УДК 62-50

ЛИТВИНЕНКО В.І.

РЕАЛІЗАЦІЯ СИСТЕМИ ПІДТРИМКИ ПРИЙНЯТТЯ РІШЕНЬ НА ОСНОВІ НЕЧІТКОЇ ОПТИМІЗАЦІЇ РОЗПОДІЛУ ФІНАНСІВ МІЖ АЛЬТЕРНАТИВНИМИ ПРОЕКТАМИ ЗА ДОПОМОГОЮ АЛГОРИТМУ КЛОНАЛЬНОГО ДОБОРУ

У роботі розглянуто рішення задачі розподілу фінансових ресурсів між альтернативними проектами, що характеризуються нечіткими критеріями вибору. Запропоновано рішення задачі вибору проекту за допомогою нечіткого індексу значимості проекту. Розглянуто рішення задачі пошуку найкращого розподілу фінансів між проектами за допомогою клонального імунного алгоритму. Наведено результати порівняльних експериментів з генетичним алгоритмом. Знайдено найкращу конфігурацію клонального алгоритму для розглянутої задачі розроблена система підтримки прийняття рішень.

Вступ

Завдання вибору проекту для фінансування в умовах обмеженості фінансових ресурсів будемо розглядати як задачу багатокритеріального прийняття рішень (БКПР). Умовами рівноваги в цьому випадку є вимоги до обмежень на наявні ресурси (умови обмеженості бюджету), а також вимога задоволення пріоритетів, який володіють окремі проекти. Процес вибору проектів ускладнюється тим, що він має деякі нечіткі характеристики. Оскільки ухвалення рішення про фінансування проектів, як правило, виконується членами комітетів, то для кожного з них характерним є наявність суб'єктивності, неточності й невизначеності суджень, невизначеності й необґрунтованості в присвоєнні відносних вагових коефіцієнтів для критеріїв вибору. Дуже часта особа, що приймає рішення (ОПР) привласнює вагові коефіцієнти критеріям вибору у вигляді лінгвістичних змінних, таких як "гарний", "дуже низький", "слабкий" тощо. Тому проблема вибору проектів для фінансування є складною й характеризується наявністю невизначеностей уже по своїй природі. Існують детерміновані підходи до вибору проектів на основі точних характеристик, однак вони мають занадто загальний характер і не враховують особливості ситуації, а також тих невизначеностей, які зустрічаються при рішенні реальних завдань. Такі детерміновані підходи, які базуються на точних методах прийняття рішень, не можуть бути успішно використані в умовах наявності невизначеностей і неточної інформації. У даній роботі розглядається підхід до вибору проектів на основі теорії нечітких множин [1,2], у якому використовується ***нечіткий індекс значимості проекту*** (ІЗП). Такий індекс дає можливість брати до уваги невизначеності, які характерні для процесу ухвалення рішення при наявності різних суб'єктивних критеріїв вибору. Для визначення найкращого розподілу фінансів між проектами, оцінка яких виробляється за допомогою ІЗП, пропонується використовувати клональний алгоритм (КА), як універсальну оптимизаційну процедуру [3,4]. КА дозволяють одержувати близькі до оптимального рішення з досить високою швидкістю, що відбувається за рахунок сполучення в них елементів випадкового й спрямованого пошуку. При цьому КА не накладають на постановку завдання такі обмеження як безперервність цільової функції, її обов'язкова цілочисельність або дійсність, унімодальність або гладкість поверхні. Крім того, існує практична можливість побудови оптимізаційного алгоритму на основі КА, що не вимагає в процесі рішення завдання чисельного вираження якості окремого рішення; деякі КА дозволяють робити пошук рішення, ґрунтуючись лише на процедурі вибору кращого рішення із двох запропонованих. Описані характеристики, а також простота реалізації, роблять КА найкращим алгоритмом оптимізації розподілу фінансів між проектами в умовах нечіткості критеріїв вибору.

ПОСТАНОВКА ЗАВДАННЯ ВИБОРУ ПРОЕКТУ

Нехай $P = \{P_1, P_2, ..., P_n\}$ – множина запропонованих проектів, вартість яких становить $(b_1, b_2, ..., b_n)$; $ІЗП_i = (c_i^l, c_i, c_i^r)$ – нечіткий індекс значимості проекту P_i ($i = 1,2,...,n$) представлений нечітким числом із трикутною функцією приналежності, де c – крапка максимально можливого ступеня приналежності, а c^l й c^r – ліва та права границі діапазону, у який може потрапити оцінювана величина; b – загальний бюджет, запланований на виконання проектів; k – кількість ОПР приймаючу участь у виборі проектів; m – кількість критеріїв вибору. Привласнимо кожному проекту змінну x_i, котра приймає значення 1 або 0 залежно від того, приймається чи проект ні (1 – якщо проект приймається, 0 – у противному випадку). Таким чином, завдання полягає у виборі таких проектів, які максимізують загальний внесок за нечіткими критеріями, а також задовольняють умові бюджетного обмеження:

$$\sum_{i=1}^{n} ІЗП_i * x_i \to \max \text{, при} \sum_{i=1}^{n} b_i * x_i \le b \qquad (1)$$

Охарактеризуємо кожний проект нечіткими критеріями вибору, представленими у вигляді лінгвістичних змінних *Якість* $= S$ і *Важливість* $= W$. Шкалу лінгвістичної змінної *Якість* розділимо на 7 значень: $S = \{EG, VG, G, M, P, VP, EP\}$, де EG =*найкращий*, VG =*дуже гарний*, G =*гарний*, M =*середній*, P =*нижче середнього*, VP =*поганий*, EP =*дуже поганий*. При десяти бальній шкалі нечіткі числа із трикутною функцією приналежності приймуть вид: $EG = (9.5;10;10)$, $VG = (7;8.5;10)$, $G = (5.5;7;8.5)$, $M = (3.5;5;6.5)$, $P = (1.5;3;4.5)$, $VP = (0;1.5;3)$, $EP = (0;0;0.5)$. Шкалу лінгвістичної змінної *Важливість* розділимо на 5 значень: $W = \{VI, I, F, UI, VUI\}$, де VI =*дуже важливий*, I =*важливий*, F =*середньої важливості*, UI =*не важливий*, VUI =*дуже низької важливості*. Значення цієї змінної також представимо у вигляді нечітких чисел із трикутною функцією приналежності при десяти бальній шкалі: $VI = (8;10;10)$, $I = (5;7;9)$, $F = (3;5;7)$, $UI = (1;3;5)$, $VUI = (0;0;2)$. При необхідності, форму функцій приналежності таких нечітких чисел можна визначити по формулі:

$$f_{\tilde{c}}(x) = \begin{cases} (x - c_l)/(c - c_l) & c_l \le x < c, \quad c_l \ne c \\ (x - c_r)/(c - c_r) & c \le x \le c_r, \quad c_r \ne c \\ 0, & иначе \end{cases} \qquad (2)$$

Допустимо, що вже є нечіткі оцінки від ОПР якості та важливості проектів. Для об'єднання цих оцінок будемо використовувати усереднення. Нехай $S_{ijt} = (s_{ijt}^l, s_{ijt}, s_{ijt}^r) \in S$, $i = 1,2,...,n$; $j = 1,2,...,m$; $t = 1,2,...,k$ – є лінгвістичний рейтинг, привласнений ОПР D_t проекту P_i за критерієм C_j. Також покладемо, що $W_{ijt} = (w_{jt}^l, w_{jt}, w_{jt}^r)$, $j = 1,2,...,m$; $t = 1,2,...,k$ – є лінгвістичний ваговий коефіцієнт, привласнений ОПР D_t за критерієм C_j. Уведемо змінні:

$$\overline{S}_{ij} = \frac{1}{k} \otimes (S_{ij1} \oplus S_{ij2} \oplus ... \oplus S_{ijk}), \ \overline{W}_j = \frac{1}{k} \otimes (W_{j1} \oplus W_{j2} \oplus ... \oplus W_{jk}), \tag{3}$$

де символами ⊗ й ⊕ позначені операції нечіткого множення та додавання, відповідно. При обраних позначеннях змінна $\overline{S}_{ij}$ являє собою усереднений нечіткий рейтинг проекту P_i за суб'єктивним критерієм C_j, а $\overline{W}_j$ – це усереднене значення нечіткого вагового коефіцієнта важливості суб'єктивного критерію C_j. Змінні $\overline{S}_{ij}$ й $\overline{W}_j$ також є нечіткими числами із трикутною функцією приналежності наступного виду:

$$\overline{S}_{ij} = (\overline{s}_{ij}^l, \overline{s}_{ij}, \overline{s}_{ij}^r), \ \overline{W}_j = (\overline{w}_j^l, \overline{w}_j, \overline{w}_j^r),$$
$$\overline{s}_{ij}^l = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} s_{ijt}^l, \ \overline{s}_{ij} = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} s_{ijt}, \ \overline{s}_{ij}^r = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} s_{ijt}^r, \tag{4}$$
$$\overline{w}_j^l = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} w_{jt}^l, \ \overline{w}_j = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} w_{jt}, \ \overline{w}_j^r = \frac{1}{k}\sum_{t=1}^{k} w_{jt}^r$$

У загальному випадку вагові коефіцієнти критеріїв повинні бути нормовані:

$$\overline{W}_{jN} = \overline{W}_j \otimes \left(\sum_{k=1}^{m} \overline{W}_k\right) \approx \left(\frac{\overline{w}_j^l}{\sum_{k=1}^{m} \overline{w}_j^r}, \frac{\overline{w}_j}{\sum_{k=1}^{m} \overline{w}_j}, \frac{\overline{w}_j^r}{\sum_{k=1}^{m} \overline{w}_j^l} \right) = (\overline{w}_j^l, \overline{w}_j, \overline{w}_j^r) \tag{5}$$

Нечіткий індекс значимості $ИЗП_i$ проекту P_i визначимо як:

$$ІЗП_i = \frac{1}{m} \otimes \left[\left(\overline{W}_1 \otimes \overline{S}_{i1}\right) \oplus \left(\overline{W}_2 \otimes \overline{S}_{i2}\right) \oplus ... \oplus \left(\overline{W}_m \otimes \overline{S}_{im}\right) \right] \tag{6}$$

Відповідно до принципу розширення $ІЗП_i$ не буде нечітким числом із трикутною функцією приналежності. Однак для простоти на практиці $ІЗП_i$ приблизно розглядають як нечітке число із трикутною функцією приналежності виду:

$$ІЗП_i \approx (c_i^l, c_i, c_i^r) = \left(\frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} \overline{w}_j^l \overline{s}_{ij}^l, \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} \overline{w}_j \overline{s}_{ij}, \frac{1}{m}\sum_{j=1}^{m} \overline{w}_j^r \overline{s}_{ij}^r \right) \tag{7}$$

При рішенні завдання вибору проекту скористаємося процедурою ранжирування нечітких чисел. Нехай $\widetilde{A}$ – нечітке число, а його узагальнене очікуване значення з індексом оптимізму μ визначається як $E_\mu(\widetilde{A}) = \mu E_R(\widetilde{A}) + (1-\mu) E_L(\widetilde{A})$, де $E_R(\widetilde{A})$ й $E_L(\widetilde{A})$ – це праве й ліве очікування значення числа $\widetilde{A}$, відповідно; $\mu \in [0,1]$, а $E_R(\widetilde{A})$ й $E_L(\widetilde{A})$ визначаються як:

$$E_R(\widetilde{A}) = \int_{\alpha}^{\beta} x f_{\widetilde{A}}^R(x)dx, \ E_L(\widetilde{A}) = \int_{\gamma}^{\delta} x f_{\widetilde{A}}^L(x)dx \tag{8}$$

Параметр $\mu \in [0,1]$ характеризує ступінь оптимізму ОПР. Для нечіткого числа $\widetilde{A} = (c^l, c, c^r)$ та рівня оптимізму $\mu \in [0,1]$ легко визначити, що $E_L(\widetilde{A}) = 0.5(c^l + c)$, $E_R(\widetilde{A}) = 0.5(c + c^r)$. При деякому рівні оптимізму μ нечіткі числа можна впорядкувати шляхом порівняння їх узагальнених очікуваних значень при конкретних величинах μ. Для двох нечітких чисел $\widetilde{A}$ і $\widetilde{B}$ співвідношення $E_\mu(\widetilde{A}) < E_\mu(\widetilde{B})$, $E_\mu(\widetilde{A}) > E_\mu(\widetilde{B})$, $E_\mu(\widetilde{A}) = E_\mu(\widetilde{B})$ означають що $\widetilde{A} < \widetilde{B}$, $\widetilde{A} > \widetilde{B}$ і $\widetilde{A} = \widetilde{B}$ відповідно.

РІШЕННЯ ЗАВДАННЯ КЛОНАЛЬНИМ АЛГОРИТМОМ

Для реалізації клонального алгоритму необхідно визначити: спосіб подання рішень завдання у вигляді особин, популяцію особин, цільову функцію (функцію афінності) і процедуру репродукції, що включають оператори відбору, заміщення й гіпермутації рішень.

Формально алгоритм клональной селекції можна представити в такий спосіб [9]:

$$CLONALG = \left(P^l, G^k, l, k, m_{Ab}, \delta, f, I, \tau, AG, AB, S, M, n, d\right) \tag{9}$$

де P^l – простір пошуку (простір форм); G^k – подання простору; l – довжина вектора атрибутів (розмірність простору пошуку); k – довжина рецептора антитіла; m_{Ab} – розмір популяції антитіл; δ - функція експресії; f – функція афінності; I – функція ініціалізації початкової популяції антитіл; τ - умова завершення роботи алгоритму; AG – підмножина антигенів; AB – популяція антитіл; S – оператор селекції; C – оператор клонування; M – оператор мутації; n – кількість кращих антитіл, що відбираються для клонування; d – кількість гірших антитіл, що підлягають заміні новими. Нижче приводиться узагальнений покроковий опис алгоритму.

Крок 1. *Ініціалізація*. Створення (звичайно випадковою генерацією) початкової популяції антитіл (AB).

Крок 2. *Обчислення афінності*. Для кожного антитіла $Ab_j, Ab_j \in AB$ обчислити його афінність стосовно кожного антигену $Ag_i, Ag_i \in AG$. Результати записати в матрицю афінностей $D: D = \left[\left|AG\right| \times m_{Ab}\right]$ і $d_{ij} = f\left(Ab_j, Ag_i\right), d_{ij} \in D$.

Крок 3. *Клональная селекція та поширення*. Вибрати з популяції по n кращих антитіл для кожного рядка матриці D, і помістити їх в окрему популяцію клонів $AB_C, \left|AB_C\right| = n \cdot \left|AG\right|$.. Генерувати клони елементів популяції AB_C пропорційно їх афінності, тобто чим вище афінність, тим більша кількість клонів створюється та навпаки.

Крок 4. *Дозрівання афінності*. Піддати мутації всі клони популяції AB_C з імовірністю назад-пропорційної їх афінностям, тобто чим нижче афінність індивідуума, тим вище ймовірність його мутації. Обчислити нову афінность кожного антитіла $Ab_j, Ab_j \in AB_C$ аналогічно п.2, одержавши матрицю афінностей D_C. Вибрати з популяції AB_C n антитіл, для яких відповідний вектор-стовпець матриці D_C дає кращий узагальнений результат афінності, і перенести їх у популяцію кліток пам'яті M_R.

Крок 5. *Метадинамика*. Замінити d гірших антитіл популяції AB новими випадковими індивідуумами.

Крок 6. Замінити n антитіл популяції AB клітками пам'яті з M_R і перейти до п.2 поки не буде досягнутий критерій останова.

Клональний алгоритм ставиться до класу еволюційних алгоритмів однак його перевага перед такими алгоритмами як наприклад генетичний алгоритм, полягає в тім, що *гіпермутації* є гарними для дослідження *локальних областей пошуку*, у той час як *редагування* (*тобто видалення антитіл з низкою афінністю*) дозволяє уникати влучення рішень (антитіла) у *локальні оптимуми*. Таким чином, редагування й гіпермутація грають взаємодоповнюючі ролі в процесі дозрівання афінності. На додаток до соматичної гіпермутації й редагування рецепторів додається частина генерованих випадковим чином індивідуумів які надходять у загальний фонд для збереження розмаїтості популяції.

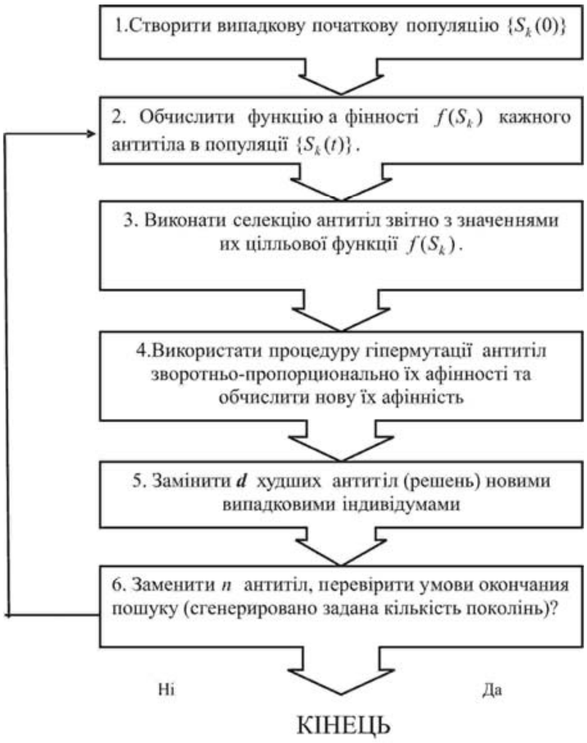

Рис. 1. Узагальнена схема алгоритму клонального відбору

Рішенням розглянутого завдання є список прийнятих до фінансування проектів. Привласнимо кожному проекту змінну x_i, котра приймає значення 1 або 0 залежно від того, приймається чи проект ні (1 – якщо проект приймається, 0 – у противному випадку). Тоді кожне рішення завдання можна представити у вигляді вектора $\overline{X} = (x_1, x_2, ..., x_n)$, де n- загальне число проектів, а x_i ($i = 1,2,...,n$) – двійкова змінна. Таким чином, кожна особина популяції буде складатися з n біт, значення яких будуть відповідати значенням тридцятилітніх x_i вектора $\overline{X}$. Популяцію визначимо як множину особин, розмір якого фіксований. Кожна особина популяції має деяку оцінку, величина якої асоційована із пристосованістю особини. Значення такої оцінки визначається цільовою функцією $f(\overline{X})$. Традиційно КА визначають як максімизуючий алгоритм. Тоді, як цільова функція будемо використовувати ранжироване значення сумарного $ІЗП$:

$$f(\overline{X}) = E_\mu(\sum_{i=1}^{n} ІЗП_i) \tag{10}$$

Процедура репродукції полягає у відборі по заданому алгоритмі деякого числа особин (антитіл) популяції, які застосуванні із заданою ймовірністю до відібраних особин операторів і отриманими у результаті застосування до особин оператора мутації метадинаміки і доповнені до отриманих у такий спосіб особин у популяцію. У нашім дослідженні ми використовували оператори відбору – турнірний, елітарний і відбір методом рулетки. Для визначення найбільш ефективної конфігурації КА було використане тестове завдання в якій було потрібно з 52 проектів відібрати такі, які б максимізували цільову функцію при заданих суб’єктивних оцінках і задовольняли обмеження на бюджет завбільшки 10000 умовних одиниць. Критерієм відбору конфігурацій виступала якість рішення, знайденого алгоритмом заданої конфігурації при обмеженні за часом пошуку в 50, 100 і 150 ітерацій. При цьому було прийнято % кращих антитіл (рішень) – 70%, % гірших антитіл що треба замінити – 30%. На першому етапі був зроблений відбір найкращого сполучення: метод відбору / кількість ітерацій. Значення інших параметрів становили: імовірність застосування оператора мутації – 0.99, розмір популяції 128 особин, розмір еліти (при необхідності) 15 особин. Результати експериментів наведені в таблиці 1. Були проведені порівняльні експерименти з генетичним алгоритмом, застосування якого для рішення даного завдання було докладно описане нами в роботах [6-8]. При цьому, параметри генетичного алгоритму, мали наступні значення составляли: ймовірність використання оператора мутації якості

0.01, ймовірність використання оператора кросинговеру 0.5, розмір популяції 128, размір еліти (при необхідності) 16 особин.

Таблиця 1

Порівняльна характеристика результатів роботи операторів відбору та кількості ітерацій

		Кількість ітерацій генетичного алгоритму		
		50	100	150
Метод відбору	Турнірний	974.5025	1024.797	1028.562
	Елітарний	1023.135	1119.340	1108.092
	Рулетка	1031.777	971.9800	1089.685
		Кількість ітерацій клонального алгоритму		
		50	100	150
Метод відбору	Турнірний	1000.6075	1036.853	1060.667
	Елітарний	1128.275	2119.125	2999.523
	Рулетка	1181.243	1000.7850	2099.125

Найкращої виявилася конфігурація при елітарному відборі при 150 ітераціях. При елітарному відборі на кожному новому циклі роботи пошукового алгоритму відбувається відбір для репродукції заданого числа найкращих особин популяції – еліти. Якщо представити популяцію у вигляді безлічі особин, упорядкованих по убуванню відповідних їм значень цільової функції $f(\overline{X})$, при заданій довжині цієї множини L (розмір популяції), то як еліта будуть виступати перші l особин популяції, де $l \in [1, L]$. На практиці занадто малі та занадто більші розміри еліти не використовуються, тому що малий розмір еліти не привід до ефективного дослідження простору рішень, а більшої розмір еліти приводить до перенасичення алгоритму новими особинами, отриманими в результаті перетинання елітарних особин. Для визначення найкращого розміру популяції та еліти ми провели ряд експериментів, результати яких показані на рисунку 2.

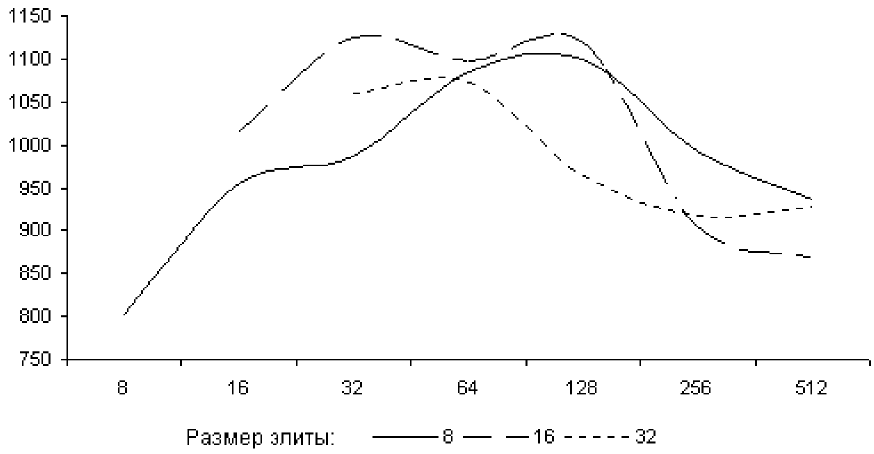

Рис. 2. Залежність якості рішення від розміру популяції й еліти

Найкращі результати досягаються при розмірі еліти в 16 особин і розмірі популяції в 32 і 128 особин. Дотримуючись принципу найменшої складності, віддамо перевагу розміру популяції в 32 особині. На даній конфігурації був початий пошук рішення з обмеженням за часом в 300 секунд. При цьому було знайдене рішення, значення цільової функції при якому склало 1160.6025, запропоноване рішення вимагало витрат завбільшки 9792.285 умовних одиниць, що задовольняє поставленому обмеженню на бюджет.

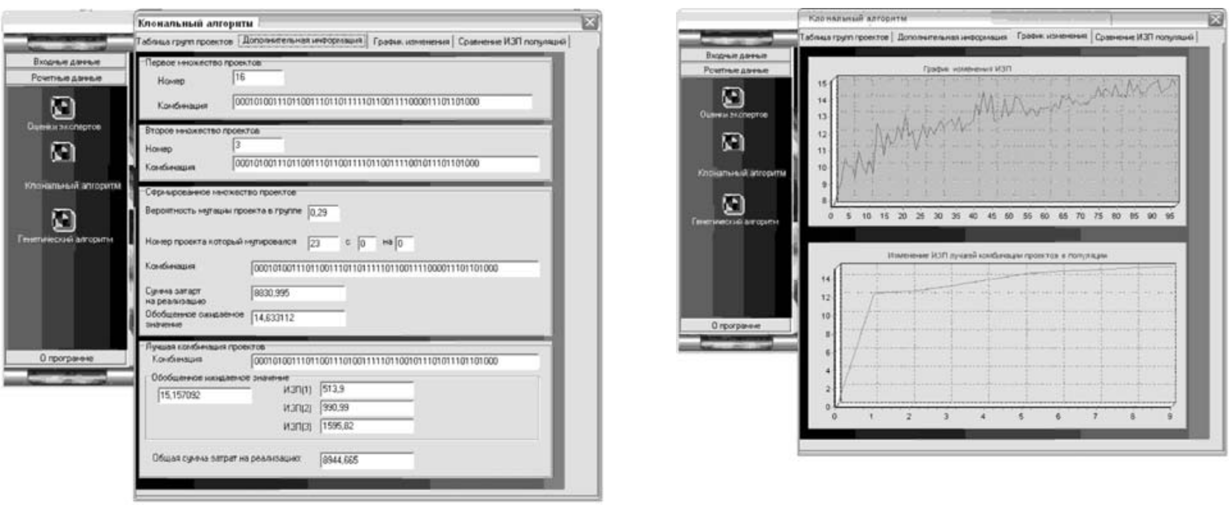

Рис. 3. Програмна реалізація підсистеми вибору проектів

РОЗРОБКА ФУНКЦІОНАЛЬНОЇ СХЕМИ СППР

Узагальнений алгоритм оптимального розподілу інвестиційних ресурсів наведений на рис. 4.

Рис. 4. Алгоритм розподілу фінансів між альтернативними проектами в умовах обмежених ресурсів на основі нечіткого булевого програмування

У результаті виконання алгоритму одержуємо варіанти вибору проектів при конкретних умовах рівноваги й обмеженнях. Оцінюється важливість критеріїв і якість кожного проекту. На основі агрегування одержуємо нечіткий індекс значимості для кожного проекту, що вказує, наскільки корисним може бути його реалізація. Результати показують який проект можна вибрати так щоб були задоволені обмеження бюджету, умови рівноваги і максимізована можливість виконання обраних проектів. Задача сформульоване як задача нечіткого Булевого програмування або оптимізаційна задача, розв'язуване за допомогою клонального алгоритму.

Структурна схема СППР наведена на рис. 5.

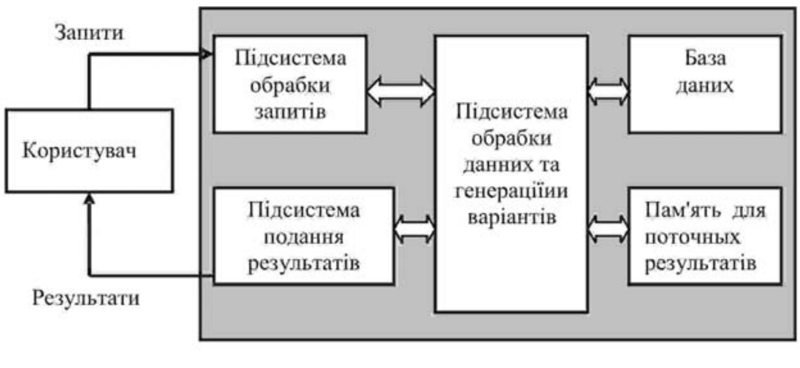

Рис. 5. Структура СППР

ВИСНОВОК

Вирішена оптимізаційна задача вибору проектів для фінансування і розподілу ресурсів між обраними проектами. Для цієї мети запропоновано використовувати наступні оптимізаційні процедури: нечітке булеве програмування, клональний алгоритм Розглянуте рішення задачия розподілу фінансів між альтернативними проектами, які характеризуються нечіткими критеріями вибору. У результаті дослідження була отримана цільова функція, значення якої визначаються з урахуванням суб'єктивності і нечіткості критеріїв відбору. Завдання оптимізації отриманої цільової функції при обмеженні на розмір бюджету вирішені за допомогою клонального алгоритму. У ряді експериментів була визначена найкраща конфігурація КА. Проведено порівняльні дослідження застосування клонального й генетичного алгоритму. Отримані результати дозволяють говорити про більше високу ефективність клонального алгоритму по при рішенні задач даного класу.

Запропоновано структуру системи підтримки прийняття рішень для завдання вибору проектів для фінансування і розподілу засобів між обраними проектами. Розроблена структура СППР відрізняється своєю універсальністю та відкритістю для розширення її функціональних можливостей. Реалізовано частину основних функцій системи – підсистеми моделювання, аналізу проектів і вибору проектів для реалізації. Система відкрита також для введення нових функцій, пов'язаних з моделюванням, прогнозуванням і керуванням процесами.

ЛІТЕРАТУРА

1. Борисов А.Н., Крумберг О.А., Федоров И.П. Принятие решений на основе нечетких моделей: Примеры использования – Рига: Зинатне, 1990. – 184 с.
2. Орловский С.А. Проблемы принятия решений при нечеткой исходной информации – М.: Наука. Главная редакция физико-математической литературы, 1981. – 208 с.
3. Burnet F.M. The Clonal Selection Theory of Acquired Immunity. – The University Press. Cambridge, 1959. – 39 p.
4. De Castro, L.N. & Timmis, J. I. Artificial Immune Systems: A New Computational Intelligence Approach, – London: Springer-Verlag, 2003, – 357 p.
5. Вороновский Г.К., и др. Генетические алгоритмы, искусственные нейронные сети и проблемы виртуальной реальности – Х.: ОСНОВА, 1997. – 112 с.
6. Кордзадзе Т.З., Бидюк П.И., Литвиненко В.И. Эволюционная оптимизация распределения финансов между альтернативными проектами на основе нечеткой логики // Искусственный интеллект. – 2002. – № 3. – С. 574-580.
7. Litvinenko V., Bidyuk P., Baklan I., Kordzadze T. The evolution approach to optimal funding distribution between alternative projects // Международная конференция по прикладной математике, посвященная 65-летию со дня рождения Б.Н.Пшеничного, тезисы докладов. Июнь 25-28, 2002, Киев, Украина, С. 80-81.
8. Бидюк П.И. Литвиненко В.И. Гринавцев О.В Бюргер Ю.А. Объектно-ориентированный подход к программной реализации задачи выбора проектов для финансирования при помощи генетического алгоритма // Вестник ХГТУ. – 2003. – № 2 (18).– С. 110-116.