

П.О. Кравець

Національний університет “Львівська політехніка”,
кафедра інформаційних систем та мереж

АДАПТИВНЕ СТАНОВЛЕННЯ ХОДИ РОБОТА-АНИМАТА

© Кравець П.О., 2010

Досліджується проблема розподіленого керування рухом шестиногого робота-анімата на основі моделі стохастичної гри. Виконано формулювання ігрової задачі, розроблено адаптивний рекурентний метод та алгоритм для її розв'язування. Побудовано комп'ютерну програмну модель ритмічної зміни станів ніг анімата для забезпечення його переміщення. Досліджено вплив параметрів ігрової моделі на ефективність керування рухом робота-анімата.

Ключові слова: шестиногий анімат, розподілене керування, стохастична ігрова модель, адаптивний рекурентний метод.

The problem of the distributed control of the hexapod animat moving on the basis of stochastic game model is investigated. The formulation of a game problem is executed, the adaptive recurrent method and algorithm of its decision are developed. The computer program model of rhythmic change of states of animat feet for the organisation of its moving is constructed. Influence of parameters of model on a control efficiency of animat movement is investigated.

Keywords: hexapod animat, distributed control, stochastic game model, adaptive recurrent method.

Вступ

Аніматами (від англ. *animal* – тварина та *automat* – пристрій, що автономно діє) називаються агенти, здатні існувати у мінливому світі подібно до живих організмів. Агент – це реалізована у вигляді комп'ютерної програми або робота інтелектуальна система прийняття рішень, яка адаптується до змін зовнішнього середовища за рахунок самонавчання [1]. Створення аніматів орієнтоване на розв'язування ними неформалізованих задач у погано передбачуваному середовищі, коли час і ресурси обмежені, середовище не вивчене, а мета дослідження не сформульована чітко. Саме з такими задачами доводиться мати справу живим організмам.

Для роботів-аніматів важливою є побудова надійної та функціональної ходової частини із пристосуванням до нерівностей опорної поверхні, прохідністю по ґрунтах з низькою несучою здатністю, високою маневреністю, що допускає повороти на місці та переміщення у різних напрямках. Цим вимогам відповідають інтелектуальні машини, які рухаються за допомогою кінцівок, подібно до людей або тварин [2, 3]. Незважаючи на меншу швидкість переміщення порівняно з машинами з колісною або гусеничною ходою, роботи, що крокують, мають кращу прохідність у складних, апріорі недосліджених середовищах. Практичне застосування аніматів, що крокують, доцільне для побудови технологічних та транспортних машин, що не здійснюють руйнівного впливу на зовнішнє середовище в умовах бездоріжжя, розвідування небезпечних територій, ліквідації наслідків аварій тощо.

Історія дослідження аніматів починається із середини минулого століття разом зі становленням теорії адаптивного керування [4–6]. Основні зусилля дослідників були спрямовані на побудову системи керування за відсутності або невизначеності математичної моделі середовища. Для цього запропоновано декілька реактивних автоматних моделей керування на основі збирання й опрацювання поточної інформації про керовану систему. Досліджувалась поведінка окремих автоматів та колективів автоматів різної структури, які діяли для досягнення спільної мети [7–11].

За допомогою комп'ютерного моделювання перевірялась гіпотеза, що складної поведінки системи можна досягти за допомогою елементарних дій, виконуваних сукупністю її автономних модулів.

Принципи адаптивної поведінки було реконструйовано у 90-х роках у зв'язку зі зростанням продуктивності обчислювальної техніки, розвитком технологій “м'яких” обчислень, розробленням пластичних, комп'ютерних моделей аніматів, що швидко працюють, які не мають закладеної моделі зовнішнього світу, а використовують “навчання без учителя”, самостійно будують когнітивну карту середовища і пристосовуються до нього за допомогою набору елементарних поведінкових модулів. Основні положення теорії та практичного застосування аніматів викладено в роботах [12–17]. Сформувався різні напрями дослідження аніматів, що перехрещуються з біонікою, математичним моделюванням поведінки тварин та штучним інтелектом.

Основою для створення роботів-аніматів є спостереження за поведінкою реальних живих істот (наприклад, пацюків, павуків, тарганів, бджіл, мурашок) у природі або у спеціально сконструйованих віртуальних середовищах. Найпопулярнішим сучасним способом створення інтелектуальних машин є відтворення штучної еволюції на основі набору базових понять, правил прийняття нових рішень та критеріїв їх відбору. Моделюють еволюцію групової поведінки аніматів та створюють різноманітні моделі “хижак-жертва”. Йде пошук загальних принципів архітектури просторової орієнтації та адаптивної поведінки біологічних систем. Розробляються моделі та методи навчання, індивідуального розвитку (онтогенезу) та еволюції тварин і роботів. Створюються моделі аніматів з урахуванням фізіологічних та психологічних факторів, наприклад, насичення або голоду, спокою або збентеження чи страху. Для моделювання інтелектуальної поведінки живих організмів розвиваються та застосовуються штучні нейронні мережі, генетичні алгоритми, мережі Байєса, нечітке логічне виведення рішень тощо.

Стосовно аніматів, що крокують, найважливішими завданнями є отримання і переробка інформації про навколишнє середовище, координація руху ніг інтелектуальної машини, побудова і стабілізація програмного руху машини у просторі.

Сучасні дослідження роботів, що крокують, ґрунтуються на композиційній концепції, подібній до фізіологічних моделей керування рухом у живих організмах [13]. Відповідно до цієї концепції робот, що крокує, може бути представлений композицією деякої кількості елементарних модулів, що незалежно функціонують, а результируюча дія – результатом спільної дії цих модулів. Кожний елементарний модуль – це замкнена система автоматичного регулювання, яка керує тільки окремою ланкою руху або окремою формою поведінки. Агент не володіє заздалегідь закладеними у нього знаннями про властивості зовнішнього середовища. Формування фаз руху ґрунтується на інформації про поточний стан середовища. Керування всіма кінцівками робота здійснюється паралельно, що забезпечує високий рівень розподіленості системи керування. У результаті взаємодії елементарних правил поведінки між собою та із зовнішнім середовищем формується зовні складна адаптивна поведінка робота-анімата, що крокує. Між різними модулями керування рухом анімата можуть виникати ситуації кооперації та конкуренції. Наприклад, щоб вийти з пасткових станів, одні дії повинні підсилюватися, а інші – гальмуватися. Як відомо, проблеми кооперації та конкуренції стратегій колективів агентів в умовах невизначеності вивчає теорія стохастичних ігор [10, 18].

Дотримуючись композиційної концепції, у цій роботі пропонується розподілена система керування фазами руху анімата, що крокує, на основі моделі стохастичної гри. Кожен із гравців керує рухом окремої кінцівки анімата. У ході гри формується скоординована комплексна адаптивна поведінка анімата.

Метою роботи є розв'язування ігрової задачі адаптивного становлення ходи шестиногого робота-анімата. Для досягнення мети необхідно побудувати стохастичну ігрову модель, сформулювати критерії навчання та координації стратегій гравців, розробити метод, алгоритм та програмні засоби розв'язування стохастичної гри.

Модель стохастичної гри

Модель керування аніматом, що крокує, значною мірою залежить від його ходи. Хода визначає узгоджений рух ніг та корпусу анімата, в результаті якого система переміщується із однієї

точки простору в іншу. Основними видами періодичної ходи є хвильова, напівциклова, рівнофазна, слід у слід, трійками ніг тощо [2]. Вид ходи визначається станами середовища (наприклад, у разі небезпеки) та внутрішніми станами анімата (наприклад, станом страху). Нехтуючи деталями кінематики, під час руху на площині характерною для шестиногого анімата є хода трійками ніг – передньої лівої, задньої лівої та середньої правої (або навпаки). Для зображеної на рис. 1 схеми – це періодичне повторення комбінації опорних ніг з номерами {1, 3, 5} та {2, 4, 6}.

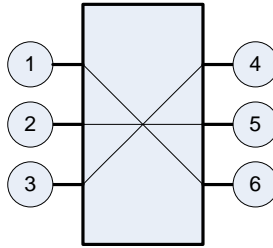


Рис. 1. Схема шестиногого анімата

Відповідно до цього кожна нога шестиногого анімата може бути у піднятому $u^i = 0$ або опущеному $u^i = 1$ (опорному) стані, де $i = 1..6$. Припустимо, що кожна нога має незалежне керування за допомогою реалізації чистих стратегій гравців. Тоді множина чистих стратегій i -го гравця складається з двох елементів $U^i = \{u^i(1), u^i(2)\}$, де $u^i(k) \in \{0, 1\}$, $k = 1..2$. Множина $U = \times_{i=1}^6 U^i$ визначає можливі комбінації чистих стратегій усіх гравців.

Ходи гри полягають у незалежному виборі чистих стратегій (варіантів позицій ніг) анімата у дискретні моменти часу $n = 1, 2, \dots$. За вибір варіанта $u_n^i \in U^i$ гравець отримує поточний програвш:

$$\xi_n^i = \lambda \sum_{s \in S_i} |\bar{u}_n^i - u_n^s| / L_i + (1 - \lambda) |\bar{u}_n^i - u_{n-1}^i| + \mu_n, \quad (1)$$

де $\xi_n^i \in R^1$; $\lambda \in [0, 1]$ – ваговий коефіцієнт; S_i – множина сусідніх гравців, що відповідає зображеним на рис. 1 внутрішнім зв'язкам; $L_i = |S_i|$ – кількість сусідніх гравців; \bar{u}_n^i – інверсія бінарної чистої стратегії; $\mu_n \sim Normal(0, d)$ – адитивний білий гауссівський шум, нормально розподілена випадкова величина з нульовим математичним сподіванням та дисперсією $d > 0$.

Перша складова виразу (1) визначає штраф за відхилення від інверсних станів множин гравців {1, 3, 5} та {2, 4, 6}. Друга складова – штраф за збій ритму гравців у послідовні моменти часу. Третя складова моделює вплив завад на процес вибору варіантів рішень.

Поточні значення білого шуму можна обчислити за формулою:

$$\mu_n = \sqrt{d} \left(\sum_{j=1}^{12} \omega_{j,n} - 6 \right),$$

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

Середній програвш гравця на момент часу n визначається так:

$$\Xi_n^i(\{u_n\}) = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \xi_t^i, \quad (2)$$

де $u_n \in U$ – комбінована стратегія гравців.

Метою кожного гравця є мінімізація функції середніх програвшів:

$$\lim_{n \rightarrow \infty} \Xi_n^i \rightarrow \min. \quad (3)$$

Для розв'язування задачі (3) необхідно визначити правило формування послідовності $\{u_n\}$ варіантів рішень у часі.

Метод розв'язування стохастичної гри

Формування послідовності варіантів рішень $\{u_n^i\}$ з потрібними властивостями виконаємо на основі матриць імовірностей зміни положень ніг робота-аніматора $p_n^i = \begin{bmatrix} p_n^i(1,1), p_n^i(1,2) \\ p_n^i(2,1), p_n^i(2,2) \end{bmatrix}$, $i=1..6$.

Елементи $p_n^i(j,k)$ векторів змішаних стратегій є умовними імовірностями вибору чистих стратегій залежно від поточного варіанта дії u_n^i та отриманого програшу ξ_n^i . Рядки матриці p_n^i є змішаними стратегіями гравця i -го гравця, який перебуває у стані $u_n^i \in U^i$. Змішані стратегії набувають значення на одиничному двовимірному симплексі з властивістю $\sum_{k=1}^2 p_n^i(j,k) = 1$, $p_n^i(j,k) \geq 0$, $j=1..2$.

Гра розпочинається з ненавчених стратегій з однаковими імовірностями їх вибору $p_0^i(j,k) = 0.5$, де $j,k=1..2$. Для забезпечення адаптивних властивостей імовірність вибору стратегій з меншими програшами повинна зростати з часом $n=1,2,\dots$. У результаті повинен сформуватися розподіл імовірностей, який мінімізує функції середніх програшів (3) усіх гравців. Для забезпечення цього застосуємо марковський рекурентний метод модифікації векторів змішаних стратегій:

$$p_{n+1}^i(u_n) = \pi_{\varepsilon_{n+1}} \left\{ p_n^i(u_n) - \gamma_n \xi_n^i \left[e(u_{n+1}^i) - p_n^i(u_n) \right] \right\}, \quad (4)$$

де $p_n^i(u_n)$ – змішана стратегія i -го гравця у стані $u_n \in U^i$; $\pi_{\varepsilon_{n+1}}$ – проектор на одиничний ε -симплекс [10], який є підмножиною одиничного симплексу; $\gamma_n > 0$ – монотонно спадна послідовність невід'ємних величин, яка регулює величину кроку методу; $\varepsilon_n > 0$ – монотонно спадна послідовність невід'ємних величин, яка регулює швидкість розширення ε -симплексу; $e(u_{n+1}^i)$ – визначений у момент часу n одиничний вектор-індикатор переходу в стан $u_{n+1}^i \in U^i$.

Перебуваючи у момент часу t_n у стані u_n^i , гравець з номером $i=1..6$ на основі змішаної стратегії $p_n^i(u_n)$ вибирає дію u_{n+1}^i і до моменту часу t_{n+1} одержує поточний програш ξ_n^i , після чого обчислює змішану стратегію $p_{n+1}^i(u_n)$ згідно з (4) та переходить у новий стан u_{n+1}^i .

Метод (4) отримано на основі стохастичної апроксимації умови доповняльної нежорсткості, справедливої для змішаних стратегій у точці рівноваги за Нешем [19]. Для побудови методу (4) умова доповняльної нежорсткості зважена елементами змішаних стратегій, що дає змогу також знаходити розв'язки гри у чистих стратегіях. Завдяки динамічній перебудові змішаних стратегій на основі опрацювання поточних програшів метод (4) забезпечує адаптивний вибір варіантів дій (визначення опорних ніг) робота-аніматора у часі.

Параметри γ_n та ε_n можна обчислити так:

$$\gamma_n = \gamma n^{-\alpha}, \quad \varepsilon_n = \varepsilon n^{-\beta}, \quad (5)$$

де $\gamma > 0$; $\alpha > 0$, $\varepsilon > 0$; $\beta > 0$. У загальному випадку параметри γ_n , ε_n можуть змінюватися у залежному від поточного стану u_n^i темпі часу $n(u_n^i)$.

Значення чистої стратегії визначається випадково на підставі поточного розподілу імовірностей $p_n^i(u_n^i)$:

$$u_n^i = \left\{ u^i(l) \mid l = \arg \min_l \sum_{k=1}^l p_n^i(j,k) > \omega (j,l=1..2) \right\}, \quad (6)$$

де $\omega \in [0,1]$ – випадкова величина з рівномірним розподілом.

Збіжність $\lim_{n \rightarrow \infty} \|p_n^i(u_n^i) - p^{i*}(u_n^i)\| \rightarrow 0$, $i=1..6$ методу (4) до оптимальних стратегій $p^{i*}(u_n^i) \forall u_n^i \in U^i$, які мінімізують середні програші (2), забезпечується умовами стохастичної апроксимації [20].

Ефективність прийнятих рішень оцінюється:

1) функцією середніх втрат:

$$\Xi_n = \frac{1}{6} \sum_{i=1}^6 \Xi_n^i; \quad (7)$$

2) середньою кількістю скоординованих стратегій множин гравців {1, 3, 5} та {2, 4, 6}:

$$K_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^6 \chi \left(\sum_{s \in S_i} |\bar{u}_t^i - u_t^s| = 0 \right), \quad (8)$$

де $\chi() \in \{0,1\}$ – індикаторна функція події;

3) середньою кількістю ритмічних змін стратегій гравців, які забезпечують переміщення анімата:

$$M_n = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^6 \chi(|\bar{u}_t^i - u_{t-1}^i| = 0); \quad (9)$$

4) середнім відхиленням змішаних стратегій гравців від оптимальних значень $p^{i*}(u_n^i)$:

$$\Delta_n = \frac{1}{12n} \sum_{t=1}^n \sum_{i=1}^6 \sum_{u_t^i \in U^i} \|p_t^i(u_t^i) - p^{i*}(u_t^i)\|, \quad (10)$$

де $\|\cdot\|$ – евклідова норма вектора.

Алгоритм навчання анімата

1. Задати початкові значення параметрів:

$n = 0$ – початковий момент часу;

$U^i = \{u^i(1), u^i(2)\}$, $u^i \in \{0,1\}$, $i = 1..6$ – вектори чистих стратегій гравців;

$p_0^i = ((0.5,0.5), (0.5,0.5))$, $i = 1..6$ – змішані стратегії гравців;

$\gamma > 0$ – параметр кроку навчання;

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

ε – параметр ε -симплексу;

$\beta > 0$ – порядок швидкості розширення ε -симплексу;

$d > 0$ – дисперсія завад;

$\mu_n \sim Z(0,d)$ – закон розподілу завад;

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

n_{\max} – максимальна кількість кроків методу.

2. Вибрати варіанти дій $u_n^i \in U^i$, $i = 1..6$ згідно з (6).

3. Отримати значення поточних програшів ξ_n^i , $i = 1..6$ згідно з (1).

4. Обчислити значення параметрів γ_n , ε_n згідно з (5).

5. Визначити елементи векторів змішаних стратегій p_n^i , $i = 1..6$ згідно з (4).

6. Обчислити характеристики якості прийняття рішень Ξ_n (7), K_n (8), M_n (9) та Δ_n (10).

7. Задати наступний момент часу $n := n + 1$.

8. Якщо $n < n_{\max}$, то перейти на крок 2, інакше – кінець.

Результати комп'ютерного моделювання

Результати моделювання $n_{\max} = 10$ тис. кроків стохастичної гри подано на рис. 2 – 8.

На рис. 2 зображено графіки функцій, які характеризують ефективність самоорганізації стохастичної гри для значень параметрів $\gamma = 1$, $\varepsilon = 0.999/2$, $\alpha = 0.01$, $\beta = 2$, $\lambda = 0.5$, $d = 0.25$. Графік 1 зображає функцію середньої кількості скоординованих стратегій K_n , графік 2 – середню кількість ритмічних змін стратегій гравців M_n , графік 3 – середні поточні програші гравців Ξ_n .

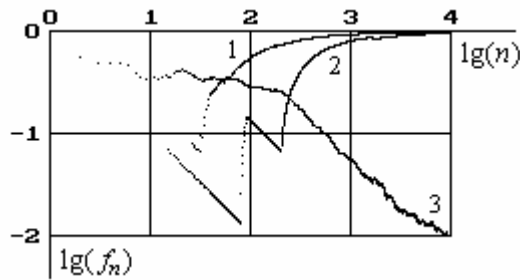


Рис. 2. Характеристики самоорганізації стохастичної гри

Зменшення функції середніх програшів у часі свідчить про збіжність ігрового методу. Функція кількості скоординованих станів ілюструє інверсну координацію стратегій між множинами гравців {1, 3, 5} та {2, 4, 6}, починаючи з $\sim 10^2$ кроків гри. Функція кількості ритмічних змін стратегій ілюструє інверсну координацію стратегій гравців у послідовні моменти часу. Зростання цих функцій у часі свідчить про самоорганізацію стохастичної гри.

Динаміка вибору чистих стратегій стохастичної гри зображена на рис. 3. На початковому відрізку часу спостерігається хаотична зміна опорних ніг ненавченого аніматора (рис. 3, а). Після навчання ($n > 100$ кроків) відбувається скоординована, ритмічна зміна опорних ніг за схемою {1, 3, 5} – {2, 4, 6} (рис. 3, б).

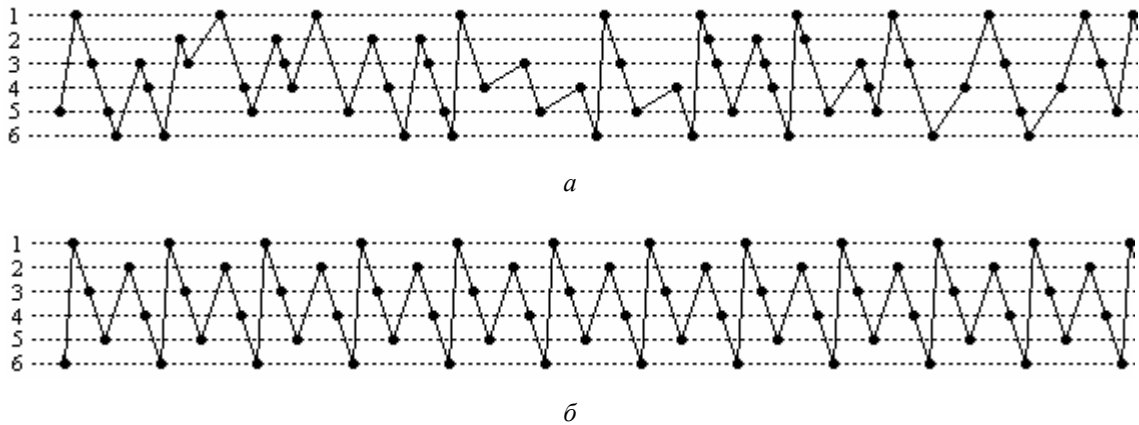


Рис. 3. Динаміка координації руху аніматора: а – вибір стратегій ненавченим аніматором; б – вибір стратегій навченим аніматором

Метод (4) забезпечує розв’язування стохастичної гри у чистих стратегіях (на вершині одиничного симплексу). Зображена на рис. 3, б ритмічна хода аніматора згенерована навченими матрицями імовірностей переходів $p_n^{i*} = \begin{matrix} \rightarrow & [0,1] \\ & [1,0] \end{matrix}$ для $i \in \{1,3,5\}$ та $p_n^{i*} = \begin{matrix} \rightarrow & [0,1] \\ & [1,0] \end{matrix}$ для $i \in \{2,4,6\}$. Стрілкою позначено поточний стан гравців. У момент часу n гравці із множини {1,3,5} керують підняттям закріплених за ними ніг аніматора, а гравці із множини {2,4,6} – опусканням ніг. Відповідно до сформованих матриць імовірностей p_n^{i*} у момент часу $n+1$ відбуваються переходи в інверсні стани гравців – підняті ноги опускаються до опори, а опорні ноги піднімаються. Щоб забезпечити переміщення аніматора, опускання ніг комбінують з їх відштовхуванням від поверхні.

Ваговий коефіцієнт λ визначає рівень впливу на поточний програш ξ_n^i (1) скоординованих між множинами {1, 3, 5}, {2, 4, 6} стратегій та ритмічної зміни стратегій гравців у послідовні моменти часу. Дотримання умов руху аніматора визначається певним балансом між цими впливами. У разі зростання λ забезпечується координація інверсних станів множин {1, 3, 5} та {2, 4, 6}, але порушується ритм їх зміни з бігом часу. Результати впливу параметра λ на ефективність ігрового методу (4) зображено на рис. 4 у вигляді графіків функцій K_n (8) та M_n (9), отриманих за $n = n_{\max}$ та $d = 0$.

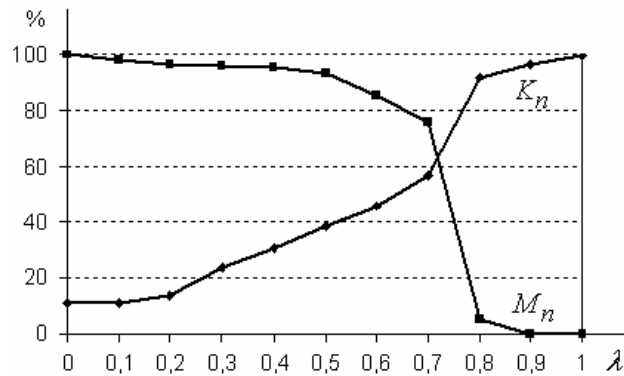


Рис. 4. Вплив вагового коефіцієнта λ на ефективність ігрового методу, якщо $d = 0$

Як видно з рис. 4, за допомогою параметра λ непросто досягти належного балансу взаємної координації та ритмічної зміни стратегій гравців. Експериментально встановлено, що такого балансу можна добитись впливом білого шуму, який забезпечує випадкове, незміщене коливання рівня балансу між різними видами штрафів. Відповідні результати, отримані за $d = 0.25$, подано на рис. 5.

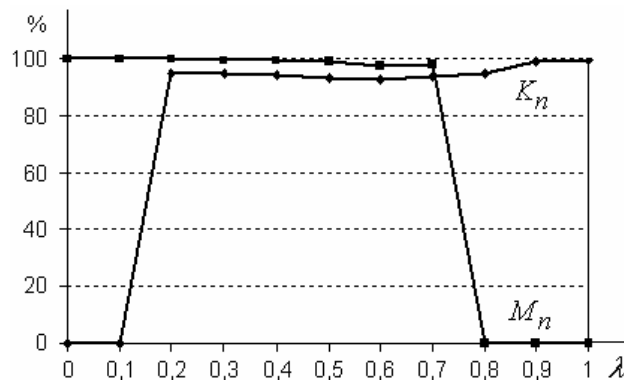


Рис. 5. Вплив вагового коефіцієнта λ на ефективність ігрового методу, якщо $d = 0.25$

За дії білого шуму умови скоординованого ритмічного переміщення анімата виконуються для значень параметра $\lambda \in [0.2; 0.7]$.

Вплив дисперсії завад d на ефективність ігрового методу (4) зображено на рис. 6. Результати отримано при $\lambda = 0.5$. При величині $\sqrt{d} \in [0.2; 0.8]$ характеристики ефективності методу перевищують рівень у 90%. За межами цього відрізка параметри ефективності погіршуються.



Рис. 6. Вплив дисперсії d на ефективність ігрового методу

Ефективність ігрового методу великою мірою залежить від параметрів α та β , які визначають швидкість збіжності ігрового методу. Значення цих параметрів повинні задовольняти базові умови стохастичної апроксимації. Залежність параметрів ефективності стохастичної гри від α наведена у вигляді графіків на рис. 7.

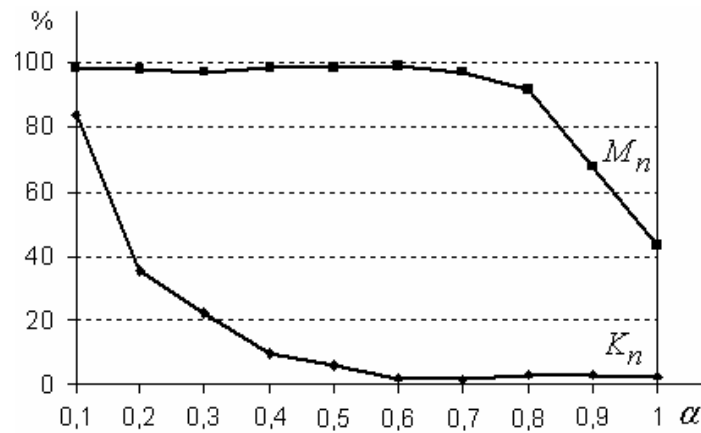


Рис. 7. Вплив параметра α на ефективність ігрового методу

Зростання α призводить до погіршення координації інверсних дій між множинами гравців $\{1, 3, 5\}$ та $\{2, 4, 6\}$. При цьому зберігається високий ступінь (якщо $\alpha \leq 0.8$) часового ритму стратегій гравців. Скоординовані та ритмічні дії гравців досягаються за малих значень $\alpha \in (0; 0.1]$.

Загалом швидкість збіжності ігрового методу залежить від усіх параметрів моделі. На рис. 8 зображено графік середньої норми (10) відхилення змішаних стратегій від оптимальних значень для параметрів $\gamma=1$, $\varepsilon=0.999/2$, $\alpha=0.01$, $\beta=2$, $\lambda=0.5$, $d=0.25$. Порядок швидкості збіжності можна оцінити тангенсом кута φ , утвореного між графіком лінійної апроксимації норми відхилення змішаних стратегій гравців від оптимальних значень та віссю часу.

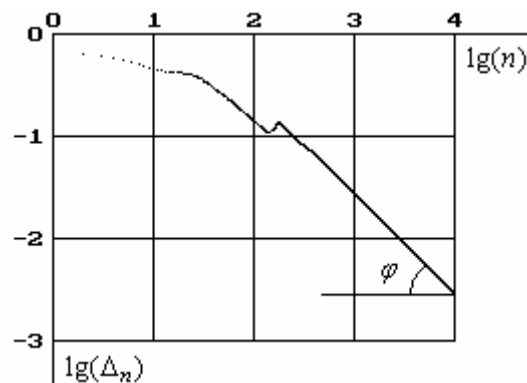


Рис. 8. Динаміка середньої похибки розв'язування стохастичної гри

Відповідно підібравши параметри, можна досягти близького до 1 порядку швидкості збіжності розглянутої стохастичної гри.

Висновки

Стохастичні ігрові моделі аніматів дають змогу дослідити загальні принципи природної поведінки біологічних систем в умовах невизначеності для їх використання під час конструювання роботів та інших штучних інтелектуальних систем.

Розроблена модель стохастичної гри основана на навчанні шестиногого робота-аніматора переміщенню завдяки скоординованій ритмічній зміні позицій його ніг.

Групова координація та часовий ритм керування рухом анімата забезпечуються адаптивним пошуковим методом розв'язування стохастичної гри з урахуванням поточних штрафів за відповідні порушення координації та ритму. Встановлено, що можливість навчити анімата виконувати скоординовані ритмічні дії визначається балансом між цими штрафами, якого можна досягти впливом білого шуму.

Запропонований рекурентний метод забезпечує розв'язування стохастичної гри у реальному масштабі часу на основі збирання поточної інформації та її адаптивного опрацювання. Розглянутий метод належить до класу реактивних методів і моделює рефлексивну поведінку живих організмів.

Збіжність методу забезпечується дотриманням базових умов стохастичної апроксимації. Параметри збіжності визначаються теоретично та уточнюються експериментально. За належного підбору параметрів запропонований метод забезпечує близький до 1 порядок асимптотичної швидкості збіжності, що є граничним значенням для цього класу методів.

Достовірність отриманих результатів підтверджується повторюваністю значень розрахованих характеристик стохастичної гри для різних послідовностей випадкових величин.

Для розвитку запропонованого ігрового методу необхідно поєднати реактивну та когнітивну форми вироблення рішень, що дасть змогу розширити інтелектуальні здібності анімата у просторовому орієнтуванні.

1. Wooldridge M. *An Introduction to Multiagent Systems* / M. Wooldridge. – John Wiley & Sons, 2002. – 366 p.
2. Охоцимский Д.Е. *Механика и управление движением автоматического шагающего аппарата* / Д.Е. Охоцимский, Ю.Ф. Голубев. – М.: Наука, 1984. – 312 с.
3. Pfeiffer F. *Six-legged technical walking considering biological principles* / F. Pfeiffer et al. // *Robotics and Autonomous Systems*. – 1995. – No. 14. – P. 223–232.
4. Цыпкин Я.З. *Адаптивные методы выбора решений в условиях неопределенности* / Я.З. Цыпкин // *Автоматика и телемеханика*. – 1976. – № 4. – С. 78–91.
5. Срагович В.Г. *Теория адаптивных систем* / В.Г. Срагович. – М.: Наука, 1976. – 319 с.
6. Растрюгин Л.А. *Адаптация случайного поиска* / Л.А. Растрюгин, К.К. Рупа, Г.С. Тарасенко. – Рига: Зинатне, 1973. – 242 с.
7. Цетлин М.Л. *Исследования по теории автоматов и моделированию биологических систем* / М.Л. Цетлин. – М.: Наука, 1969. – 316 с.
8. Поспелов Д.А. *Вероятностные автоматы* / Д.А. Поспелов. – М.: Энергия, 1970. – 88 с.
9. Варшавский В.И. *Коллективное поведение автоматов* / В.И. Варшавский. – М.: Наука, 1973. – 408 с.
10. Назин А.В. *Адаптивный выбор вариантов: Рекуррентные алгоритмы* / А.В. Назин, А.С. Позняк. – М.: Наука, 1986. – 288 с.
11. Королюк В.С. *Автоматы. Блуждания. Игры* / В.С. Королюк, А.И. Плетнев, С.Д. Эйдельман // *Успехи математических наук*. – 1988. – Т. 43, № 1. – С. 87–122.
12. Meyer J.A. *From animals to animats* / J.A. Meyer, S.W. Wilson (Eds.) // *Proceedings of the First International Conference on Simulation of Adaptive Behavior*. – Cambridge, MA: The MIT Press/Bradford Books, 1991. – 562 p.
13. Brooks R.A. *New approaches to robotics* / R.A. Brooks. – *Science*, 1991. – V.253. – P. 1227 – 1232.
14. Maes P. *Modeling adaptive autonomous agents* / P. Maes // *Artificial Life Journal*. – 1994. – V.1. # 1 – 2. – P. 135–162.
15. McFarland D.J. *Intelligent Behaviour in Animals and Robots* / D.J. McFarland, T. Boesser. – MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1993. – 303 с.
16. Webb B. *What does robotics offer animal behaviour?* / B. Webb. // *Animal Behaviour*, 2000. – V.60. – P.545 – 558.
17. Guillot A. *The Animat Contribution to Cognitive Systems Research* / A Guillot, J.-A. Meyer // *Journal of Cognitive Systems Research*. – 2001. – 2(2). – P. 157–165.
18. Доманский В.К. *Стохастические игры* / В.К. Доманский // *Математические вопросы кибернетики*. – 1988. – № 1. – С. 26–49.
19. Мулен Э. *Теория игр с примерами из математической экономики* / Э. Мулен. – М.: Мир, 1985. – 200 с.
20. Вазан М. *Стохастическая аппроксимация* / М. Вазан. – М.: Мир, 1972. – 295 с.