

Таким чином, на основі саме визначених та запропонованих елементів можна побудувати сильний бренд, що приведе до підвищення ефективності підприємства в конкурентній боротьбі.

Література: 1. Панкратов Ф. Г. Комерційна справа: Навч. посіб. для вузів / Ф. Г. Панкратов, Т. Г. Серьогіна. – Рівне: Вертекс, 2001. – 352 с. 2. От обычной торговой марки к супер-бренду // <http://www.franchising.kiev.ua>. 3. Котлер Ф. Маркетинг менеджмент. – 11 междунар. изд. – СПб.: Питер, 2005. – 800 с. 4. Огилви Д. Откровения рекламного агента. – М.: Эксмо, 2007. – 160 с. 5. Элвуд А. Основы брендинга: 100 приемов повышения ценности торговой марки. – М.: ФАИР-ПРЕСС, 2002. – 336 с. 6. Аакер Д. Бренд-лидерство: новая концепция брендинга / Д. Аакер, Э. Йохимштайлер; [Пер. с англ. Н. В. Кияченко, А. Н. Москвичева, Ю. А. Быстрова. – М.: Изд. дом Гребенникова, 2003. – 376 с. 7. ЛеПла Д. Ф. Стратегии развития бренда. Оригинальный практический инструментарий для лидера вашего бренда / Ф. Дж. ЛеПла, С. В. Дэвис, Л. М. Паркер; [Пер. с англ. под ред. О. Б. Максимовой. – Днепропетровск: Баланс-Клуб, 2004. – 368 с. 8. Моисеева Н. К. Брендинг в управлении маркетинговой активностью: Монография / Н. К. Моисеева, М. Ю. Рюмин, М. В. Слушаенко, А. В. Будник; [Под ред. Н. К. Моисеевой. – М.: Омега-Л, 2003. – 336 с. 9. Домнин В. Н. Брендинг: новые технологии в России. – СПб.: Питер, 2002. – 348 с. 10. Мамлеева Л. Анатомия бренда / Л. Мамлеева, В. Перция. – М.: Вершина, 2007. – 228 с. 11. Мороз О. В. Теория современного брендинга: Монография / О. В. Мороз, О. В. Пашенко. – Вінниця: УНІВЕРСУМ-Вінниця, 2003. – 104 с. 12. Гейер Г. В. Брендинг в инновационной стратегии предприятия / Г. В. Гейер, А. В. Ландик. – Донецк: Норд-Пресс, 2006. – 136 с. 13. Рохманюк Н. Как создать управляемый бренд? // <http://www.marketingburo.com.ua>. 14. Зоткин А. Бренд как основа успешного современного бизнеса // www.abz.msk.ru. 15. Тесакова Н. В. Бренд и торговая марка: развод по-русски: Практика, опыт, технологии / Н. В. Тесакова, В. В. Тесаков. – СПб.; М.; Н. Новгород; Воронеж; Ростов н/Д; Питер, 2004. – 268 с. 16. Зозульов О. Моделі брендингу: класифікація та стисла характеристика / О. Зозульов, Ю. Несторова // Маркетинг в Україні. – 2006. – №5. – С. 44 – 49. 17. Перция В. Кухня брендинга // <http://www.mm.com.ua>. 18. Перция В. Клейменные железом // <http://www.mm.com.ua>. 19. Волков А. Стратегический бренд-менеджмент и капитализация организации // Маркетинг. – 2006. – №4(89). – С. 19 – 29.

Стаття надійшла до редакції
31.01.2008 р.

УДК 330.16

Тижненко Л. О.
Тижненко О. Г.

ОСОБЛИВОСТІ ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ В ЕКОНОМІЧНИХ ДОСЛІДЖЕННЯХ

A new scheme of genetic algorithm, where the crossovers are omitted and new populations are created only with the aid of mutations, is addressed. This scheme is extremely effective in those economic problems, in which the fitness function has the only extremum.

Використання генетичних алгоритмів в економіці є відносно новим інструментом дослідження складних економічних систем, що пов'язаний з комбінаторним характером пошуку оптимальних рішень. Класичний приклад застосування ге-

нетичного алгоритму – вирішення задачі комівояжера [1 – 5], яка пов'язана з проблемою мінімізації вартості постачання в мегаполісах, з розрахунком вартості маршрутів у туристичному бізнесі, особливо міжнародному та ін.

Останнім часом генетичний алгоритм інтенсивно використовується для створення систем штучного інтелекту, що отримали розвиток у двох напрямках [6]: еволюційне моделювання, яке базується на генетичному алгоритмі й генетичному програмуванні, та конективізм (нейронні мережі й паралельні процеси). Моделі штучного інтелекту [5; 7 – 10] використовуються як для оцінки ризику бізнес-рішень, так і для неперервного моніторингу економічних систем. Треба зазначити, що у зв'язку з поширеним застосуванням нейронних мереж в управлінні виробничими системами зростає роль генетичних алгоритмів, які використовуються для їх навчання [3; 11].

Особливе значення має застосування генетичного алгоритму в економетриці для оцінки параметрів економетричних моделей. Це особливо стосується суттєво нелінійних моделей типу Кобба – Дугласа, а також довільних моделей у тому випадку, коли не виконуються умови Гаусса – Маркова [11].

На базі генетичного алгоритму будуються також адаптивні моделі виробничих систем, ринків та економіки країни в цілому [9; 10].

Взагалі генетичний алгоритм є робастним методом оптимізації за допомогою стохастичних методів пошуку оптимального рішення, який базується на принципах натуральної селекції та еволюції [1 – 3; 5]. Як оптимізаційний алгоритм, він є особливо корисним для вирішення складних проблем, у тому числі комбінаторного характеру. Генетичний алгоритм вважається особливо ефективним для пошуку глобального максимуму у багатовимірному просторі у квазіоптимальному наближенні.

Слід, однак, зазначити, що застосування існуючих схем генетичного алгоритму для вирішення оптимізаційних задач потребує складного програмного забезпечення, яке відсутнє у відкритому друку, а також у відомих статистичних пакетах прикладних програм. Це обмежує застосування генетичних алгоритмів в економічних дослідженнях. Крім того, процес пошуку оптимального рішення в генетичному алгоритмі може тривати дуже довго через квазіоптимальний характер пошуку глобального оптимуму. Все це обумовлює розгляд основних принципів генетичного алгоритму з метою його вдосконалення.

Перш ніж перейдемо до аналізу існуючого методичного забезпечення застосування генетичних алгоритмів у процесі пошуку оптимальних управлінських рішень, зазначимо основну термінологію, яка запозичена з біології. Так, множина пробних рішень складає популяцію (population); послідовні популяції пробних рішень – покоління (generations); наступне покоління складається з дітей (children) за допомогою селективної репродукції пари батьків (parents) з поточного покоління (current generation); селективна репродукція здійснюється за допомогою відбору (selection), схрещування (crossover) і мутації (mutation). Оскільки генетичний алгоритм оперує, як правило, не з числовими значеннями параметрів моделі, що він оптимізує, а з кодами цих параметрів, то пробні рішення в кодах носять назву хромосом (chromosome). Оптимізація параметрів моделі в генетичному алгоритмі провадиться за допомогою оптимізації цільової функції (fitness function) [1].

У цілому генетичний алгоритм класифікується як метод глобальної оптимізації на відміну від більш відомих методів оптимізації, таких, як градієнтні методи, квазіньютоніві методи та симплекс-методи, що класифікуються як методи локальної оптимізації. Принципова відмінність методів глобальної оптимізації від методів локальної оптимізації полягає в тому, що результат локального пошуку дуже залежить від початкових умов, тоді як результат глобального пошуку є робастним.

Концепція генетичного алгоритму, яка була вперше запропонована Дж. Холландом [4], здійснює пошук оптимуму згідно з теорією Дарвіна про природну селекцію та еволюцію. Основні принципи її функціонування зображені на блок-схемі, наведеній на рис. 1.

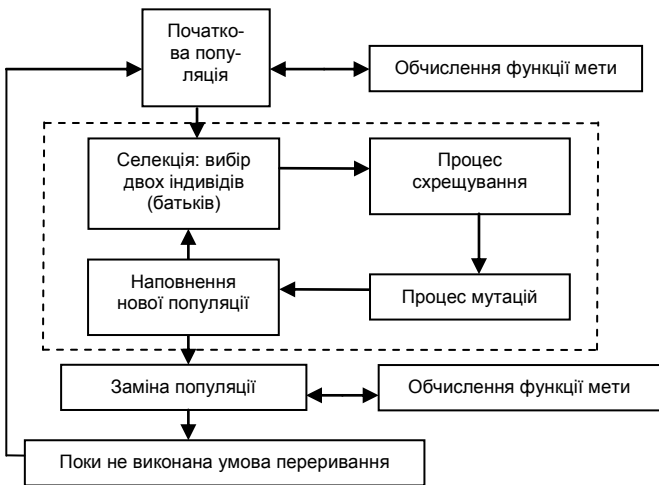


Рис. 1. Блок-схема простого генетичного алгоритму

Упродовж процесу оптимізації за допомогою генетичного алгоритму створюється множина пробних рішень (індивідів), і далі ці індивіди еволюціонують до оптимального рішення під тиском селективної умови, яка міститься в цільовій функції. Взагалі для застосування простого генетичного алгоритму необхідно: 1) закодувати параметри пробних рішень у вигляді генів; 2) створити послідовність генів у вигляді хромосом; 3) створити початкову популяцію; 4) обчислити й присвоїти значення цільової функції кожному індивіду популяції; 5) провести репродукцію за допомогою селекції, заснованої на значеннях цільової функції; 6) провести рекомбінацію (схрещування) й мутації для створення нової популяції.

Не розглядаючи докладно створення генів і хромосом, зазначимо, що це досить складна процедура, пов'язана з двійковим кодуванням значень економічних показників і створенням єдиної послідовності одиниць та нулів (хромосом) для кожного такого значення, як це зображено схематично на рис. 2.

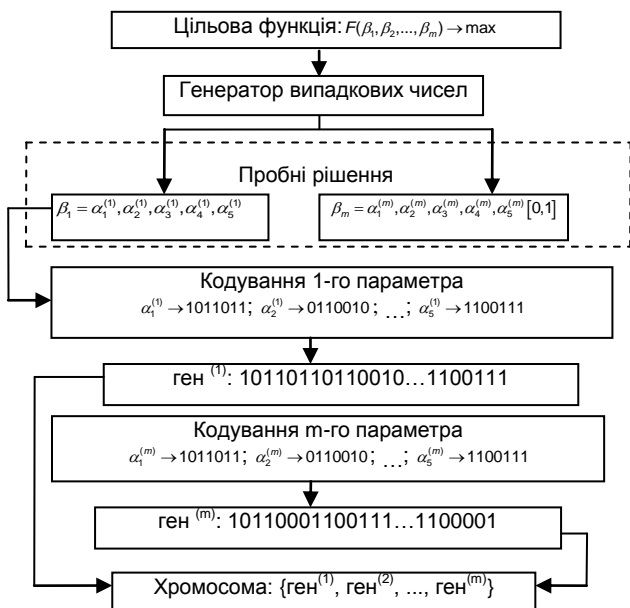


Рис. 2. Структура хромосоми, або індивідуального прототипу рішення (індивіда)

Цієї процедури можна уникнути й кодувати значення показників реальними числами. Це набагато зменшує обсяг обчислень, але може зробити збіжність алгоритму неможли-

вою з причини дуже великих змін у координатах вектора рішення при схрещуванні, оскільки схрещування в даному випадку становить перестановку координат вектора рішення. Щоб уникнути цього, необхідно заздалегідь розрахувати ареал пошуку оптимального рішення, а також розмір популяції, від якого залежить щільність точок-індивідів на гіперповерхні багатовимірної функції мети, що схематично зображено на рис. 3 для двовимірної системи параметрів.

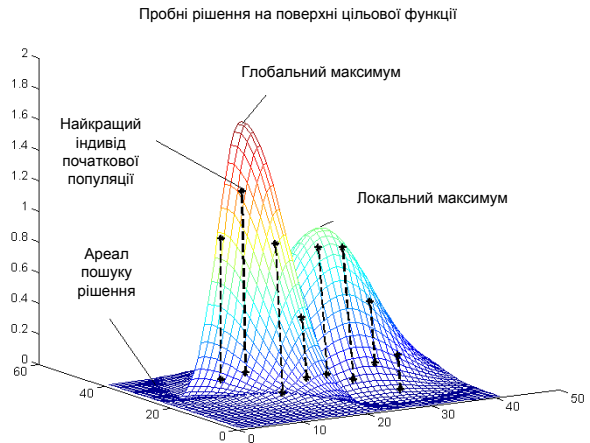


Рис. 3. Поверхня цільової функції з двома максимумами, глобальним і локальним, у тривимірному просторі для двовимірної системи параметрів. (Зірками позначені точки-індивіди початкової популяції на поверхні цільової функції, а також в ареалі пошуку оптимального рішення)

Слід зазначити, що створення хромосом у стандартному генетичному алгоритмі є не найскладнішою процедурою. Набагато більше обчислювального часу займає процедура схрещування, яка схематично зображена на рис. 4.

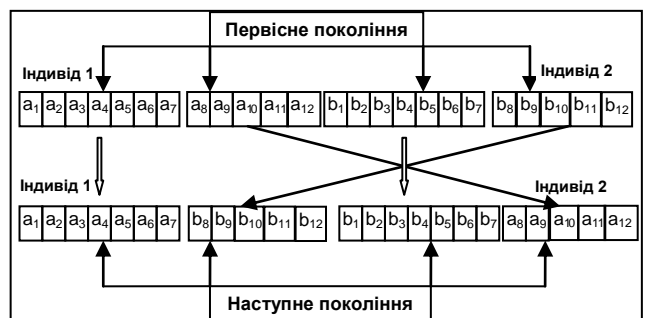


Рис. 4. Дія оператора схрещування

Операція схрещування базується на біологічному принципі, згідно з яким береться не одне материнське рішення з найбільшою цільовою функцією, а два рішення (батьки), не завжди найкращі, і з них створюють дітей (наступне покоління). Один із варіантів процесу схрещування зображений на рис. 4. Крім того, пар батьків береться набагато більше, ніж одна, для того, щоб не втратити ту гіпотетичну пару, яка може дати оптимальне рішення. Як видно з рис. 4, схрещування створює хромосоми дітей із блоків генів батьків. Ясно, що це є не найбільш ефективний спосіб передачі найкращих ознак, тому що заміна місцями координат (генів) частково руйнує найкраще рішення. Тому для знаходження кращої послідовності генів, ніж попередня, необхідна велика кількість схрещувань із різноманітними комбінаціями генів усередині блоків. Саме ця процедура ускладнює генетичний алгоритм та уповільнює його збіжність.

Згідно з базовою схемою функціонування генетичного алгоритму (див. рис. 1), група найкращих рішень з початкової популяції підлягає схрещуванню для створення нового покоління. При схрещуванні здійснюється заміна координат, або груп координат, векторів-індивідів двох батьків. Ця процедура значно змінює координати векторів, що забезпечує випадкове переміщення точок-індивідів по всій гіперповерхні цільової функції в пошуках глобального екстремуму. Але саме ця процедура заважає використанню характеристик найкращого рішення в наступній популяції. Для унаочнення впливу схрещування на пошук оптимального рішення у стандартному генетичному алгоритмі розглянемо рис. 3, на якому схематично зображено розподіл точок-індивідів початкової популяції на поверхні цільової функції. Одна точка пробного рішення знаходиться досить близько до глобального максимуму. Було б природно використати саме це рішення для подальшого створення наступної популяції. Але стандартний генетичний алгоритм тільки запам'ятовує дане рішення як найкраще в популяції, а далі значно змінює всі рішення за допомогою схрещування групи кращих індивідів у пошуку наступного найкращого рішення, цільова функція якого буде більша за попередню. З одного боку, така процедура забезпечує переміщення точок-індивідів по всій гіперповерхні цільової функції, що запобігає пропуску глобального максимуму, а з іншого – катастрофічно збільшує час пошуку квазіоптимального рішення. Тому рішення, яке задовольняє апріорні умови точності, може бути отримано досить скоро, а може й ні, оскільки описаний процес є чисто випадковим. Ймовірність отримання рішення з заданою точністю залежить від самої точності, від ареалу пошуку рішення, від розміру популяції та від способу репродукції.

Є можливість, однак, відмовитись від біологічного принципу схрещування, зображеного на рис. 4, і створювати наступне покоління тільки з одного найкращого, так званого материнського рішення лише за допомогою мутацій (метод тотальних мутацій), вибираючи з них нове материнське рішення за принципом максимуму або мінімуму цільової функції (турнірний метод). Схематично механізм селекції за турнірним методом подано на рис. 5.

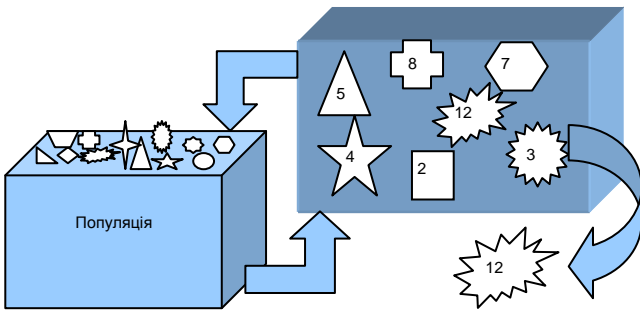


Рис. 5. Метод турнірної селекції

При такому механізмі репродукції на відміну від схрещування змінюються випадковим чином усі гени, тобто координати, найкращого показника попередньої популяції. Це значно прискорює процес пошуку оптимального рішення та дозволяє отримувати поступово кращі рішення, наближаючись до точного оптимального рішення. Але за такого способу створення нової популяції існує загроза того, що в новому поколінні не буде жодного індивіда із властивостями, кращими за материнське рішення, через надзвичайні зміни значень генів, що є єдиною причиною, через яку це може трапитись. Більш того, така ситуація обов'язково реалізується при наближенні до оптимуму, оскільки при зростанні точності рішення повинна зменшуватись варіабельність рішення від ітерації до ітерації. Єдиним виходом з цієї ситуації є зменшення рівня мутацій в міру наближення до оптимального рішення. Саме даний метод пропонується використовувати в економічних дослідженнях для спрощення програмування генетичного алгоритму та прискорення його збіжності. Схеми функціонування генетичного алгоритму пошуку максимуму цільової функції, в якому репродукція індивідів проводиться на базі мутації зі змінним рівнем, зображена на рис. 6.

вання генетичного алгоритму пошуку максимуму цільової функції, в якому репродукція індивідів проводиться на базі мутації зі змінним рівнем, зображена на рис. 6.

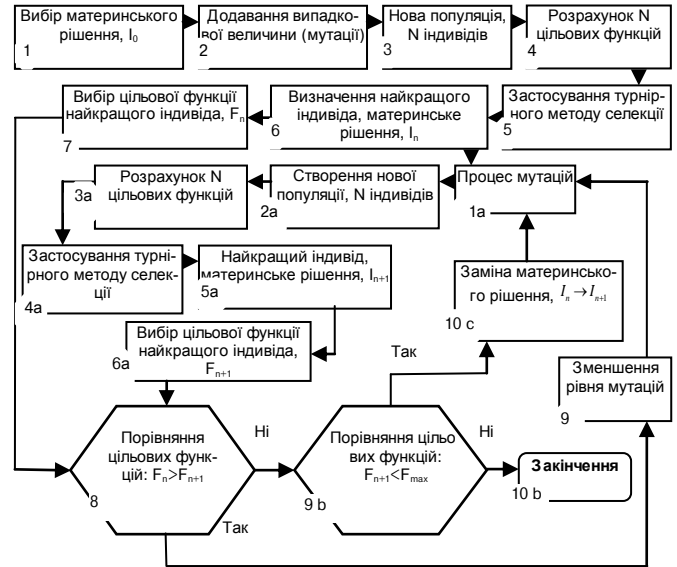


Рис. 6. Схеми функціонування генетичного алгоритму на базі турнірного методу селекції і тотальних мутацій

Процес оптимізації цільової функції починається з вибору початкового рішення, I_0 , яке вважається початковим материнським рішенням. На базі цього рішення створюється початкова популяція, що становить поточне покоління. В економічних задачах, як правило, оптимізують цільову функцію, що визначається значеннями показників. Самі ці значення і є рішенням задачі оптимізації. Припустимо, що вони складають множину $I = \{x_1, x_2, \dots, x_m\}$, тобто функція, яку оптимізують, залежить від m показників. Тоді початкове материнське рішення можливо записати як $I_0 = \{x_1^{(0)}, x_2^{(0)}, \dots, x_m^{(0)}\}$.

Створення початкової популяції на базі цього рішення можливо зробити наступним чином: до материнського рішення додати псевдовипадкові числа розподілені за рівномірним законом, які генерує певна комп'ютерна програма. Наприклад, у програмному середовищі MATLAB такі псевдовипадкові числа генерує програма $rand.m$. Усі ці числа розподілені в інтервалі $(0; 1)$. Це означає, що ті мутації, які викличе доданок цих чисел до материнського рішення, можуть бути значно великими або малими (в залежності від значень самих показників) для створення популяції з кращими властивостями. Крім того, ясно, що мутації повинні не тільки збільшувати значення показників, а й зменшувати їх випадковим чином. Саме це досягається лінійним перетворенням значень псевдовипадкових чисел: $r = rand - 0,5$. Числа r при цьому рівномірно розподілені в інтервалі $(-0,5; 0,5)$. Ураховуючи те, що мутації потрібно зменшувати або збільшувати, динамічна схема мутацій має містити рівень мутацій α і виглядати наступним чином для створення наступного покоління $\{I_1^{(k)}\}_{k=1:n}$, складеного з n індивідів:

$$\{I_1^{(k)}\} = I_0 + \alpha r^{(k)}, k = 1:n \quad (1)$$

де $r^{(k)}$ – k -та реалізація псевдовипадкового вектора $r(r_1, r_m, \dots, r_m)$ розміру m , який дорівнює числу показників, що підлягають процесу оптимізації.

Слід зазначити, що кожна комп'ютерна реалізація псевдовипадкового вектора дає такі значення його координат, що повністю відрізняються один від одного. Тому популяція (1), яка створена на базі материнського рішення I_0 , складається з

різних індивідів, але при одному й тому ж рівні мутації α . У стандартному генетичному алгоритмі кількість індивідів у популяції складає, як правило, від 30 до 100. Кожному індивіду популяції (1) ставиться у відповідність особиста цільова функція, блок 4 на рис. 6. При цьому слід зазначити, що хоча із зростанням розміру популяції збіжність алгоритму прискорюється, але значно зростає обсяг обчислювань. Якщо основним механізмом репродукції є схрещування, то розмір популяції не можна брати менш ніж 50 індивідів, що суттєво збільшує складність обчислювань. У запропонованому в роботі алгоритмі розмір популяції можна скоротити до десяти індивідів, що в десятки разів зменшує обсяг обчислювань та сприяє гнучкості застосування генетичного алгоритму в різних економічних задачах для пошуку оптимальних рішень.

Зі створеної популяції вибирається далі нове материнське рішення за принципом максимуму цільової функції, тобто турнірним методом селекції – блок 5 і далі – блоки 6 і 7. Цільова функція найкращого рішення, F_n , де $n > 0$, запам'ятовується у блоці 7 для подальшого порівняння у блоці 8 з наступною цільовою функцією, яка далі позначається F_{n+1} . Найкраще рішення з блоку 6 оголошується новим материнським рішенням і на його основі складається наступне покоління за допомогою методу тотальних мутацій, що позначено на рис. 6 блоками з літерою а. Тобто створюється нова популяція вже на основі нового материнського рішення і з неї вибирається найкращий індивід, який має найбільшу цільову функцію, F_{n+1} , що порівнюється у блоці 8 з попередньою цільовою функцією, F_n . Якщо наступна цільова функція більша, ніж попередня, тобто $F_{n+1} > F_n$, необхідно порівняти F_{n+1} з F_{max} (F_{max} – задане значення цільової функції). Якщо $F_{n+1} = F_{max}$, це означає, що оптимальне рішення знайдено й генетичний алгоритм закінчується. Якщо $F_{n+1} < F_{max}$, то F_{n+1} , тобто наступне найкраще рішення, береться в якості нового материнського рішення, $I_n \rightarrow I_{n+1}$ (блок 10 с), і цикл повторюється з новим материнським рішенням.

Якщо, однак, $F_{n+1} < F_n$, то рівень мутації зменшується (блок 9) і цикл повторюється з попереднім материнським рішенням. Саме цей механізм дозволяє запобігти зупинці генетичного алгоритму й отримати задане наближення до оптимального рішення.

Наприкінці слід відзначити, що як стандартний генетичний алгоритм, так і той, що запропоновано в роботі, потребує ретельного вивчення властивостей цільової функції в області пошуку оптимального рішення, межі якої необхідно визначити як з математичної, так і з економічної точки зору. Це особливо стосується тих задач, які використовують багатовимірні функції з багатьма екстремумами в якості цільової функції. У таких задачах потрібно знайти якомога меншу область пошуку рішення. Границі цієї області не завжди можна знайти строго математично, але, як правило, їх можна оцінити з використанням якісного аналізу досліджуваного економічного явища. При цьому треба пам'ятати, що із зростанням області пошуку складність обчислювань швидко зростає до неприємного рівня незалежно від схеми алгоритму.

Існує низка економічних задач, у яких запропонований генетичний алгоритм набагато ефективніший, ніж стандартний. Це стосується задач, у яких цільова функція, або лінійна, або квадратична, або взагалі нелінійна, але має тільки один екстремум в області пошуку рішення. Такі функції характерні для проблеми комівояжера, транспортних задач, задач визначення параметрів суттєво нелінійних регресійних моделей, економічних моделей, а також проблеми навчання нейронних мереж. У цьому випадку в даному генетичному алгоритмі немає необхідності визначати область пошуку рішення, тому що будь-яке початкове материнське рішення за допомогою тотальних мутацій і турнірного методу селекції приводить до точного рішення, поступово знаходячи все більш кращі материнські рішення. У цьому разі запропонований у роботі генетичний алгоритм найефективніше використовує принцип передачі найкращих властивостей наступному поколінню, що в багато разів прискорює збіжність алгоритму і зменшує обсяг обчислювань порівняно зі стандартним алгоритмом. У той же

час стандартний генетичний алгоритм однаково потребує задавання області пошуку рішення і не змінює випадкового характеру пошуку найкращого індивіда, тобто не прискорює збіжність алгоритму у випадку відсутності локальних екстремумів цільової функції. Оскільки зазначені економічні проблеми, для яких цільова функція має тільки один екстремум, містяться у значній частині практичних досліджень, застосування запропонованого в роботі генетичного алгоритму значно зменшить обсяг підготовчих робіт та комп'ютерних обчислень, що сприятиме поширенню цього алгоритму в економічних дослідженнях.

Література: 1. Chambers L. Practical Handbook of Genetic Algorithms: Applications // Boca Raton, FL: CRC. – 1995. – Vol. 1. – P. 45 – 46. 2. Davis Ed. L. Handbook of Genetic Algorithms. – New York: Van Nostrand Reinhold, 1991. 3. Elias J. G. Genetic Algorithm for training networks with artificial dendritic trees / J. G. Elias, B. A. Chang. Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks. Baltimore, MD. – 1992. – Vol. 1. – P. 652 – 657. 4. Holland J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems, Ann Arbor. – Michigan: The University of Michigan Press, 1975. 5. Melanie Mitchell. An Introduction to Genetic Algorithms. – Massachusetts: Massachusetts Institute of Technology, 1998. – 280 p. 6. Heitkoetter J. The Hitch-Hiker's Guide to Evolutionary Computation: A list of Frequently Asked Questions (FAQ) / J. Heitkoetter, D. Beasley // USENET: comp.ai.genetic. Available via anonymous FTP from rtfm.mit.edu/pub/usenet/news.answers/ai-faq/genetic/ 7. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети. – Винница: Универсум-Винница, 1999. – 320 с. 8. Зінченко В. П. Інформаційна технологія проектних досліджень складних технічних об'єктів // Наукові вісті НТУУ "КПІ". – 2000. – №4. – С. 32 – 42. 9. Згуровський М. З. Системний підхід до прогнозування проектних ризиків / М. З. Згуровський, Ш. Ш. Коваленко, К. Кондрак, Е. Кондрак // Наукові вісті НТУУ "КПІ". – 2000. – №6. – С. 53 – 62. 10. Дюк В. Data Mining: Учебный курс (+CD) / В. Дюк, А. Самойленко. – СПб.: Питер, 2001. – 388 с. 11. Sarle W. S. Neural network FAQ // USENET: comp.ai.neural-nets. Available via anonymous FTP from ftp://ftp.sas. Com/pub/neural/FAQ.html.

Стаття надійшла до редакції
13.02.2008 р.

УДК 001.895:330.322

Васильєва Т. А.

ОСНОВНІ ІНДИКАТОРИ РИНКУ ІННОВАЦІЙНОГО ІНВЕСТИВАННЯ

The necessity of formation of the innovative investment market is proved in this article; its functions in economic system are defined; main indicators of this market: demand, supply, balance formation factors, participants, objects, form and mechanism of interaction, infrastructure – are investigated; peculiarities of innovations as goods in the market are considered.

Підвищення рівня конкурентоспроможності економічних систем значною мірою обумовлено зміною економічної ролі інновацій, темпів, напрямків і механізмів реалізації інноваційних процесів. Однак інноваційний характер розвитку економіки вимагає накопичення основного капіталу за рахунок збільшення обсягів інвестицій. На жаль, властива Україні нестій-