. Новиков. – М.: ИПУ РАН, 2007. 8. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации. – М.: Наука, 1981. 9. Трухаев Р.И. Модели принятия решений в условиях неопределенности. – М.: Наука, 1981. 10. Растригин Л.А., Рипа К.К., Тарасенко Г.С. Адаптация случайного поиска. – Рига: Зинатне, 1973. 11. Срагович В.Г. Теория адаптивных систем. – М.: Наука, 1976. 12. Цыпкин Я.З. Основы теории обучающихся систем. - М.: Наука, 1970. 13. Доманский В.К. Стохастические игры // Математические вопросы кибернетики. – 1988. – № 1. – С. 26 – 49. 14. Fudenberg D., Levine D.K.

The Theory of Learning in Games. MIT Press, 1998. 15. Катренко А.В. Дослідження операцій. Підручник. – Львів: Магнолія плюс, 2004. 16. Воробьев Н.Н. Основы теории игр: Бескоалиционные игры. – М.: Наука, 1984. 17. Мулен Э. Теория игр с примерами из математической экономики. – М.: Мир, 1985. 18. Стогний А.А., Кондратьев А.И. Теоретико-игровое информационное моделирование в системах принятия решений. - К.: Наукова думка, 1986. 19. Назин А.В., Позняк А.С. Адаптивный выбор вариантов: Рекуррентные алгоритмы. – М.: Наука, 1986. 20. Цыпкин Я.З., Позняк А.С. Рекуррентные алгоритмы оптимизации в условиях неопределенности // Итоги науки и техники. Сер. Техническая кибернетика. – 1989. – Т. 16. – С. 3 – 70. 21. Поляк Б.Т., Цыпкин Я.З. Псевдоградиентные алгоритмы адаптации и обучения // Автоматика и телемеханика. - 1973. - № 3. - С. 45-68. 22. Опойцев В.И. Равновесие и устойчивость в моделях коллективного поведения. - М.: Наука, 1977. 23. Вазан М. Стохастическая аппроксимация. – М.: Мир, 1972. 24. Невельсон М.Б., Хасьминский Р.З. Стохастическая оптимизация и рекуррентное оценивание. – М.: Наука, 1972.

УДК 004.773.2

Р.Б. Кравець, А.М. Пелещишин, Ю.О. Сєров
Національний університет “Львівська політехніка”
кафедра інформаційних систем і мереж

ДОСЛІДЖЕННЯ ПОВЕДІНКИ УЧАСНИКІВ ВЕБ-СПІЛЬНОТ ТА ЇХ КЛАСИФІКАЦІЯ

Розглянуто актуальну проблему дослідження та аналізу поведінки учасників Веб-спільноти (форуму) визначено характерні риси, визначено класи та розроблено правила класифікації Веб-спільноти.

Article consideres actual problem of research and analysis Web-community members behaviour, members typical features definition, members classiffication and members classification rules development.

Постановка проблеми

Сьогодні Веб-форуми є одним з найпотужніших та найпопулярніших сервісів WWW, які призначені для організації спілкування користувачів мережі. Веб-форуми є унікальним джерелом інформації, місцем накопичення великих обсягів важливої, цінної інформації та знань, двигуном різноманітних комерційних та суспільних проектів.

Необхідним та надзвичайно важливим засобом забезпечення існування та повноцінного функціонування Веб-спільнот є постійне повноцінне управління Веб-спільнотою. Невчасне, невдале управління як інформаційним наповненням, так і учасниками Веб-спільноти може знизити ефективність (авторитетність, популярність) її функціонування чи навіть зруйнувати Веб-спільноту.

Учасниками Веб-спільнот (форумів) можуть бути люди (у більшості випадків) або інтелектуальні агенти, які володіють певним стилем поведінки, мають притаманні їм риси характеру. Життя Веб-спільнот визначають їх учасники, тому очевидним є необхідність грунтовного дослідження та аналізу поведінки учасників спільноти.

У процесі аналізу учасників Веб-спільноти та їх поведінки необхідно виділити можливості учасників спільноти, головні риси, характерні для більшості учасників і на основі цих рис розробити систему (правила) класифікації учасників форуму.