УДК 519.863:005.336.1

Розв'язування багатокритеріальної оптимізаційної задачі ефективності діяльності підприємства на основі генетичного алгоритму

Малярець Л. М., Мінєнкова О. В.

Умовою стійкої життєдіяльності промислових підприємств є досягнення оптимальних значень основних показників, які визначають ефективність цієї діяльності. Тому проблема розв'язування багатокритеріальної оптимізаційної задачі ефективності діяльності підприємства набуває актуальності в складних економічних умовах, в яких функціонують більшість вітчизняних підприємств.

Еволюційні методи є новими методами розв'язування задач багатокритеріальної оптимізації, які успішно застосовуються в різних галузях науки і практики. У цих методах використовується ідея природного добору серед живих організмів у природі, за що вони і отримали назву генетичні. Генетичні алгоритми часто застосовуються разом з нейронними мережами, що створює гранично гнучкі, швидкі та ефективні інструменти аналізу даних [1, с. 10]. Оскільки генетичні алгоритми доцільно застосовувати для розв'язування задач оптимізації, які не завжди можна розв'язати за допомогою стандартних оптимізаційних методів. В першу чергу, даний метод використовується при розв'язанні оптимізаційних задач, коли цільова функція є нелійною, стохастичною або розривною, недиференціюємою, або похідні якої є недостатньо визначеними [1, 2].

Інтерактивні методи багатокритеріальної оптимізації ґрунтуються на гіпотезі єдиної, невідомої ОПР скалярної функції його переваг, при цьому вважається, що більшому значенню функції $F(\bar{X})$ відповідає розв'язок X, яке є переважаючим з точки зору ОПР. Як відомо, першим інтерактивним методом багатокритеріальної оптимізації з використанням нейронних мереж для апроксимації функції переваг ОПР є метод *FFANN* (*Feed-Forward Artificial Neural Networks*) тобто метод з використанням штучної нейронної мережі прямого поширення, який розроблено американськими професорами Мінге Сан, Антоніо Стам та Ральфа Штойєра [3 – 6]. В методі *FFANN* ОПР оцінює розв’язки, задаючи конкретні значення своєї функції переваг в кожному розв’язку. Для полегшення процедури оцінки на кожній ітерації йому надається вектор надиру $F^{nad} = \{f_i^{nad} = max f_i(X), X \in D_X\}$, якому відповідає значення функції переваг $\psi(F^{nad}) = 0$ і ідеальний вектор $F^* = \{f_i^* = min f_i(X), X \in D_X\}$ з оцінкою $\psi(F^*) = 100$, де $min F(X) = F(X^*)$, $X \in R^n$ − вектор параметрів, що варіюють, D_X − обмежена та замкнута множина допустимих значень цього вектору, $F(X) = (f_1(X), f_2(X), ..., f_m(X))$ − векторний критерій оптимальності. ОПР шукає такий вектор X^*, що є розв’язком задачі багатокритеріальної оптимізації, який мінімізує на множині D_X кожний з частинних критеріїв оптимальності.

В нейронній мережі входами є компоненти нормалізованого вектору частинних критеріїв оптимальності, виходом є значення функції переваг. Розробники методу стверджують, що метод є робастним до вибору архітектури нейронної мережі, а саме – до кількості нейронів в скритому шарі.

Метод *FFANN* реалізується завдяки таким етапам.

Етап 1. Генерують s не домінуючих векторів $X^j, j \in [1:s]$ на множині допустимих значень D_X. Обчислюють значення відповідного векторного критерію оптимальності $F^j = F(X^j), j \in [1:s]$. Відкривають лічильник кількості ітерації $h = 1$.

Етап 2. Для оцінки ОПР надаємо s значень векторного критерію оптимальності $F^j, j \in [1:s]$ разом з векторами F^* і F^{nad}. На основі отриманої інформації про переваги ОПР, визначаємо найкращий вектор $F^{(h)}$, який відшукано на всіх ітераціях. Якщо поточний найкращий розв’язок задовольняє ОПР, то цей розв’язок є розв’язком ЗБО і обчислювання закінчуються.

Етап 3. Нормалізують компоненти кожного з s критеріальних векторів за формулою

$$\bar{f}_i^{\,j} = \frac{f_i^j - f_i^*}{f_i^{nad} - f_i^*}, i \in [1:m], j \in [1:s].$$

Етап 4. Кожному розв'язку ОПР присвоює значення своєї функції переваг $\psi(F^j)$ та здійснює нормалізацію його оцінок:

$$\bar{\psi}(F^j) = \frac{f_i^j - f_i^*}{f_i^{nad} - f_i^*}, i \in [1:m], j \in [1:s].$$

Етап 5. На основі нормалізованих векторів F^j $(j \in [1:s])$ та їх нормалізованих оцінок $\bar{\psi}(F^j)$ здійснюють навчання нейронної мережі $FFANN$.

Етап 6. Використовуючи виходи нейронної мережі $FFANN$ для обчислення значень цільової функції, розв'язують ЗБО для отримання нового вектору розв'язків для поточної h–ої ітерації:

$$\max_{X \in D_X} \tilde{\psi}(F) = \tilde{\psi}(F^{(h+1)}).$$

Етап 7. Якщо значення векторного критерію оптимальності $F^{(h+1)}$ є новим для ОПР, то генерують нові не домінуючі $(s-1)$ розв'язки. В противному випадку ігнорують $F^{(h+1)}$ та генерують s нових розв'язків. Переходять на етап 2.

Для генерації не домінуючих розв'язків автори методу пропонують використовувати розширену зважену згортку Чебишева

$$\min_{X \in D_X, \alpha > 0} \left\{ \alpha + \rho \sum_{i=1}^{m} \lambda_i (f_i - f_i^{**}) \right\},$$

$$\alpha \geq \lambda_i (f_i - f_i^{**}), \forall i \in [1:m],$$

де $\rho > 0$ мала додатна константа, вектор F^{**} має координати $f_i^{**} = f_i^* - \varepsilon, \varepsilon > 0$, ε мала додатна константа. Область допустимих значень вектора вагових множників $\Lambda \in D_\Lambda \subset R^m$ має вигляд $D_\Lambda = \left\{ \Lambda \setminus \lambda_i \geq 0, \sum_{i=1}^{m} \lambda_i = 1 \right\}$. Навчання нейронної мережі відбувається стандартним методом обраного поширення погрішності.

Відомим недоліком даного методу є те, що розв'язки, які генеруються нейронною мережею, не завжди є Парето оптимальними. Тому автори методу модифікували його і назвали метод $FFANN$-2.

В методі $FFANN$-2 довільним чином генерують $20m$ вагових векторів

$\Lambda \in D_{\Lambda}$, де m – число частинних критеріїв оптимальності. Автори методу рекомендують використовувати число розв'язків, яке дорівнює $20m$, на основі проведеного ними емпіричного дослідження. Далі серед $20m$ вагових векторів вибирають $2s$ вектори, які найбільше віддалені один від одного на фронті Парето. Використовуючи вихід навченої нейронної мережі $\tilde{\psi}$ як значення функції переваг ОПР, обчислюють значення функції $\tilde{\psi}(F)$ за поданням на вхід $2s$ векторів $F^j\ (j \in [1:2s])$. Серед всіх отриманих значень $\tilde{\psi}^j = \tilde{\psi}(F^j),\ j \in [1:2s]$ вибирають s векторів $F^k\ (k \in [1:s])$, які забезпечують максимальне значення $\tilde{\psi}^k\ (k \in [1:s])$.

В даній модифікації методу нейронна мережа , яка реалізує апроксимацію функції переваг ОПР, не приймає участі в пошуку найкращого за ОПР розв'язку, а надає різні варіанти розв'язків, які повинен оцінити ОПР.

Вчені під керівництвом д.ф.-м.н, проф. Карпенко А.П. [7, 8] здійснили удосконалення попередніх варіантів методу. Їх модифікація методу - метод *FREF* ґрунтується на операції скалярної згортки частинних критеріїв оптимальності $\varphi(X,\Lambda)$, де $\Lambda \in D_{\Lambda} \subset R^m$ – вектор вагових множників, $D_{\Lambda} = \left\{ \Lambda \setminus \lambda_i \ge 0, \sum_{i=1}^{m} \lambda_i = 1 \right\}$ – множина допустимих значень цього вектору. Спосіб згортки не фіксується, це може бути як адитивна згортка, так і мультиплікативна, так і інші.

За кожним фіксованим вектором Λ метод скалярної згортки зводить розв'язування ЗБО до розв'язування однокритеріальної задачі глобальної умовної оптимізації

$$\min_{X \in D_X} \varphi(X,\Lambda) = \varphi(X^*,\Lambda).$$

Оскільки D_X обмежене і замкнуте, то розв'язок даної задачі існує.

Якщо за кожнім $\Lambda \in D_{\Lambda}$ розв'язок задачі (1) єдиний, то умова (1) ставить у відповідність кожному з допустимих векторів Λ єдиний вектор X^* і відповідні значення частинних критеріїв оптимальності $f_1(X^*), f_2(X^*), ..., f_m(X^*)$. Ця обставина дозволяє передбачити, що функція переваг ОПР $\psi(X,F) \in R^1$ визначена не на множині D_X, а на множині D_{Λ}.

Таким чином, основна ідея методу *FREF* полягає в побудові апроксимації функції переваг ОПР $\tilde{\psi}(\Lambda)$ на множині D_Λ та пошуку вектору $\Lambda^* \in D_\Lambda$, який максимізує функцію переваг ОПР. Тобто вектор $\Lambda^* \in D_\Lambda$ знаходять в результаті розв'язування однокритеріальної задачі $\max\limits_{X \in D_X} \tilde{\psi}(\Lambda) = \tilde{\psi}(\Lambda^*)$.

Перехід з простору варіруємих параметрів R^n, в простір вагових множників R^m, дозволяє спростити пошук найкращого з точки зору ОПР розв'язку, оскільки $m << n$. Основною процедурою в методі *FREF* є апроксимація функції переваг, для чого запропоновано використовувати нейронні мережі, апарат нечіткої логіки та нейронно-нечіткі системи.

Загальна логіка методу *FREF* складається з таких етапів. Етап розгону методу. Багатокритеріальна оптимізаційна система деяким чином, можливо і випадково, послідовно генерує k векторів $\Lambda_i, i \in [1:k]$ та для кожного з цих векторів виконує такі дії:

1) Розв'язують однокритеріальну задачу
$\min\limits_{X \in D_X} \varphi(X, \Lambda) = \varphi(X^*, \Lambda)$.
2) Показують ОПР знайдені розв'язки X^*, та відповідні значення всіх частинних критеріїв оптимальності $f_1(X^*), f_2(X^*), ..., f_m(X^*)$.
3) ОПР оцінює ці дані і вводить до багатокритеріальної системи відповідне значення свої функції переваг $\psi(\Lambda_i)$.

Перший етап. На основі всіх наявних в багатокритеріальній оптимізаційній системі значень $\Lambda_1, \Lambda_2, ..., \Lambda_k$ вектора Λ та відповідних оцінок функції переваг $\psi(\Lambda_1), \psi(\Lambda_2), ..., \psi(\Lambda_k)$ багатокритеріальна система виконує такі дії:

1) Будує функцію $\tilde{\psi}_1(\Lambda)$, яка апроксимує функцію с в околі точок $\Lambda_1, \Lambda_2, ..., \Lambda_k$.
2) Відшукує максимум функції $\tilde{\psi}_1(\Lambda)$ - розв'язує однокритеріальну задачу
$\max\limits_{X \in D_X} \tilde{\psi}_1(\Lambda) = \tilde{\psi}_1(\Lambda_1^*)$.
3) З відшуканим вектором Λ_1^* розв'язують однокритеріальну задачу

$\min\limits_{X \in D_X} \varphi(X, \Lambda) = \varphi(X^*, \Lambda)$ - знаходять вектор параметрів і відповідні значення частинних критеріїв оптимальності та для оцінки показують ОПР. ОПР оцінює запропонований йому розв’язок та вводять в систему відповідне значення своєї функції переваг $\psi(\Lambda_1^*)$.

Другий етап. На основі всіх наявних в системі значень вектора Λ та відповідних оцінок функції переваг $\psi(\Lambda_1), \psi(\Lambda_2), ..., \psi(\Lambda_k), \psi(\Lambda_1^*)$ багатокритеріальна система виконує апроксимацію функції $\psi(\Lambda)$ в околі точок $\Lambda_1, \Lambda_2, ..., \Lambda_k, \Lambda_1^*$ − будує функцію $\tilde{\psi}_2(\Lambda)$. І так далі за схемою першого етапу до тих пір, доки ОПР не зупиниться на якому-небудь розв’язку.

Таким чином, в методі *FREF* ОПР аналізує розв’язки, які належать множині Парето.

Існує інший клас інтерактивних методів, які ґрунтуються на парних порівняннях, коли ОПР вносить свої переваги в багатокритеріальну систему у вигляді парного порівняння окремих розв’язків [4 – 6]. Так, альтернатива X^i та відповідне значення векторного критерію оптимальності F^i краще набору (X^j, F^j), що позначається $F^i \prec F^j$ або два набори (X^i, F^i) та (X^j, F^j) невиразні, що позначається $F^i \equiv F^j$. На основі отриманої інформації багатокритеріальна оптимізаційна система визначеним способом будує апроксимацію функції переваг ОПР $\tilde{\psi}(X, F)$ з метою забезпечення коректного ранжування даних. Тобто якщо $F^i \prec F^j$, то $\tilde{\psi}(X^i, F^i) > \tilde{\psi}(X^j, F^j)$; якщо $F^i \equiv F^j$, то $\tilde{\psi}(X^i, F^i) \approx \tilde{\psi}(X^j, F^j)$. Вважається, що всі методи даного класу ґрунтуються на підході, що складається в комбінації одного з еволюційних алгоритмів з процедурою побудови функції переваг ОПР $\tilde{\psi}(X, F)$. Загальна схема методів даного класу така.

Етап 1. Генерують початкову популяцію розв’язків $P(0)$.

Етап 2. Одним з методів наближеної побудови множини Парето отримуємо початкову апроксимацію цієї множини: формують множину розв’язків $P(1)$.

Етап 3. Вибирають з множини $P(1)$ число розв’язків (X, F), що дорівнює s для оцінки ОПР. Потім ОПР ранжує ці розв’язки та вносить цю інформацію в систему.

Етап 4. На основі отриманої інформації багатокритеріальна оптимізаційна система будує апроксимацію функції переваг ОПР $\tilde{\psi}^{(h)}$.

Етап 5. Обчислюють метод наближеної побудови множини Парето, при цьому в якості функції пристосування окремих розв'язків використовують функцію переваг ОПР $\tilde{\psi}^{(h)}$ та формують множину розв'язків $P^{(h+1)}$.

Етап 6. Якщо умова зупинки виконана, то завершується обчислення. В противному випадку здійснюють перехід на Етап 2.

Основним критерієм зупинки є отримання ОПР найбільше задовольняючих його розв'язків. Проте на етапі випробування методу на текстових задачах багатокритеріальної оптимізації, при відсутності реального ОПР, можуть бути розглянуті також інші умови. Наприклад, виконання наперед заданого числа ітерацій діалогу з ОПР або досягнення фіксованого числа ітерацій метода наближеної побудови множини Парето. Модифікацією даного методу є сучасні методи, а саме: *IEM, PI-EMO-VF, BC-EMO.* Серед цих методів перспективними є методи *PREF* та *BC-EMO.*

Пропонується метод інтерактивного пошуку оптимальних розв'язків багатокритеріальної функції ефективності діяльності підприємства, яка описується збалансованою системою показників з урахуванням функцій змін значень цих показників протягом періоду дослідження та відповідних закономірних тенденцій змін цих показників. Оскільки на ефективність діяльності підприємства впливає багато випадкових факторів, що обумовлює доцільність прямого пошуку, що ґрунтується на природному доборі всіх можливих станів.

Постановка задачі:

Знайти максимум функції:

Знайти максимум рівня ефективності діяльності підприємства ПАТ «Турбоатом»:

$$F = \begin{pmatrix} x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{15}, x_{17}, x_{22}, x_{24}, x_{25}, x_{26}, x_{27}, x_{28}, x_{29}, x_{30}, x_{32}, x_{33}, \\ x_{35}, x_{36}, x_{37}, x_{41}, x_{42}, x_{43}, x_{44} \end{pmatrix} \to max,$$

тобто $F = \begin{pmatrix} f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}, f_{11}, f_{12}, f_{13}, f_{14}, f_{15}, f_{16}, f_{17}, \\ f_{18}, f_{19}, f_{20}, f_{21}, f_{22}, f_{23} \end{pmatrix}$

де частинні показники є частинними критеріями оцінки діяльності підприємства та структуровані за чотирма складовими: фінансової складової (ФС): $\{x_{11}, x_{12}, x_{13}, x_{14}, x_{15}, x_{17}\}$, складової внутрішніх бізнес процесів (СВБП) $\{x_{22}, x_{24}, x_{25}, x_{26}, x_{27}, x_{28}, x_{29}, x_{30}\}$, клієнтської складової (КС) $\{x_{32}, x_{33}, x_{35}, x_{36}, x_{37}\}$, складової навчання й розвитку персоналу (СНРП) $\{x_{41}, x_{42}, x_{43}, x_{44}\}$ [9]. Де фінансова складова визначається показниками: рентабельність підприємства (x_{11}), рентабельність продажів (x_{12}), коефіцієнти оборотності дебіторської заборгованості (x_{13}), рентабельність власного капіталу (x_{14}), коефіцієнти абсолютної ліквідності (x_{15}), коефіцієнт фінансової стабільності (x_{16}), коефіцієнт автономії (x_{17}). Складова внутрішніх бізнес процесів визначається показниками: темпами росту продуктивності праці (x_{21}), темпи зростання/зниження собівартості (x_{22}), коефіцієнтом використання виробничих потужностей (x_{23}), фондовіддача (x_{24}), коефіцієнт зносу основних фондів (x_{25}), питома вага витрат на модернізацію виробництва (x_{26}), фондоозброєність (x_{27}), частка власної техніки в загальній кількості основних фондів (x_{28}), частка нової продукції (x_{29}), коефіцієнт оновлення товарної номенклатури (x_{30}). Клієнтська складова характеризується такими показниками: відношенням ціни продукції до галузевих стандартів (x_{31}), питомою вагою витрат на просування товару (x_{32}), відповідністю обсягів поставлених ресурсів потребі в них (x_{33}), часткою витрат на гарантійне обслуговування (x_{34}), часткою продукції, що підлягала гарантійному обслуговуванню (x_{35}), економічною ефективність експорту (x_{36}), питомою вага поставок за прямими договорами (x_{37}), часткою порушень договорів постачання (x_{38}). Складова навчання й розвитку персоналу визначається показниками: темпами зростання чисельності працівників (x_{41}), питомою вагою працівників, які підвищили кваліфікацію у звітному році (x_{42}), питомою вагою працівників віком до 50 років (x_{43}), питомою вагою працівників, які виконують науково-технічну роботу (x_{44}).

Рівняння кривих, що описують зміну значень показників протягом періоду дослідження такі:

$$x_{11} = f_1 = \sqrt{0{,}0028 + 0{,}000033t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}4488,\ F = 6{,}51,\ DW = 1{,}644,$$

$$x_{12} = f_2 = \sqrt{0{,}0565 + 0{,}00039t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}3234,\ F = 3{,}82,\ DW = 1{,}809,$$

$$x_{13} = f_3 = 0{,}0159 - 0{,}00003t^2 \to max,\ R^2 = 0{,}1783,\ F = 1{,}74,\ DW = 2{,}805,$$

$$x_{14} = f_4 = \sqrt{0{,}0032 + 0{,}000038t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}458,\ F = 6{,}76,\ DW = 1{,}8448,$$

$$x_{15} = f_5 = \sqrt{0{,}6678 + 0{,}0021t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}7604,\ F = 25{,}39,\ DW = 1{,}7789,$$

$$x_{17} = f_6 = 0{,}8117 + 0{,}0121 lnt \to max,\ R^2 = 0{,}2448,\ F = 2{,}59,\ DW = 1{,}804,$$

$$x_{22} = f_7 = \sqrt{1{,}6295 - 0{,}047t} \to max,\ R^2 = 0{,}106,\ F = 0{,}89,\ DW = 2{,}886,$$

$$x_{24} = f_8 = \frac{1}{0{,}71 - 0{,}0045t} \to max,\ R^2 = 0{,}9478,\ F = 145{,}33,\ DW = 2{,}642,$$

$$x_{25} = f_9 = \sqrt{2{,}2602 - 0{,}047 lnt} \to min,\ R^2 = 0{,}821,\ F = 36{,}7,\ DW = 1{,}081,$$

$$x_{26} = f_0 = \sqrt{0{,}0013 + 0{,}0004t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}662,\ F = 15{,}68,\ DW = 1{,}948,$$

$$x_{27} = f_{11} = 15655 + 1108{,}18t \to max,\ R^2 = 0{,}997,\ F = 2691{,}08,\ DW = 2{,}562,$$

$$x_{28} = f_{12} = \frac{1}{6{,}731 - 0{,}277t} \to max,\ R^2 = 0{,}791,\ F = 30{,}32,\ DW = 1{,}008,$$

$$x_{29} = f_{13} = exp\left(-3{,}23 + 0{,}14\sqrt{t}\right) \to max,\ R^2 = 0{,}322,\ F = 3{,}81,\ DW = 2{,}419,$$

$$x_{30} = f_{14} = \sqrt{0{,}0033 + 0{,}0002t} \to max,\ R^2 = 0{,}216,\ F = 2{,}21,\ DW = 2{,}069,$$

$$x_{32} = f_{15} = \frac{1}{10{,}533 - 0{,}928\sqrt{t}} \to max,\ R^2 = 0{,}4056,\ F = 5{,}46,\ DW = 2{,}05,$$

$$x_{33} = f_{16} = \sqrt{0{,}0028 + 0{,}00003t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}4488,\ F = 6{,}51,\ DW = 1{,}644,$$

$$x_{35} = f_{17} = \frac{1}{19{,}592 + 0{,}027t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}144,\ F = 1{,}35,\ DW = 3{,}296,$$

$$x_{36} = f_{18} = \sqrt{0{,}658 + 0{,}0006t^2} \to max,\ R^2 = 0{,}419,\ F = 5{,}77,\ DW = 2{,}503,$$

$$x_{37} = f_{19} = \frac{1}{1{,}235 - 0{,}0004t^2} \quad \to min,\ R^2 = 0{,}178, F = 1{,}73, DW = 1{,}873,$$

$$x_{41} = f_{20} = \frac{1}{0{,}997 + 0{,}0002t^2} \to min,\ R^2 = 0{,}2022, F = 2{,}03, DW = 2{,}406,$$

$$x_{42} = f_{21} = \frac{1}{77{,}493 + 4{,}276} \quad \to max,\ R^2 = 0{,}159, F = 1{,}52, DW = 3{,}351,$$

$$x_{43} = f_{22} = \sqrt{0{,}282 + 0{,}00014t^2} \quad \to max,\ R^2 = 0{,}7079, F = 19{,}39, DW = 0{,}949,$$

$$x_{44} = f_{23} = (0{,}148 - 0{,}00001t^2)^2 \quad \to max,\ R^2 = 0{,}064, F = 0{,}54, DW = 2{,}497.$$

Наступним етапом розв’язування багатокритеріальної оптимізаційної задачі ефективності діяльності підприємства є врахування інтервалів змін значень частинних критеріїв. Зміни значень частинних показників для оцінки діяльності промислових підприємств на визначених інтервалах часу мають межі. Ці межі слід врахувати у пошуку розв’язку багатокритеріальної оптимізаційної задачі. Доцільно межі обґрунтовувати з урахуванням числових характеристик розподілів значень цих показників на визначеному інтервалі часу та прогнозів, обчислених за наведеними кривими росту. Для даної задачі прогнозні значення по кожному частинному показнику за складовими збалансованої системи показників для оцінки діяльності промислового підприємства такі. На три наступні періоди часу прогнози показників фінансової складової (ФС): x_{11} - 0,0823; 0,0872; 0,092; x_{12} - 0,322; 0,336; 0,35; x_{13} - 0,0123; 0,012; 0,011; x_{14} - 0,089; 0,094; 0,099; x_{15} - 0,961; 0,986; 1,012; x_{17} - 0,841; 0,842; 0,843. На три наступні періоди часу прогнози показників складової внутрішніх бізнес процесів (СВБП): x_{22} - 1,052; 1,029; 1,005; x_{24} - 1,513; 1,523; 1,533; x_{25} - 0,384; 0,379; 0,374; x_{26} - 0,244; 0,261; 0,279; x_{27} - 27845,0; 28953,2; 30061,4; x_{28} - 0,271; 0,294; 0,32; x_{29} - 0,063; 0,064; 0,065; x_{30} - 0,073; 0,076; 0,077. На три наступні періоди часу прогнози показників клієнтської складової (КС): x_{32} - 0,134; 0,137; 0,139; x_{33} - 0,083; 0,087; 0,092; x_{35} - 0,044; 0,042; 0,041; x_{36} - 0,855; 0,864; 0,872; x_{37} - 0,841; 0,847; 0,854. Прогнози показників складової навчання й розвитку персоналу (СНРП): x_{41} - 0,981; 0,977; 0,972; x_{42} - 0,011; 0,011; 0,011; x_{43} - 0,547; 0,55; 0,553; x_{44} - 0,021; 0,021; 0,021.

Отже, з урахуванням числових характеристик розподілів значень показників діяльності підприємства на визначеному інтервалі часу та прогнозів, обчислених за наведеними кривими росту система обмежень на зміну їх значень така:

$0{,}019 \le x_{11} \le 0{,}092$; $0{,}158 \le x_{12} \le 0{,}35$; $0{,}011 \le x_{13} \le 0{,}02$; $0{,}025 \le x_{14} \le 0{,}099$; $0{,}81 \le x_{15} \le 1{,}012$; $0{,}8 \le x_{17} \le 0{,}859$; $1{,}005 \le x_{22} \le 1{,}6$; $1{,}42 \le x_{24} \le 1{,}533$; $0{,}374 \le x_{25} \le 0{,}5$; $0{,}1 \le x_{26} \le 0{,}28$; $16541 \le x_{27} \le 30061{,}4$; $0{,}15 \le x_{28} \le 0{,}32$; $0{,}04 \le x_{29} \le 0{,}07$; $0{,}05 \le x_{30} \le 0{,}08$; $0{,}1 \le x_{32} \le 0{,}14$; $0{,}5 \le x_{33} \le 1{,}0$; $0{,}04 \le x_{35} \le 0{,}06$; $0{,}855 \le x_{36} \le 1{,}173$; $0{,}8 \le x_{37} \le 0{,}854$; $0{,}972 \le x_{41} \le 1{,}023$; $0{,}01 \le x_{42} \le 0{,}013$; $0{,}53 \le x_{43} \le 0{,}553$; $0{,}021 \le x_{44} \le 0{,}022$.

Знайдемо множину Парето розв’язків, використавши програмне середовище MatLab, а саме реалізувавши процедуру Multiobjective optimization using Genetic Algorith, скорочено gamultiobj. Відомо, що генетичний алгоритм повторює певну кількість разів процедури модифікації популяції (набір окремих розв’язків), домагаючись тим саме отримання нових наборів розв’язків (нові популяції). При цьому на кожному кроці з популяції вибираються «батьківські особини», тобто розв’язки, спільна модифікація яких (схрещування) і призводить до формування нової особини в наступному поколінні. Генетичний алгоритм використовує три види правил, на основі яких формується нове покоління: правила відбору, схрещування і мутації. Властиві генетичного алгоритму характеристики сприяють їх ефективному застосуванню для розв’язання задач багатокритеріальної оптимізації, оскільки ґрунтуються на використанні множини потенціальних розв’язків – популяції та глобальному пошуку в декількох напрямах. Генетичний алгоритм не висуває ніяких вимог до виду цільової функції і обмежень. В обчислювальній процедурі було враховано тип популяції як подвійний вектор з розміром популяції 120, при цьому функція вибору реалізується як випадковий вибір з двох осіб з параметрами відтворення 0,3 та 0,5. Функція мутації залежить від обмежень, при цьому схрещування середнє, напрям міграції – вперед, тобто в напрямку останньої субпопуляції та кожні 20 поколінь. На рис.1 представлено результати даних обчислень.

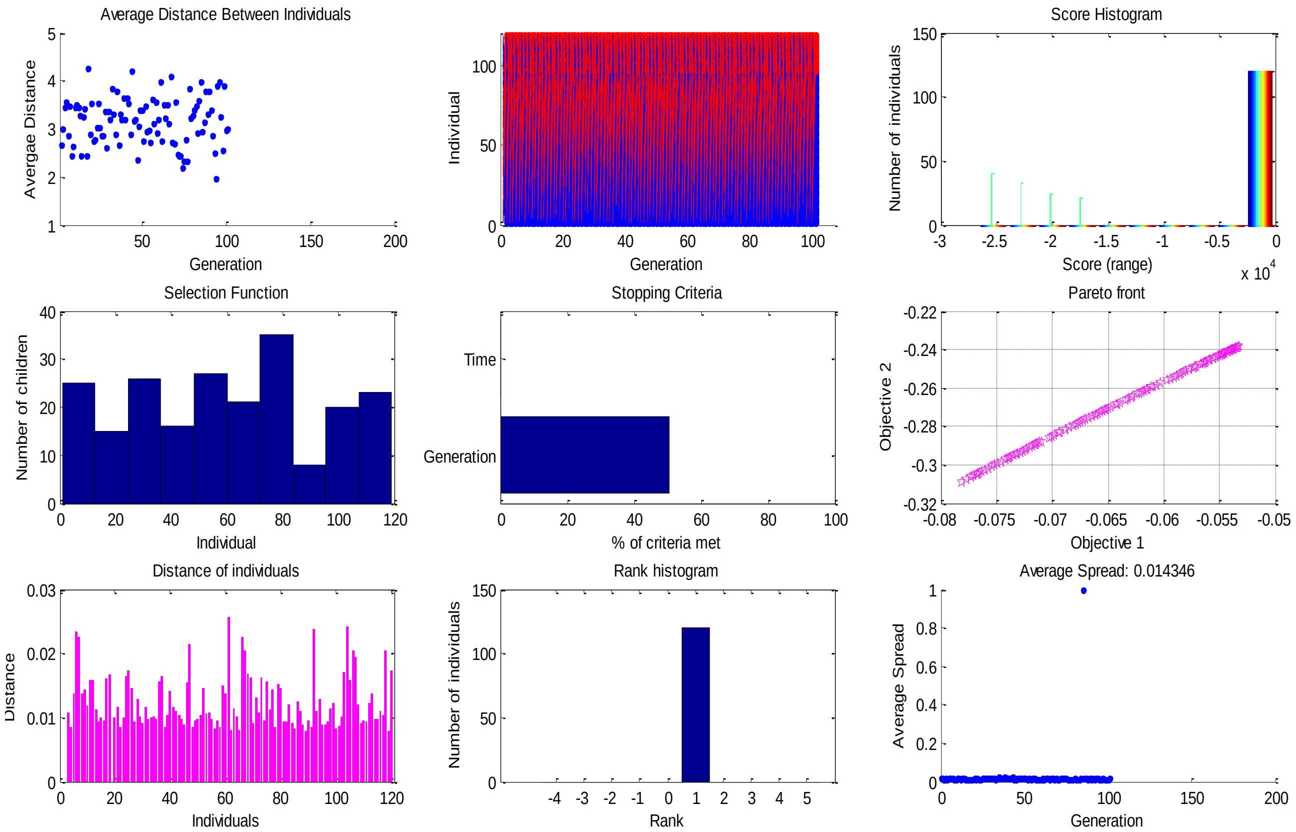

Рис. 1. Результати обчислень багатокритеріальної оптимізаційної задачі ефективності діяльності підприємства ПАТ «Турбоатом» на основі ЗСП

При цьому оптимальні значення частинних показників оцінки діяльності підприємства такі:

$$x_{11}=0{,}0781,\ x_{12}=0{,}3089,\ x_{13}=0{,}0129,\ x_{14}=0{,}0836,\ x_{15}=0{,}9367,\ x_{17}=0{,}8395,$$

$$x_{22}=1{,}077,\ x_{24}=1{,}5037,\ x_{25}=1{,}467,\ x_{26}=0{,}203,\ x_{27}=267259024,\ x_{28}=0{,}2523,$$
$$x_{29}=0{,}0616,\ x_{30}=0{,}0728,$$

$$x_{32}=0{,}1316,\ x_{33}=0{,}0761,\ x_{35}=0{,}0449,\ x_{36}=0{,}8473,\ x_{37}=0{,}8368,$$

$$x_{41}=0{,}9833,\ x_{42}=0{,}0115,\ x_{43}=0{,}544,\ x_{44}=0{,}0216.$$

Оптимальні значення показників є основою для порівняльної оцінки та слугують підгрунттям для розроблення стратегій діяльності підприємства.

Отже, розв'язувати багатокритеріальну оптимізаційну задачу ефективності діяльності підприємства рекомендується в такій послідовності етапів: 1) сформувати не домінуючі вектори $X^j, j \in \overline{1:s}$ на множині допустимих значень

D_X; 2) встановити правила відбору, схрещування і мутації; 3) встановити критерії зупинки обчислювального алгоритму; 4) обчислити значення відповідного векторного критерію оптимальності $F^j = F(X^j), j \in [1:s]$; 5) провести аналіз отриманих розв'язків, якщо вони задовольняють особу, що приймає рішення, то процес слід зупинити, якщо не задовольняє, то слід продовжити обчислювальний алгоритм та перейти до етапу 1.

Список використаної літератури

1. Малярець Л. М. Сучасні оптимізаційні методи в середовищі MatLab: навчальний посібник. Ч. 1 / Малярець Л.М., Рєзнік Є.В., Сінкевич Б.В. – Х. : Вид. ХНЕУ, 2011. – 360 с.

2. Малярець Л. М. Сучасні оптимізаційні методи в середовищі MatLab: навчальний посібник. Ч. 1 / Малярець Л.М., Рєзнік Є.В., Сінкевич Б.В. – Х. : Вид. ХНЕУ, 2013. – 356 с.

3. Y.Jin, M.Olhofer; B.Sendhoof. A framework for evolutionary optimization with approximate fitness functions. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, Vol.6, No.5, pp.481-494, 2002.

4. K.Rasheed, H.Hirsh, 2000. Informed operators: Speeding up genetic-algorithm-based design optimization using reduced models. In Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO-2000), Las Vegas, Morgan Kaufmann, pp. 628–635, 2000.

5. A.Persson, H.Grimm, A.Ng. Metamodel-assisted global search using a probing technique. In Proceedings of The IAENG International Conference on Artificial Intelligence and Applications (ICAIA'07), 2007.

6. Шварц Д.Т. Интерактивные методы решения задач многокритериальной оптимизации. Обзор. Інтернет ресурс - http://technomag.edu.ru/doc/547747.html

7. Карпенко А.П., Федорук В.Г. Аппроксимация функции предпочтений лица, принимающего решения, в задаче многокритериальной оптимизации. 3. Методы на основе нейронных сетей и нечеткой логики // Электронное научно-техническое издание: наука и образование. 2008. №4. (http://technomag.edu.ru/doc/86335.html).

8. Карпенко А.П., Моор Д.А., Мухлисуллина Д.Т. Многокритериальная

оптимизация но основе нечеткой аппроксимации функции предпочтений лица, принимающего решения // Наука и образование: электронное научно-техническое издание. 2010. (http://technomag.edu.ru/doc/135375.html)

9. Мінєнкова О.В. Формування ознакового простору моделювання збалансованої системи показників для оцінки діяльності підприємства / О.В. Мінєнкова // Науковий вісник Херсонського Державного університету. Серія: Економічні науки. – 2016. – Випуск 20/2016. – С. 185-188.

Малярець Л. М., Мінєнкова О. В.

Розв'язування багатокритеріальної оптимізаційної задачі ефективності діяльності підприємства на основі генетичного алгоритму

В статті викладена процедура розв'язування багатокритеріальної оптимізаційної задачі ефективності діяльності на основі генетичного алгоритму. Наведено аналіз основних обчислювальних алгоритмів інтерактивних методів багатокритеріальної оптимізації, вказано їх переваги і недоліки. В статті представлена багатокритеріальна оптимізаційна модель ефективності діяльності підприємства, яка ґрунтується на збалансованій системі показників та враховує функції змін значень цих показників протягом періоду дослідження та відповідних закономірних тенденцій змін цих показників. В задачі знайдено множину Парето розв'язків, використавши програмне середовище MatLab, а саме реалізувавши процедуру Multiobjective optimization using Genetic Algorith, яка ґрунтується на генетичному алгоритмі. В статті рекомендується розв'язувати багатокритеріальну оптимізаційну задачу ефективності діяльності підприємства в послідовності етапів: 1) сформувати не домінуючі вектори $X^j, j \in [1:s]$ на множині допустимих значень D_X; 2) встановити правила відбору, схрещування і мутації; 3) встановити критерії зупинки обчислювального алгоритму; 4) обчислити значення відповідного векторного критерію оптимальності $F^j = F(X^j), j \in [1:s]$; 5) провести аналіз отриманих розв'язків, якщо вони

задовольняють особу, що приймає рішення, то процес слід зупинити, якщо не задовольняє, то слід продовжити обчислювальний алгоритм та перейти до етапу 1. В статті пропонується оптимальні значення показників використовувати як основу для порівняльної оцінки та підгрунттям для розроблення стратегій діяльності підприємства.

Ключові слова: багатокритеріальна оптимізаційна задача, ефективність діяльність, інтерактивні методи, генетичний алгоритм, частинні критерії, етапи розв’язування задачі.

Малярец Л. М., Миненкова Е. В.

Решение многокритериальной оптимизационной задачи эффективности деятельности предприятия на основе генетического алгоритма

В статье изложена процедура решения многокритериальной оптимизационной задачи эффективности деятельности на основе генетического алгоритма. Приведен анализ основных вычислительных алгоритмов интерактивных методов многокритериальной оптимизации, указано их преимущества и недостатки. В статье представлена многокритериальная оптимизационная модель эффективности деятельности предприятия, основанная на сбалансированной системе показателей и учитывающая функции изменений значений этих показателей в течение периода исследования и соответствующие закономерные тенденции изменения этих показателей. В задачи найдено множество Парето решений, использовав программную среду MatLab, а именно реализовав процедуру Multiobjective optimization using Genetic Algorith, основанную на генетическом алгоритме. В статье рекомендуется решать многокритериальную оптимизационные задачи эффективности деятельности предприятия в последовательности этапов: 1) сформировать недоминирующие векторы на множестве допустимых значений; 2) установить правила отбора, скрещивания и мутации; 3) установить критерии остановки вычислительного алгоритма; 4) вычислить значение соответствующего векторного критерия оптимальности; 5) провести анализ полученных решений, если они удовлетворяют лицо,

принимающее решение, то процесс следует остановить, если не удовлетворяют, то следует продолжить вычислительный алгоритм и перейти к этапу 1. В статье предлагается оптимальные значения показателей использовать как основу для сравнительной оценки и разработки стратегий деятельности предприятия.

Ключевые слова: многокритериальная оптимизационная задача, эффективность деятельности, интерактивные методы, генетический алгоритм, частные критерии, этапы решения задачи.

Відомості про авторів

Малярець Людмила Михайлівна – доктор економічних наук, професор, завідувач кафедри вищої математики та економіко-математичних методів Харківського національного економічного університету імені Семена Кузнеця.

Контактна інформація: 0505244807 malyarets@ukr.net kafmath@hneu.ua

Мінєнкова Олена Вадимівна – викладач, здобувач кафедри вищої математики та економіко-математичних методів Харківського національного економічного університету імені Семена Кузнеця.

Контактна інформація: 0950791597 elenkavl21@ramler.ru

Малярец Людмила Михайловна – доктор экономических наук, профессор, заведующий кафедрой высшей математики и экономико-математических методов Харьковского национального экономического университета имени Семена Кузнеца.

Контактна інформація: 0505244807 malyarets@ukr.net kafmath@hneu.ua

Миненкова Елена Вадимовна – преподаватель, соискатель кафедры высшей математики и экономико-математических методов Харьковского национального экономического университета имени Семена Кузнеца.

Контактная информация: 0950791597 elenkavl21@ramler.ru

Официальное написание на английском языке**:**
Malyarets Lyudmyla M.
Minenkova OlenaV.

Контактное лицо – Миненкова Е. В.
Почтовый адрес для отправки экземпляра журнала:
Миненкова Е. В., ул. С. Грицевца 47, кв. 5, Харьков, 61172

Представленный материал раньше не публиковался и в другие издания не направлялся.