УДК 004.8 http://doi.org/10.15407/pp2024.02-03.231

І.П. Сініцин, А.Ю. Дорошенко, С.В. Пашко

МАТЕМАТИЧНІ МЕТОДИ ПЛАНУВАННЯ В СИСТЕМАХ, ЩО СКЛАДАЮТЬСЯ З РАЦІОНАЛЬНИХ АГЕНТІВ

Робота присвячена математичним методам планування в системах, що складаються з раціональних агентів. Агентом вважається автономний об’єкт, який має джерела інформації про навколишнє середовище та впливає на це середовище. Раціональним агентом вважається агент, який має мету і заради її досягнення використовує оптимальні стратегії поведінки. Вважається, що існує функція корисності, яка визначена на множині можливих послідовностей дій агента і приймає значення в множині дійсних чисел. Раціональний агент діє так, щоб максимізувати функцію корисності. Якщо раціональні агенти утворюють систему, то вони мають спільну мету і діють оптимальним способом для її досягнення. Агенти використовують оптимальний розв’язок екстремальної задачі, який відповідає меті системи. Розглянуто задачу лінійного програмування, в якій максимізується кількість виготовлених системою комплектів продукції. Для розв’язування нелінійної задачі оптимізації плану виготовлення продукції застосовується метод умовного градієнта, який на кожній ітерації допускає апостеріорну оцінку похибки ортиманого розв’язку та дозволяє зупинити процес обчислень після досягнення потрібної точності. Оскільки раціональні агенти, що входять до складу системи, можуть мати окремі критерії оптимальності, виникають задачі багатокритеріальної оптимізації. В статті розглядається людино-машинна процедура розв’язування таких задач, яка пов’язана з методом умовного градієнта і на кожній ітерації використовує інформацію від особи, що приймає рішення (ОПР). Труднощі такого підходу полягають у тому, що ОПР не в змозі багаторазово приймати рішення за умови значної кількості ітерацій метода нелінійного програмування. В статті запропоновано замінити ОПР штучною нейронною мережею. Для пошуку оптимальних значень параметрів цієї мережі застосовуються методи нелінійного та стохастичного програмування.

Ключові слова: метод, планування, раціональний агент, система, багатокритеріальна оптимізація, нейронна мережа.

I. Sinitsyn, A. Doroshenko, S. Pashko

MATHEMATICAL METHODS OF PLANNING IN SYSTEMS CONSISTED OF RATIONAL AGENTS

The paper is devoted to mathematical methods of planning in systems consisting of rational agents. An agent is an autonomous object that has sources of information about the environment and influences this environment. A rational agent is an agent who has a goal and uses optimal behavioral strategies to achieve it. It is assumed that there is a utility function, which is defined on the set of possible sequences of actions of the agent and takes values in the set of real numbers. A rational agent acts to maximize the utility function. If rational agents form a system, then they have a common goal and act in an optimal way to achieve it. Agents use the optimal solution of the extreme problem, which corresponds to the goal of the system. The problem of linear programming is considered, in which the number of product sets produced by the system is maximized. To solve the nonlinear problem of optimizing the production plan, the conditional gradient method is used, which at each iteration allows a posteriori estimation of the error of the solution and allows stopping the calculation process after reaching the required accuracy. Since the rational agents that are part of the system can have separate optimality criteria, multi-criteria optimization problems appear. The article considers a human-machine procedure for solving such problems, which is connected with the conditional gradient method and uses information from the decision-maker (DM) at each iteration. The difficulties of this approach are that the DM is not able to make decisions many times under the condition of a significant number of iterations of the nonlinear programming method. The article proposes to replace OPR with an artificial neural network. Nonlinear and stochastic programming methods are used to find optimal parameters of this network.

Keywords: method, planning, rational agent, system, multi-criteria optimization, neural network.

Вступ

В останні роки в рамках теорії штучного інтелекту успішно розвивається агентно-орієнтований підхід. Агенти вважаються раціональними або інтелектуальними та можуть утворювати багатоагентні системи і діяти заради досягнення спільної мети. Системи агентів вивчаються з різних точок зору: з позиції теорії конфліктних процесів, теорії інформації, соціальної психології, програмної інженерії, в контексті понять електроніки. В запропонованій роботі розглядається аспект оптимізації дій агентів у складі багатоагентної системи.

В роботі [1] показано, що основними видами діяльності, які пов’язані з керуванням системами раціональних агентів та окремими агентами, є кооперування (утворення систем агентів), планування та координація дій агентів, розміщування систем та розпізнавання. Проблеми кооперації, планування і координації дій агентів детально вивчаються в монографії [2]. Задачі розпізнавання досліджуються в роботах [3, 4], задачі розміщування – в роботах [5, 6]. В роботі [7] визначається та використовується поняття раціонального агента.

Для розв'язування екстремальних задач планування, тобто для пошуку оптимальних планів дій у багатоагентних системах, що складаються з раціональних агентів, застосовуються методи математичного програмування, зокрема, методи лінійного, нелінійного, стохастичного, дискретного програмування [8 – 12]. Для багатоагентних систем важливе значення мають задачі багатокритеріальної оптимізації та відповідні математичні методи [13, 14]. В роботі [14] для розв’язання багатокритеріальних задач застосовуються людино-машинні процедури, в яких метод нелінійного програмування поєднується з роботою особи, що приймає рішення (ОПР). Труднощі такого підходу полягають у тому, що ОПР не в змозі багаторазово приймати рішення за умови значної кількості ітерацій методу нелінійного програмування.

В даній роботі розглядається проблема оптимального планування дій багатоагентної системи, що складається з раціональних агентів. Описуються екстремальні задачі планування та відповідні математичні методи їх розв’язування. В задачах багатокритеріальної оптимізації пропонується замість ОПР використовувати штучну нейронну мережу та запропоновано способи визначення оптимальних значень параметрів такої мережі.

1. Агенти та багатоагентні системи

Поняття раціонального агента широко використовується в теорії штучного інтелекту, економіці, теорії ігор та має об’єднуюче значення, дозволяючи визначити основні задачі, що стоять перед агентами та багатоагентними системами, взаємозв’язки між цими задачами тощо. В роботі [7] агентом вважається автономний об’єкт, який сприймає навколишнє середовище за допомогою датчиків та впливає на це середовище за допомогою виконавчих механізмів. Вважається, шо програма агента працює в обчислювальному пристрої та приймає дані від датчиків, розпізнає і аналізує дані, обчислює оптимальну стратегію поведінки агента, подає команди виконавчим механізмам. Агентом може бути комп’ютерна програма, робот, людина. В [7] наведено наступне визначення раціонального агента: “Для будь-якої послідовності актів сприйняття раціональний агент повинен обрати дію, яка, як очікується, максимізує його показники продуктивності, з врахуванням факторів, наданих даною послідовністю актів сприйняття та всіх вбудованих знань, що ними володіє агент”.

Зазвичай існують різні допустимі послідовності дій агента, які ведуть до мети. В такому разі доцільно вважати, що існує функція корисності, визначена на множині послідовностей дій агента (або системи агентів), яка приймає значення з множини дійсних чисел. В [7] обгрунтовується таке твердження: “раціональний агент повинен діяти так, щоб максимізувати функцію корисності". Раціональним агентом назвемо агент, який заради досягнення мети використовує оптимальну стратегію поведінки, максимізуючи функцію корисності. Багатоагентною системою назвемо систему, що складається з раціональних агентів, які мають спільну мету і використовують оптимальну стратегію для її досягнення. Можна вважати, що для системи сформульована екстремальна задача і агенти формують стратегію поведінки, використовуючи оптимальний розв'язок цієї задачі. Наведемо приклади систем, що складаються з раціональних агентів:

– система органів державного управління, підприємств, установ і організацій оборонно-промислового комплексу (ОПК) країни;

– система економік різних країн, що розвиваються у взаємодії;

– група дронів, що переслідують ціль.

Зауважимо, що до системи агентів може входити центральний агент, який виконує деякі з керівних функцій.

В літературі існують визначення агентів інших типів, які відрізняються від раціональних агентів. В роботі [2] визначається поняття інтелектуального агента, який повинен мати такі властивості: реактивність, тобто здатність сприймати стан оточуючого середовища та діяти відповідно; проактивність, тобто здатність до виявлення власної ініціативи; соціальну активність, тобто здатність до взаємодії з іншими агентами для досягнення мети.

Агенти вважаються автономними. Автономність означає, що поведінка агента визначається не тільки навколишнім середовищем, а й значною мірою властивостями агента.

Визначення агента називається "слабким", якщо воно містить тільки описані ознаки, тобто автономність, реактивність, проактивність, соціальну активність [15]. Якщо крім наведених ознак у визначенні агента присутні додаткові, то визначення називається "сильним". Серед додаткових можуть бути такі властивості: бажання – ситуації, бажані для агента; наміри – те, що потрібно зробити для задоволення бажань або для виконання обов'язків перед іншими агентами; цілі – множина проміжних та кінцевих цілей агента; знання – частина знань, що не змінюється протягом існування агента; переконання – частина знань агента, що може змінюватися.

Вважаємо, що агенти володіють наведеними вище та, можливо, іншими властивостями тією мірою, якою це необхідно для розв'язання задач і використання отриманих розв'язків.

Плануванням вважається розроблення способу дій багатоагентної системи та окремих агентів у майбутньому залежно від ситуацій, які можуть виникнути, вибір ефективного способу дій, оптимальний розподіл ресурсів. Існують наступні можливості планування дій системи [16]: централізоване планування, розподілене розроблення централізованого плану, розподілене розроблення розподіленого плану. Приклади включають групи автономних транспортних засобів, мобільні сенсорні мережі, маршрутизацію в мережах даних, системи транспортування, багатопроцесорні обчислення, енергетичні системи [17].

Далі зосередимося на централізованому плануванні.

2. Оптимізаційні моделі планування в багатоагентних системах і відповідні числові методи

Розглянемо оптимізаційні (екстремальні) задачі планування в багатоагентних системах. Такі задачі можуть бути застосовані, зокрема, в процесі планування діяльності ОПК України. ОПК являє собою систему, що складається з науково-дослідних центрів, державних організацій, взаємопов'язаних промислових підприємств, які виробляють товари військового призначення. Кожний елемент цієї системи вважаємо раціональним агентом. Припустимо, існує виділений агент (наприклад, міністерство), що володіє потрібною для планування інформацією.

Нехай система містить m раціональних агентів, кожний з яких виробляє кілька видів продукції. Деякі агенти можуть не виробляти кінцеві продукти, виконуючи керуючі функції. Позначимо n кількість видів продукції, нехай $x_{ij}-$ вартість j-ї продукції, що виробляється i-м агентом, α_j- питома вага j-ї продукції у складі комплекту кінцевої продукції. Позначимо $x=(x_{11},x_{12},...,x_{mn})$. Потрібно максимізувати кількість вироблених комплектів кінцевої продукції

$$\min_{j=1,...,n}\left(\sum_{i=1}^{m}x_{ij}/\alpha_j\right) \underset{x}{\rightarrow} \max \qquad (1)$$

за умов

$$\sum_{j=1}^{n}a_{ijk}x_{ij} \le b_{ik},\quad i=1,...,m,\quad k=1,...,l, \qquad (2)$$

$$x_{ij}^{\min} \le x_{ij} \le x_{ij}^{\max},\quad i=1,..,m,\quad j=1,...,n. \qquad (3)$$

Тут $a_{ijk}-$витрати k-го ресурсу на вироблення j-ї продукції одиничної вартості на i-му підприємстві, $b_{ik}-$ запас k-го ресурсу на i-му підприємстві, l – кількість видів ресурсів, $x_{ij}^{\min}, x_{ij}^{\max}-$ задані числа, $0\le x_{ij}^{\min}\le x_{ij}^{\max}<\infty$.

Позначимо X множину векторів x, які задовольняють умови (2), (3). Використовуючи додаткову змінну y, задачу (1) – (3) запишемо так:

$$y \underset{x,y}{\rightarrow} \max, \qquad (4)$$

$$\sum_{i=1}^{m}x_{ij}/\alpha_j \ge y,\quad j=1,...,n, \qquad (5)$$

$$x\in X. \qquad (6)$$

Задача (4) – (6) являє собою задачу лінійного програмування. Зауважимо, що числа, які фігурують в задачах (1) – (3) та (4) – (6), являють собою частину знань та переконань агентів, а цільова функція виражає наміри системи.

Припустимо, в задачі (1) – (3) замість цільової функції (1) використовується деяка цільова функція $f(x)$, тобто розв'язується задача

$$f(x) \underset{x\in X}{\rightarrow} \max. \qquad (7)$$

Функцію $f(x)$ вважаємо увігнутою на множині X та гладкою на деякій околиці множини X. Гладкість означає, що функція $f(x)$ має неперервні частинні похідні за всіма змінними, а околицею X називається відкрита множина, що містить X. Для розв'язання цієї задачі доцільно використати метод умовного градієнта [8], який полягає в наступному. Виберемо $x^0\in X$. На s-му кроці ($s=0,1,2,...$) обчислюємо

$$\bar{x}^s = \arg\max_{x\in X}\left\langle \nabla f(x^s), x\right\rangle, \qquad (8)$$

$$t_s = \arg\max_{0\le t\le 1} f(x^s + t(\bar{x}^s - x^s)), \qquad (9)$$

$$x^{s+1} = x^s + t_s(\bar{x}^s - x^s). \qquad (10)$$

Тут ∇f означає градієнт функції f, $\langle a,b\rangle-$ скалярний добуток векторів $a=(a_1,...,a_n)$ та $b=(b_1,...,b_n)$, тобто $\langle a,b\rangle=\sum_{j=1}^{n}a_jb_j$.

Позначимо x^* оптимальний розв'язок задачі (7). Справедливі співвідношення [8]

$$f(x^*) - f(x^s) \le \left\langle \nabla f(x^s), \bar{x}^s - x^s\right\rangle, \qquad (11)$$

$$f(x^*) - f(x^s) = O(1/s). \qquad (12)$$

Оцінку (12) неможливо покращити. З результатів роботи [10] та з (12) випливає, що метод умовного градієнта не субоптимальний. Цей метод доцільно використовувати для розв'язання задачі (7) через можливість застосування оцінки (11), яка дозволяє зупинити обчислювальний процес після досягнення потрібної точності, та через його простоту і задовільну швидкість збіжності на практиці. Метод умовного градієнта використовується в наступному розділі як складова частина багатокритеріальної оптимізації.

Якщо функція f не є гладкою або замість градієнта (узагальненого градієнта) функції f відомий його стохастичний аналог, для розв'язання задачі (7) використовуються методи негладкої оптимізації та стохастичного програмування [9 – 11]. Якщо замість задачі (7) розглядається задача дискретного програмування, можна використовувати методи гілок та меж, евристичні алгоритми, методи випадкового пошуку з локальною оптимізацією, поліноміальні наближені схеми [12].

3. Багатокритеріальна оптимізація та людино-машинні процедури

Окрім спільної мети, кожний раціональний агент багатоагентної системи може мати свій критерій оптимальності. Проблема полягає в тому, щоб знайти якісний розв'язок, який підходить для всіх агентів. Вважаємо, що екстремальна задача для i-го агента має вигляд

$$f_i(x) \underset{x\in X}{\to} \max, \qquad (13)$$

де $i \in \{1,...,m\}$, $x = (x_1,...,x_n)$, X – опукла замкнута обмежена множина n-вимірного евклідового простору. В [13] описані методи розв'язання багатокритеріальних задач: метод згортки, тобто заміни множини критеріїв (13) одним критерієм; метод головного критерію; метод цільового програмування; метод поступок.

Розглянемо людино-машинний метод багатокритеріальної оптимізації [14]. Цей метод використовує метод нелінійного програмування, в якому напрямки руху та величини кроків визначаються за допомогою ОПР. Задачу багатокритеріальної оптимізації будемо розглядати в такому вигляді:

$$f(x) = u(f_1(x),...,f_m(x)) \underset{x\in X}{\to} \max. \quad (14)$$

Тут u – функція корисності, X – опукла замкнута обмежена множина n-вимірного евклідового простору. Вважаємо, шо функція $f(x)$ увігнута на X. Наступні умови [14] є достатніми для увігнутості функції f на множині X:

1) функція u увігнута, а функції $f_i, i = 1,...,m,$ лінійні;
2) функції u та $f_i, i = 1,...,m,$ увігнуті, і функція u є неспадною за кожною змінною.

Припустимо, що виконуються умови, які гарантують існування неперервних частинних похідних складної функції $u(f_1(x),...,f_m(x))$ та справедливість правила їх обчислення [18].

Для розв'язання задачі (14) використаємо метод умовного градієнта (8) – (10). Згідно з правилом обчислення частинних похідних від складної функції, маємо

$$\nabla f(x^s) = \nabla u(f_1(x^s),...,f_m(x^s)) = \sum_{i=1}^{m} \left(\frac{\partial u}{\partial f_i}\right)^s \nabla f_i(x^s).$$

Тут $(\partial u/\partial f_i)^s$ – i-а частинна похідна від u, обчислена в точці $(f_1(x^s),...,f_m(x^s))$, а $\nabla f_i(x^s)$ – градієнт функції f_i, обчислений в точці x^s. Лінійна функція $\langle \nabla f(x^s), x \rangle$, що входить до співвідношення (8), відома не повністю, оскільки не відомі величини $(\partial u/\partial f_i)^s$. Зауважимо, що у співвідношенні (8) вираз $\langle \nabla f(x^s), x \rangle$ можна помножити на додатнє число. Зокрема, його можна розділити на будь-який додатній коефіцієнт $(\partial u/\partial f_i)^s$. (Можна також вибрати від'ємний коефіцієнт, такий випадок розглядається аналогічно). Без втрати загальності вважаємо, що за дільника обрано перший коефіцієнт $(\partial u/\partial f_1)^s$. Співвідношення (8) запишемо так:

$$\bar{x}^s = \arg\max_{x\in X} \left\langle \sum_{i=1}^{m} w_i^s \nabla f_i(x^s), x \right\rangle, \qquad (15)$$

де $w_i^s = (\partial u/\partial f_i)^s / (\partial u/\partial f_1)^s$.

В (15) усі величини, крім w_i^s, вважаються відомими. Величини w_i^s, що показують відносну важливість 1-го та i-го критеріїв, визначаються за допомогою ОПР, після чого виконується оптимізація (15). В роботі [14] запропоновано такий спосіб визначення w_i^s.

Припустимо, функція u задовольняє умови, що гарантують справедливість теореми про повний приріст функції багатьох змінних [18]. Нехай у точці $(f_1(x^s),...,f_m(x^s))$ критерій f_1 отримав приріст Δ_1, критерій f_i – приріст Δ_i, значення інших критеріїв не змінилися. Маємо

$$\begin{aligned}\Delta u \ = \ & u(f_1(x^s)+\Delta_1, f_2(x^s),...,f_{i-1}(x^s), \\ & f_i(x^s)+\Delta_i, f_{i+1}(x^s),...,f_m(x^s)) \ - \\ & - \ u(f_1(x^s),...,f_m(x^s)) \ = (\partial u/\partial f_1)^s \Delta_1 + \\ & + (\partial u/\partial f_i)^s \Delta_i + o\left(\sqrt{(\Delta_1)^2 + (\Delta_i)^2}\right).\end{aligned}$$

Нехай ОПР вибирає величини Δ_1, Δ_i так, щоб виконувалась рівність $\Delta u = 0$. В такому разі приблизно виконується рівність $(\partial u/\partial f_1)^s \Delta_1 + (\partial u/\partial f_i)^s \Delta_i = 0$, тобто

$$w_i^s = -\frac{\Delta_1}{\Delta_i}. \qquad (16)$$

На кроці (9) методу умовного градієнта розв'язується задача

$$u(\ f_1(x^s + t(\bar{x}^s - x^s)),...,\\ f_m(x^s + t(\bar{x}^s - x^s))\ ) \underset{0 \le t \le 1}{\to} \max. \qquad (17)$$

Тут цільова функція є функцією однієї змінної t. На одному графіку зображуються криві $f_j(x^s + t(\bar{x}^s - x^s))$, $j = 1,2,...,m$, на проміжку $0 \le t \le 1$. Аналізуючи побудовані графіки, ОПР вибирає найкраще значення t з проміжку [0,1].

Отже, в процесі застосування методу умовного градієнта за допомогою ОПР розраховуються величини w_i^s за формулою (16), оптимальне значення t в задачі (17) і, можливо, здійснюється вибір початкової точки x^0. Всі інші розрахунки виконує комп'ютерна програма.

Очевидно, ОПР не завжди може якісно виконати покладені на нього завдання в процесі багатокритеріальної оптимізації. Крім того, метод нелінійного програмування може виконувати велику кількість ітерацій, що неприйнятно для ОПР. Тому замість ОПР доцільно використати систему штучного інтелекту. Зокрема, можна використати штучну нейронну мережу, що розраховує величини w_i^s, використовуючи формулу (16), та оптимальне значення t в задачі (17). Такі мережі розглядаються в наступному розділі.

4. Використання штучних нейронних мереж в методах оптимізації

Штучні нейронні мережі (далі – нейронні мережі) набули широкого розповсюдження у складі систем штучного інтелекту. Математичною моделлю штучного нейрона вважаємо функцію $y = f\left(\sum_{j=1}^{r} w_j x_j\right)$, де дійсні числа $x_1,...,x_r$ – входи нейрона, дійсне число y – вихід, дійсні числа $w_1,...,w_r$ – вагові коефіцієнти.

Нейронна мережа, що об'єднує велику кількість штучних нейронів, здатна розв'язувати складні задачі. Вважаємо, що мережа має n входів та один вихід і обчислює деяку функцію $f(x_1,...,x_n)$. Нехай $I^n = [0;1]^n$ – n-вимірний одиничний куб. Важливе значення має наступна теорема [19].

Теорема 1. Для будь-якого цілого $n \ge 2$ існують такі визначені на одиничному відрізку $I^1 = [0;1]$ неперервні дійсні функції $\psi_{ij}(t)$, що кожна визначена на n-вимірному одиничному кубі I^n неперервна дійсна функція $f(x_1,...,x_n)$ представна у вигляді

$$f(x_1,...,x_n) = \sum_{i=1}^{2n+1} \varphi_i \left(\sum_{j=1}^{n} \psi_{ij}(x_j) \right), \qquad (18)$$

де функції $\varphi_i(y)$ дійсні та неперервні.

Зауважимо, що функції $\psi_{ij}(x_j)$ не залежать від функції f. Формулу (18) можна представити у вигляді нейронної мережі, що об'єднує $2n^2 + 3n + 2$ штучних нейрони. Отже, будь-яку визначену на n-вимірному одиничному кубі I^n неперервну дійсну функцію $f(x_1,...,x_n)$ можна обчислити за допомогою нейронної мережі.

Сигмоїдною називається така функція $\sigma(t)$, що

$$\sigma(t) \to \begin{cases} 1, & t \to +\infty, \\ 0, & t \to -\infty. \end{cases}$$

Наприклад, $\sigma(t) = 1/(1 + e^{-t})$ – сигмоїдна функція. Позначимо $C(I^n)$ простір неперервних функцій на I^n. В роботі [20] доведено таку теорему.

Теорема 2. Нехай σ – будь-яка неперервна сигмоїдна функція. Скінчені суми виду

$$G(x) = \sum_{j=1}^{N} \alpha_j \sigma\left(\left\langle y_j, x \right\rangle + \theta_j\right) \qquad (19)$$

(де α_j, θ_j – дійсні числа, y_j – вектори з дійсними компонентами, $y_j = (y_{j1},..., y_{jn})$) утворюють щільну множину в $C(I^n)$. Іншими словами, для кожних $f \in C(I^n)$ та $\varepsilon > 0$ існує сума $G(x)$ виду (19) така, що

$$\left|G(x)-f(x)\right|<\varepsilon, \quad \forall x\in I^n.$$

Формулу (21) можна представити у вигляді нейронної мережі, що об'єднує $N+1$ штучний нейрон, за допомогою яких обчислюються значення функції G. Теореми 1, 2 обгрунтовують придатність нейронних мереж для обчислення будь-яких неперервних функцій. Нейронна мережа, яка побудована на основі теореми 1 і точно обчислює значення функції f, містить обмежену кількість нейронів. Функції φ_i, ψ_{ij}, значення яких обчислюються в нейронах, можуть бути різними і не мати неперервних похідних. Нейронна мережа, яка побудована на основі теореми 2 і приблизно обчислює значення функції f, містить штучні нейрони, які використовують одну сигмоїдну функцію σ. Кількість штучних нейронів у такій нейронній мережі не обмежується. Якщо вибрати сигмоїдну функцію $\sigma(t)$, що має неперервну похідну, то величина G буде мати неперервні частинні похідні за всіма величинами α_j, θ_j та за всіма компонентами векторів y_j, що може відігравати важливу роль у процесі пошуку оптимальних значень цих параметрів.

Припустимо, на множині X задано розподіл імовірностей, та $x-$ випадковий елемент [21]; тут $x\in X$, $X-$ замкнута обмежена множина n-вимірного евклідового простору. Позначимо $\alpha=(\alpha_1,...,\alpha_N)$,

$$y=(y_{11},...,y_{Nn}), \ \theta=(\theta_1,...,\theta_N),$$

$$q(\alpha,y,\theta,x)=\sum_{j=1}^{N}\alpha_j\sigma\left(\left\langle y_j,x\right\rangle+\theta_j\right)-f(x).$$

Виберемо параметри α, y, θ як оптимальний розв'язок задачі

$$F(\alpha,y,\theta)=Eq^2(\alpha,y,\theta,x) \underset{\alpha,y,\theta}{\rightarrow} \min. \quad (20)$$

Тут $E-$ знак математичного сподівання.

Припустимо, сигмоїдна функція $\sigma(t)$ має неперервну похідну та виконані умови, достатні для диференціювання під знаком математичного сподівання. Маємо

$$\frac{\partial}{\partial\alpha_j}F(\alpha,y,\theta)=2E\left\{q\sigma\left(\left\langle y_j,x\right\rangle+\theta_j\right)\right\},$$

$$\frac{\partial}{\partial y_{jk}}F(\alpha,y,\theta)=2E\left\{q\alpha_j x_k\sigma'\left(\left\langle y_j,x\right\rangle+\theta_j\right)\right\},$$

$$\frac{\partial}{\partial\theta_j}F(\alpha,y,\theta)=2E\left\{q\alpha_j\sigma'\left(\left\langle y_j,x\right\rangle+\theta_j\right)\right\},$$

$$j=1,...,N, \quad k=1,...,n.$$

Тут $\sigma'(t)-$похідна від функції $\sigma(t)$. Отже, легко обчислюється вектор $g(\alpha,y,\theta,x)$, математичне сподівання якого дорівнює градієнту $\nabla F(\alpha,y,\theta)$ функції $F(\alpha,y,\theta)$, тому для розв'язування задачі (20) можна застосувати методи стохастичного програмування [9 – 11]. У випадку, коли цільова функція задачі (20) не опукла, за допомогою цих методів отримаємо локальний мінімум. У такому разі слід скористатися методом випадкового пошуку з локальною оптимізацією [12], у якому локальні оптимуми обчислюються за допомогою методу стохастичного програмування.

Виберемо $f(x)=u(f_1(x),...,f_m(x))$, де $u-$цільова функція задачі (14), та розрахуємо одним із описаних способів параметри α, y, θ функції (19). Відповідну нейронну мережу використаємо замість ОПР для розв'язання задачі багатокритеріальної оптимізації (14).

Висновки

В роботі розглянуто проблему оптимального планування дій в багатоагентних системах, що складаються з раціональних агентів. Наведено визначення понять агента, раціонального агента, системи, що складається з раціональних агентів. Основна увага приділяється централізованому плануванню. Описано екстремальні задачі планування та метод умовного градієнта. Розглянуто людино-машинну процедуру розв'язування задач багатокритеріальної оптимізації. Запропоновано використати штучну нейронну мережу замість ОПР. Запропоновано методи визначення оптимальних значень параметрів такої мережі.

Література

1. Pashko S.V., Sinitsyn I.P. Optimal solutions in systems consisted of rational agents. Artificial Intelligence. 2023. № 2. P. 16–26. (In Ukrainian).
2. Wooldridge M. An introduction to multiagent systems. John Wiley & Sons, 2009. 348 p.

3. Shlesinger M.I., Glavach V.A. Ten lectures on statistical and structural recognition. K.: Nauk. Dumka, 2004. 546 p. (In Russian).
4. Gupal A.M., Sergienko I.V. Optimal recognition procedures. K.: Nauk. Dumka, 2008. 232 p. (In Russian).
5. Pashko S.V. Optimal placement of multy-sensor system for threat detection. Cybernetics and Systems Analysis. 2018. V. 54, N 2. P. 249–257.
6. Pashko S., Molyboha A., Zabarankin M., Gorovyy S. Optimal sensor placement for underwater threat detection. Naval Research Logistics. 2008. Vol. 55, N 7. P. 684–699.
7. Russell S., Norvig, P. Artificial intelligence: a modern approach, 4th Edn. Hoboken, NJ: Pearson, 2021. 1115 p.
8. Polyak B.T. Introduction to optimization. Moscow: Nauka, 1979. 384 p. (In Russian).
9. Mikhalevich V.S., Gupal A.M., Norkin V.I. Methods of non-convex optimization. Moscow: Nauka, 1987. 280 p. (In Russian).
10. Nemirovskii A.S., Yudin D.B. Complexity of problems and effectiveness of optimization methods. Moscow: Nauka, 1979. 383 p. (In Russian).
11. Ermoliev Yu.M. Methods of stochastic programming. Moscow: Nauka, 1976. 240 p. (In Russian).
12. Papadimitriou C., Steiglitz K. Combinatorial optimization: Algorithms and Complexity. New Jersey: Prentice-Hall, Inc. Englewood Cliffs, 1982.
13. Kondruk M.E., Malyar M.M. Multi-criteria optimization of linear systems. Uzhhorod: DVNZ «Uzhgorod National University», 2019. 76 p. (In Ukrainian).
14. Geoffrion A.M., Dyer J.S., Fienberg A. An Interactive Approach for Multi-Criterion Optimization, with an Application to the Operation of an Academic Department. Management Science. 1972. Vol. 19, N 4, Part I. P. 357–368.
15. Gorodetsky V.I., Grushinsky M.S., Khabalov A.V. Multiagent systems: review of the current state of theory and practice. URL: https://www.slideshare.net/rudnichenko/mas-10320580. 2015. (In Russian).
16. Durfee E.H. Distributed problem solving and planning. ECCAI Advanced Course on Artificial Intelligence. Berlin, Heidelberg: Springer Berlin Heidelberg. 2001. P. 118–149.
17. Shamma J. Cooperative control of distributed multi-agent systems. John Wiley & Sons. 2008. 435 p.
18. Fikhtengolts G.M. Course of Differential and Integral Calculus. Volume 1. Moscow: Nauka, 1969. 607 p. (In Russian).
19. Kolmogorov A.N. On the representation of continuous functions of several variables in the form of superpositions of continuous functions of one variable and addition. DAN USSR. 1957. Vol. 114, № 5. P. 953–956. (In Russian).
20. Cybenko G. Approximation by Superpositions of a Sigmoidal function. Mathematics of Control, Signals and Systems. 1989. Vol. 2, N 4. P. 303–314.
21. Shiryaev A.N. Probability. Moscow: Nauka, 1980. 574 p. (In Russian).
22. Demyanov V.F., Malozemov V.N. Introduction to minimax. Moscow: Nauka, 1972. 368 p. (In Russian).

Одержано: 14.04.2024

Внутрішня рецензія отримана: 21.04.2024

Зовнішня рецензія отримана: 26.04.2024

Про авторів:

Сініцин Ігорь Петрович,
доктор технічних наук,
старший науковий співробітник,
директор Інституту програмних систем НАН України.
http://orcid.org/0000-0002-4120-0784

Дорошенко Анатолій Юхимович,
доктор фізико-математичних наук,
професор, завідувач відділу
http://orcid.org/0000-0002-8435-1451

Пашко Сергій Володимирович,
доктор фізико-математичних наук,
провідний науковий співробітник.
http://orcid.org/0000-0002-0453-4128

Місце роботи авторів:

Інститут програмних систем НАН України,
03187, м. Київ, проспект Академіка Глушкова, 40.
E-mail: pashko1955@gmail.com