УДК 519.6:004.8 PACS 02.60.-x, 02.60.Pn, 02.70.Wz

Н.О. Ільяхова, Н.О. Красношлик

ПОРІВНЯЛЬНИЙ АНАЛІЗ АЛГОРИТМУ PSO ТА ЙОГО МОДИФІКАЦІЙ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗУВАННЯ ЗАДАЧ ОПТИМІЗАЦІЇ

У роботі розглянуто алгоритм оптимізації роєм частинок PSO для розв'язування задач глобальної оптимізації, який відноситься до метаевристичних методів. Метою даної роботи є проведення порівняльного аналізу канонічного алгоритму PSO та його модифікацій для розв'язування задач оптимізації. Наведено модифікації алгоритму оптимізації роєм частинок, зокрема: метод повністю інформованого рою, алгоритм PSO з обмеженням швидкості та з використанням коефіцієнта стиснення. Запропоновано схрещений алгоритм PSO та досліджено його ефективність. Описано постановку задачі бінарної лінійної класифікації. Для мінімізації функціоналу похибки при побудові класифікатора використано алгоритм PSO, його модифікації та метод стохастичного градієнтного спуску.

Ключові слова: *алгоритм оптимізації роєм частинок, алгоритм PSO, задача оптимізації, задача бінарної класифікації*

Вступ

У сучасних умовах в науці і техніці існує стійка тенденція, пов'язана з необхідністю розв'язання широкого спектру практичних задач в оптимізаційній постановці. Для цього застосовуються досить різноманітні методи, але далеко не всі з поставлених задач можуть бути розв'язані з використанням традиційних підходів. Умовно існуючі методи розв'язання задач глобальної оптимізації можна розділити на детерміновані та стохастичні, тобто такі, що характеризуються організацією пошуку з відсутністю або наявністю псевдовипадкових елементів. Особливе місце серед стохастичних методів посідають методи, засновані на імітації природних процесів, які реалізують адаптивний випадковий пошук.

Одним з таких методів є алгоритм оптимізації роєм частинок PSO (Particle Swarm Optimization). Даний алгоритм відноситься до біонічних мультиагентних методів глобальної оптимізації, що моделює соціальну поведінку взаємодіючих агентів. Ідея методу PSO належить Дж. Кеннеді та Р. Еберхарт, які вперше сформулювали і успішно застосували для розв'язання оптимізаційних задач і навчання нейронних мереж. Суть мультиагентних методів оптимізації полягає у розповсюдженні інформації серед представників одного виду, що дає еволюційні вигоди всім членам популяції. Дана гіпотеза домінування колективного інтелекту стала фундаментальною при розробці алгоритму оптимізації роєм частинок.

1. Класичний алгоритм оптимізації роєм частинок (PSO)

Задача безумовної глобальної оптимізації формулюється як задача мінімізації цільової функції $f(x)$ в просторі пошуку D:

$$f(x) \to \min, X \in D = \{x \in R^d\}, \tag{1}$$

де область D – дійсний гіперкуб з розмірністю d, X – векторний аргумент цільової функції f, а її глобальний мінімум досягається у точці X^*.

У методі PSO рій частинок являє собою сукупність точок-розв'язків, які переміщаються у просторі в пошуках глобального мінімуму. При переміщенні частинки намагаються покращити знайдений ними раніше розв'язок і при цьому обмінюються інформацією зі своїми сусідами.

З роєм частинок також асоціюється множина векторів їх швидкостей

$$V = \{v_1, v_2, ..., v_s\}, \qquad (2)$$

Компоненти швидкостей і позицій частинок оновлюються за формулами

$$\begin{aligned} v'_{ij} &= wv_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 (g_j - x_{ij}), \\ x'_{ij} &= x_{ij} + v'_{ij}, \end{aligned} \qquad (3)$$

де v'_i і x'_i – нові швидкість і положення i-ої частинки; p_i – найкраще положення, знайдене цією частинкою раніше (personal best); g – найкраще положення, знайдене всім роєм (global best); c_1 і c_2 – відповідно когнітивний та соціальний коефіцієнти; r_1, r_2 – рівномірно розподілені випадкові числа з інтервалу [0, 1]. У формулі (3) передбачається, що час між оновленнями стану частинок роя $\Delta t = 1$.

Значення коефіцієнта w відіграє велику роль і визначає компроміс між дослідженням і локалізацією в просторі пошуку. При $w \geq 1$ швидкість частинки збільшується і рій «розходиться». При $w < 1$ частинки сповільнюються до тих пір, поки швидкість не стане рівною нулю. Таким чином, великі значення w сприяють дослідженню простору пошуку, а малі – локалізації розв'язку. Однак, занадто малі значення w позбавляють рій здатності досліджувати простір пошуку. Чим менше w, тим більше вплив когнітивної та соціальної компоненти. Як і інші параметри, оптимальне значення w проблемно-орієнтоване, тобто обирається для конкретної задачі. Якщо в процесі оптимізації частинка виходить за межі простору пошуку, відбувається обнуління відповідних компонент її швидкості, а сама частинка повертається до найближчої границі.

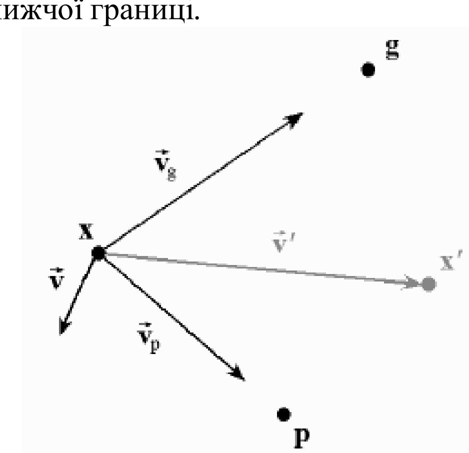

Рис. 1. Геометрична ілюстрація правила оновлення швидкостей [1]

На рис. 1 через $v_p = c_1 r_1 (p - x)$ і $v_g = c_2 r_2 (g - x)$ позначені відповідно когнітивний та соціальний компоненти нової швидкості частинки. Випадкові числа r_1, r_2 вносять в пошук елемент випадковості.

Величини вагових коефіцієнтів рівняння (3) обираються наступні

$$1 < c_1, c_2 \leq 2, \qquad (4)$$

що забезпечує збіжність методу.

Для підтримання балансу між локальним і глобальним пошуком, чисельні значення коефіцієнтів c_1 і c_2, як правило, обираються рівними. У більшості випадків найкращі результати і стабільність пошуку отримують при $c = 0.5 + \ln 2 \approx 1.19$.

Рій володіє пам'яттю про найкращі розв'язки, знайдені його окремими частинками і всім роєм в цілому. Під час ініціалізації початкові позиції частинок вважаються найкращими.

На кожній наступній ітерації алгоритму PSO індивідуальні кращі позиції кожної частинки i найкраще положення g, знайдене всім роєм оновлюються за правилами

$$\begin{cases} p_i = x_i, \text{якщо } f(x_i) < f(p_i), \\ g = p_i, \text{якщо } f(p_i) < f(g). \end{cases} \tag{5}$$

2. Модифікації класичного алгоритму

Метод повністю інформованого рою (FIPS)

З метою покращення глобальних пошукових властивостей методу, а також збільшення швидкості збіжності, розроблено багато різних модифікацій класичного алгоритму PSO. Однією з таких модифікацій є метод повністю інформованого рою FIPS (Fully Informed Particle Swarm). У ньому зроблена спроба враховувати при пошуку розв'язку не лише інформацію, надану найкращим сусідом, але і використовувати минулий досвід всіх сусідів. У методі FIPS ступінь впливу кожного k-го сусіда при оновленні j-ої компоненти швидкості i-ої частинки задається із застосуванням вагових коефіцієнтів $\phi_{kj}^{(i)}$:

$$v_{ij}' = wv_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 \frac{\sum_k \phi_{kj}^{(i)} (p_{kj} - x_{ij})}{\sum_k \phi_{kj}^{(i)}}. \tag{6}$$

При такому виборі вагів, дана модифікація дозволяє посилити вплив тих сусідніх частинок, які мають кращі значення цільової функції. В якості вагових коефіцієнтів $\phi_{kj}^{(i)}$ можна використовувати величину, обернену значенню цільової функції від найкращого розв'язку, знайденого k-м сусідом i-ої частинки:

$$\phi_k = \frac{1}{f(p_k)}, \tag{7}$$

або величину, обернену відстані між кращими розв'язками, знайденими k-ою та i-ою частинками:

$$\phi_k^{(i)} = \frac{1}{\|p_k - p_i\|} = \frac{1}{\sqrt{\sum_{j=1}^{d} (p_{kj} - p_{ij})^2}}. \tag{8}$$

Формула (7) застосовується лише для випадку, коли наперед відомо, що значення цільової функції в області пошуку більше нуля, але такий підхід може призвести до уповільнення пошуку на останніх ітераціях алгоритму, коли рій вже майже зійшовся до певного розв'язку, і всі частинки мають близьке значення цільової функції. Крім того, при використанні формул (7)-(8) в деяких випадках вагові коефіцієнти можуть набувати надто великі значення, тому зручніше застосовувати нормовані величини:

$$\phi_k = \frac{f_{\max} - f(p_k)}{f_{\max} - f_{\min}} \text{ або } \phi_{kj}^{(i)} = 1 - \frac{|p_{kj} - p_{ij}|}{x_{\max j} - x_{\min j}}, \tag{9}$$

де $f_{\max}, f_{\min}$ – відповідно максимальне і мінімальне значення цільової функції, знайдене за всі попередні ітерації.

Уникнути можливих труднощів у процесі пошуку розв'язку дозволяє різновид методу повністю інформованої роя з рангами (ranked FIPS). У цьому підході вагові коефіцієнти ϕ_k

замінюються рангами, які визначаються за наступним правилом: якщо $f(p_{k+1}) > f(p_k)$, то $R_{k+1} = \frac{R_k}{2}$. При такому завданні рангів виконується умова $\sum_k R_k \approx 1$.

Ранги зручно призначати попередньо відсортувавши всіх сусідів по значенню цільової функції і присвоїти найкращому сусіду ранг, рівний 0.5. У методі ranked FIPS швидкості частинок рою оновлюються за формулою:

$$v_{ij}^{'} = wv_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 \sum_k R_k (p_{kj} - x_{ij}) . \tag{10}$$

Модифікація канонічного алгоритму PSO з обмеженням швидкості

Обмеження швидкості є одним з основних способів підвищення ефективності алгоритму PSO. Вже у перших роботах було виявлено, що досить часто швидкість частинок може різко збільшуватися. Особливо це характерно для частинок, далеких від кращих локальних і глобальних позицій. У результаті частинки отримують великі додатні прирости і залишають межі зони інтересу в просторі пошуку (частинки розходяться). Тому бажано обмежити зміну швидкостей частинок у деякому діапазоні. Якщо швидкість частинки перевищує визначений поріг, то вона штучно встановлюється у деяке максимально допустиме значення. Нехай $V_j^{\max}$ визначає максимально допустиму швидкість для j-ої компоненти. Тоді швидкість частинки регулюється наступним чином:

$$v_{ij}(n+1) = \begin{cases} v_{ij}^{'}(n+1), v_{ij}^{'}(n+1) < V_j^{\max}, \\ V_j^{\max}, v_{ij}^{'}(n+1) \ge V_j^{\max}. \end{cases} \tag{11}$$

При цьому величина $V_j^{\max}$ має велике значення, оскільки великі значення сприяють глобальному дослідженню простору пошуку, в той час як малі – локалізації розв'язку. Часто вважають, що $V_j^{\max} = \delta(x_j^{\max} - x_j^{\min})$, $\delta \in (0,1]$.

Модифікація канонічного алгоритму PSO з використанням коефіцієнта стиснення

Використання коефіцієнта стиснення є модифікацією алгоритму PSO, яка схожа на використання коефіцієнта інерції. Тут рівняння зміни швидкості частинки визначається наступним чином:

$$v_{ij}(n+1) = \left[wv_{ij}(n) + \varphi_1 (x_{ij}^{best}(n) - x_{ij}(n)) + \varphi_2 (x_{ij}^{*}(n) - x_{ij}(n)) \right], \tag{12}$$

де $\chi = \frac{2k}{\left|2 - \varphi - \sqrt{\varphi(\varphi - 4)}\right|}$, $\varphi = \varphi_1 + \varphi_2, \varphi_1 = \alpha_1 r_1, \varphi_2 = \alpha_2 r_2$

Цей підхід є альтернативою методу обмеження швидкості, а при $\varphi \ge 4$, $k \in [0,1]$ гарантована збіжність рою.

Схрещений алгоритм PSO+

Ефективною модифікацією канонічного алгоритму є схрещений алгоритм PSO+. Він є поєднанням двох алгоритмів: алгоритму з обмеженням швидкості та методу повністю інформованого рою з рангами. Оновлення швидкостей частинок відбувається за формулою:

$$v_{ij}^{'} = wv_{ij} + c_1 r_1 (p_{ij} - x_{ij}) + c_2 r_2 \sum_k R_k (p_{kj} - x_{ij}) . \tag{13}$$

Також відбувається і регулювання швидкості частинки за правилом:

$$v_{ij}(n+1)=\begin{cases} v'_{ij}(n+1), v'_{ij}(n+1)<V_j^{\max}, \\ V_j^{\max}, v'_{ij}(n+1)\geq V_j^{\max}. \end{cases} \quad (14)$$

3. Порівняльний аналіз модифікацій алгоритму PSO

Канонічний алгоритм PSO та його модифікації були реалізовані у середовищі MATLAB R2012b. Проведено дослідження запропонованого схрещеного алгоритму PSO+ для розв'язання задачі (1) з використанням різних значень параметрів N (кількість ітерацій) і d (розмірність простору пошуку), отримані результати наведено у табл. 1.

Таблиця 1

Результати обчислювальних експериментів

Тестова функція, точний розв'язок	d = 2			d = 5		
	N = 10	N = 20	N = 50	N = 10	N = 20	N = 50
1. Сферична функція $f(x)=\sum_{i=1}^{d} x_i^2$, $f(X^*)=0$	0.0086	1.14e-05	1.52e-13	0.2540	9.87e-04	4.78e-11
2. Функція Швефела $f(x)=\sum_{i=1}^{d}\left(\sum_{j=1}^{i} x_j\right)^2$, $f(X^*)=0$	7.41e-04	2.428e-06	3.26e-15	0.0891	2.75e-04	1.67e-10
3. Функція Розенброка $f(x)=\sum_{i=1}^{d-1}[100(x_{i+1}-x_i^2)^2+(1-x_j)^2]$, $f(X^*)=1$	0.0061	1.03e-04	2.06e-04	2.8303	2.1664	5.8160
4. Функція Растрігіна $f(x)=\sum_{i=1}^{d}[x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10]$, $f(X^*)=0$	0.0053	9.90e-04	3.74e-11	7.1700	2.0755	3.9798
5. Функція Алпайна $f(x)=\sum_{i=1}^{d}\lvert x_i \sin x_i + 0.1x_i\rvert$, $f(X^*)=0$	0.0054	4.93e-04	1.27e-04	0.0444	0.0375	5.91e-06

Результати порівняння канонічного алгоритму оптимізації роєм частинок та його модифікацій при знаходженні глобального мінімуму сферичної функції та функцій Швефела і Алпайна наведено у табл. 2-4. При цьому кожен алгоритм застосовувався для кожної функції 10 разів для N = 100, а отримане значення усереднювалося.

Таблиця 2

Результуюче значення глобального мінімуму сферичної функції

Алгоритм	d = 2	d = 5	d = 10
1. PSO	1.1448e-24	1.2592e-19	5.1008e-07
2. PSO FIPS	1.8817e-26	1.8903e-22	2.4053e-11
3. PSO з використанням коефіцієнта стиснення	1.3383e-36	4.4159e-06	0.1691
4. PSO з обмеженням швидкості	1.7166e-25	2.9974e-19	7.8411e-08
5. PSO+	7.8969e-27	3.0171e-22	2.7925e-05

Таблиця 3

Результуюче значення глобального мінімуму функції Швефела

Алгоритм	d = 2	d = 5	d = 10
1. PSO	4.2327e-25	2.0536e-19	3.2108e-08
2. PSO FIPS	9.4333e-28	8.9875e-22	4.2366e-06
3. PSO з використанням коефіцієнта стиснення	3.0446e-37	0.0087	9.8036
4. PSO з обмеженням швидкості	8.7019e-26	6.7244e-19	5.8485e-05
5. PSO+	6.2500e-29	1.3265e-23	0.0041

Таблиця 4

Результуюче значення глобального мінімуму функції Алпайна

Алгоритм	d = 2	d = 5	d = 10
1. PSO	2.4912e-14	2.6437e-10	0.3710
2. PSO FIPS	1.2232e-12	3.6471e-12	5.6792e-04
3. PSO з використанням коефіцієнта стиснення	4.4409e-16	0.0050	0.8939
4. PSO з обмеженням швидкості	3.5578e-13	2.8429e-04	0.2782
5. PSO+	4.6785e-15	7.9876e-12	1.3150e-06

Порівняльний аналіз розглянутих методів для тестових функцій показав, що у більшості випадків схрещений алгоритм характеризується більш високою точністю знаходження оптимального значення цільової функції.

4. Застосування алгоритму PSO та його модифікацій до задачі класифікації

Задача бінарної класифікації

Розглянемо задачу бінарної лінійної класифікації, коли множина можливих значень відповідей складається з двох елементів: $Y = \{-1,+1\}$. Сукупність об’єктів, які мають однакову відповідь, називають класом. Потрібно встановити належність об’єктів до одного з двох класів, тобто класифікувати їх. Щоб побудувати лінійний класифікатор необхідно:

- обрати функціонал (функцію) похибки, тобто задати спосіб визначення якості роботи того чи іншого алгоритму на навчальній вибірці.

- побудувати сімейство алгоритмів, тобто множину алгоритмів, з якої потім буде обиратися найкращий з точки зору певного функціоналу похибки.

- задати метод навчання, тобто визначити спосіб вибору кращого алгоритму з побудованого сімейства алгоритмів.

Лінійні класифікатори повинні повертати бінарні значення, а отже у якості результату можна обирати знак від виразу:

$$a(x) = sign(w_0 + \sum_{j=1}^{d} w_j x^j), \qquad (15)$$

де w_0 – вільний коефіцієнт, x^j – ознака об’єкта, w_j – ваговий коефіцієнт для відповідної ознаки, d – кількість об’єктів.

Вираз $\langle w, x \rangle = 0$ є рівнянням деякої площини у просторі ознак. При цьому для точок по одну сторону від цієї площини скалярний добуток $\langle w, x \rangle$ буде додатнім, а з іншого – від'ємним. Таким чином, лінійний класифікатор проводить площину у просторі ознак і відносить об'єкти по різні боки від неї до різних класів (рис. 2).

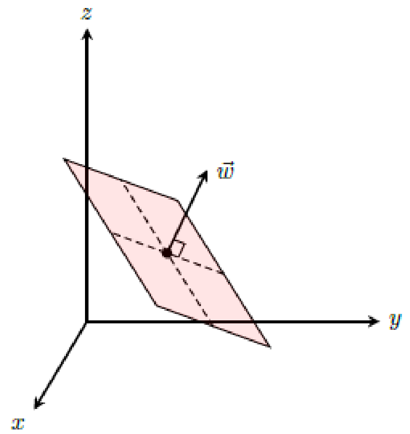

Рис. 2 Геометричний зміст лінійного класифікатору [4]

Для задачі лінійної класифікації природний спосіб визначити якість того чи іншого алгоритму – обчислити для об'єктів навчальної вибірки частку неправильних відповідей:

$$Q(a, x) = \frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}[a(x_i) \neq y_i], \tag{16}$$

де l – кількість об'єктів, y_i – відповідь для даного об'єкта.

Вираз (16) можна переписати для випадку лінійної класифікації у наступному вигляді:

$$Q(a, x) = \frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}[y_i \langle w, x_i \rangle < 0] = \sum_{i=1}^{l}[M_i < 0]. \tag{17}$$

Функція, що стоїть під знаком суми, називається пороговою функцією втрат [4]. Використовуючи будь-яку гладку оцінку порогової функції:

$$[M_i < 0] \leq \tilde{L}(M_i)$$

можна побудувати оцінку $\tilde{Q}(a, x)$ для функціонала похибки $Q(a, x)$:

$$Q(a, x) \leq \tilde{Q}(a, x) = \frac{1}{l}\sum_{i=1}^{l}\tilde{L}(M_i) \to \min_a. \tag{18}$$

У роботі для побудови лінійного класифікатора будемо використовувати логістичну функцію втрат:

$$\tilde{L}(M) = \log_2(1 + \exp(-M)). \tag{19}$$

Використання модифікацій алгоритму PSO та стохастичного градієнтного спуску для задачі навчання лінійного класифікатора

Традиційно у задачах машинного навчання для мінімізації функціоналу похибки використовують метод стохастичного градієнтного спуску. Його ідея заснована на тому, що у сумі виразу для *j*-ої компоненти градієнта *i*-ий доданок вказує на те, як потрібно міняти вагу w_j, щоб якість збільшилася для *i*-го об'єкта вибірки. Вся сума при цьому задає, як потрібно змінити цю вагу, щоб підвищити якість для всіх об'єктів вибірки. У методі стохастичному градієнтного спуску градієнт функції якості обчислюється тільки на одному випадково вибраному об'єкті навчальної вибірки. Це дозволяє обійти недолік звичайного градієнтного спуску.

Розглянемо вибірки об'єктів для класифікації з 2-ма, 3-ма і 6-ма ознаками та набір даних «banknotes» з результатами вимірювань швейцарських тисячефранкових банкнот, що були в обігу в першій половині XX століття, який містить 200 об’єктів з 6-ма ознаками. Кожну вибірку було розділено на тренувальну та тестову. На навчальній виборці знаходили вагові коефіцієнти w_j шляхом мінімізації функції втрат за допомогою алгоритму PSO, його модифікацій та методу стохастичного градієнтного спуску. Для оцінки якості отриманого класифікатора обраховували долю правильних відповідей на тестовій виборці. Отримані результати представлено у табл. 5.

Таблиця 5

Доля правильних відповідей на навчальній виборці

Метод для навчання	Вибірка 1 (2 ознаки)	Вибірка 2 (3 ознаки)	Вибірка 3 (6 ознак)	Набір даних «banknotes»
1. PSO	100%	100%	99%	96%
2. PSO з використанням коефіцієнта стиснення	100%	100%	98%	90%
3. PSO +	100%	100%	100%	92%
4. Стохастичний градієнтний спуск	100%	100%	95%	100%

Результати обчислювальних експериментів підтверджують можливість та доцільність використання алгоритму PSO та його модифікацій для мінімізації функціоналу похибки при побудові бінарного лінійного класифікатора. В окремих випадках використання алгоритму PSO + є більш ефективним у порівнянні іншими методами.

Висновки

У роботі розглянуто алгоритм оптимізації роєм частинок та його модифікації для розв’язування задач глобальної оптимізації. Запропоновано схрещений алгоритм PSO+, який є поєднанням алгоритму з обмеженням швидкості та методу повністю інформованого рою з рангами. Досліджено залежність ефективності даного алгоритму від кількості ітерацій та розмірності простору пошуку. Проведено порівняльний аналіз канонічного алгоритму PSO та його модифікацій при знаходженні глобального мінімуму тестових функцій. Результати обчислювальних показали, що у більшості випадків схрещений алгоритм характеризується більш високою точністю знаходження оптимального значення цільової функції.

Представлені методи використано для мінімізації функціоналу похибки при побудові бінарного лінійного класифікатора. Отримані результати свідчать про ефективність застосування модифікацій алгоритму PSO для даної задачі. Таким чином, доцільно застосовувати схрещений алгоритм PSO+ для задач машинного навчання та здійснювати його подальше вдосконалення.

Список використаної літератури:

1. Гальченко В. Я. Популяционные метаэвристические алгоритмы оптимизации роем частиц: Учебное пособие / В. Я. Гальченко, А. Н. Якимов. – Черкассы: ФЛП Третяков А. Н., 2015. – 160 с.
2. Скобцов Ю. А. Метаэвристики : монография / Ю. А. Скобцов, Е. Е. Федоров. – Донецк: Изд-во «Ноулидж» (Донецкое отделение), 2013. – 426 с.
3. Матренин П. В. Методы стохастической оптимизации: учебное пособие / П. В. Матренин, М.Г. Гриф, В. Г. Секаев. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2016. – 67 с.
4. Конспект лекции «Линейные модели: статистический взгляд» [Електронний ресурс] : [Веб-сайт]. – Електронні дані. – [Курс «Обучение на размеченных данных»]. – Режим

доступу: https://www.coursera.org/learn/supervised-learning/supplement/Dw3Ws/konspiekt (дата звернення 01.03.2017) – Назва з екрана.

References:

1. Galchenko V. Ya, Yakimov A. N. (2015) Population metaheuristic algorithms for optimizing a swarm of particles. Cherkasy: FLP Tretyakov A.N.
2. Skobtsov Yu. A., Fedorov E. E. (2013) Metaheuristics: monograph. - Donetsk: Publishing house "Knolidzh" (Donetsk branch).
3. Matrenin, P. V., Grif M. G, Sekaev V. G. (2016) Methods of stochastic optimization. Novosibirsk: Publishing house of NSTU.
4. Lecture notes: "Linear models: statistical view" [Electronic resource]: [Web site]. – Electronic Data. – [Course "Training on marked data"]. - Access mode: https://www.coursera.org/learn/supervised-learning/supplement/Dw3Ws/konspiekt (the date of the zombie date is 03/01/2017) – The name of the screen.

Summary

N. Ilyakhova, N. Krasnoshlyk

COMPARATIVE ANALYSIS ALGORITHM PSO AND ITS MODIFICATIONS FOR SOLVING OPTIMIZATION PROBLEMS

Introduction

In modern terms in science and technology, there is a steady trend is the need to address a wide range of optimization problems in production. For this purpose, various methods are applied fairly, but not all of the tasks can be solved using traditional approaches. Conventionally, the existing methods of problem solving global optimization can be divided into deterministic and stochastic, ie, characterized by the organization found the absence or presence of pseudo-elements. Notable among stochastic methods occupy methods based on simulation of natural processes that implement adaptive random search.

One of these methods is the particle swarm optimization algorithm PSO (Particle Swarm Optimization). This algorithm applies to multi-agent bionic global optimization method that simulates the social behavior of interacting agents. The idea of PSO method belongs to J. Kennedy and R. Eberhart, who first formulated and successfully used to solve optimization problems and learning neural networks. The essence of multi-agent optimization techniques is to share information among one species, evolution provides benefits to all members of the population. This hypothesis dominance of collective intelligence has become fundamental in the development of particle swarm optimization algorithm.

Purpose

Comparative analysis of canonical PSO algorithm and its modifications for solving optimization problems.

Results

In the method of PSO particle swarm is a collection of point-solutions that move in space in search of a global minimum. When moving particles try to improve before they found a solution while exchanging information with their neighbor. The problem of binary linear classification is the set of possible values answer consists of two elements. The set of objects that have the same response, called the class. You need an object belonging to one of two classes that classify them.

The results of computational experiments confirm the possibility and feasibility of using the PSO algorithm and its modifications to minimize functional errors in the construction of binary linear classifier. In some cases, the use PSO + algorithm is more efficient than other methods.

The method used to minimize functional errors in the construction of binary linear classifier. The results indicate the effectiveness of the PSO algorithm modifications for this task. Thus, it is advisable to apply crossed PSO + algorithm for machine learning problems and implement its further improvement.

Conclusion

This article examines the swarm particle optimization algorithm and its modifications for solving global optimization. A crossed algorithm PSO +, which is a combination of speed limit algorithm and method swarm fully informed of the ranks. The dependence of the efficiency of the algorithm iterations of the number and dimension of the search space. A comparative analysis of canonical PSO algorithm and its modifications in finding the global minimum test functions. Results computing have shown that in most cases crossed algorithm is characterized by high accuracy of the optimum value of the objective function.

Keywords: *particle swarm optimization algorithm, PSO algorithm, optimization problem, the problem of binary classification.*

Стаття надійшла 14.06.2016
Прийнято до друку 21.06.2016