

УДК 681.3

¹В.І. Доненко, ²В.М. Погорельцев, ²Д.О. Приходько¹ Запорізька державна інженерна академія, Запоріжжя² Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ

ТЕОРЕТИЧНІ ОСНОВИ ОНОВЛЕННЯ ІСНУЮЧИХ ЕВОЛЮЦІЙНИХ МЕТОДІВ ВИРІШЕННЯ ОРГАНІЗАЦІЙНО-ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПИТАНЬ У ДІЯЛЬНОСТІ БУДІВЕЛЬНИХ ОРГАНІЗАЦІЙ

Проаналізовано існуючі еволюційні методи вирішення організаційно-технологічних питань та їх оновлення відповідно до набору нових евристик відбору, вірогідності їх вибору в операторах мутації і принципах формування початкового покоління в еволюційно-генетичних алгоритмах та з метою адаптації і генезису будівельної організації до сучасних умов виробництва.

Ключові слова: *Еволюційно-генетичний алгоритм; генетичні оператори; евристики відбору*

Постановка проблеми

Останніми роками безперервно розробляються нові методи пошуку оптимальних рішень, що виникають протягом життєвого циклу будівельної організації [1]. У зв'язку з цим, широкого поширення набувають методи еволюційно-генетичного моделювання, що запозичують основні принципи своєї роботи з біології та генетики [2-4]. Як основні чинники, які істотно впливають на ефективність організаційно-технологічних рішень, що отримують під час використання еволюційних та генетичних методів, необхідно виділити: набір евристик, вірогідність їх вибору в операторах мутації і формування початкового покоління, глибину локального пошуку, розмір мікро- і макро-мутацій, а також характер розташування в хромосомі генів, що мутують [6].

Аналіз останніх досліджень і публікацій

Більшість практичних завдань, що виникають на різних стадіях розвитку будівельної організації можна сформулювати, як пошук оптимального організаційно-технологічного рішення, яким виступає складна функція, залежна від визначених вхідних параметрів [1]. Одна з головних переваг еволюційно-генетичних алгоритмів при цьому полягає в їх здатності маніпулювати одночасно деякою множиною цих параметрів [5]. Таким чином, альтернативні рішення в еволюційно-генетичних алгоритмах [7-9] формуються на основі попереднього аналізу множини вхідних параметрів оптимізаційної задачі ресурсно-календарного планування [7-9]. Не менш важливими чинниками, що істотно впливають на якість розв'язання поставлених задач еволюційно-генетичними

алгоритмами, є методи кодування, а також способи формування популяції альтернативних рішень.

Мета даної роботи проаналізувати існуючі еволюційні методи вирішення організаційно-технологічних питань та розробити оновлений перелік евристик, що дозволять поліпшити показники якості організаційно-технологічних рішень, трудомісткість та час рішення поставлених завдань на різних стадіях розвитку будівельної організації.

Виклад основного матеріалу досліджень

Вибір методу оптимізації пов'язаний з типом розв'язуваної оптимізаційної задачі. Задачі оптимізації можна класифікувати за такими критеріями:

- тип змінних, що оптимізуються (безперервні та дискретні);
- кількість змінних, що оптимізуються;
- вид цільової функції (лінійна, квадратична, нелінійна);
- властивості функцій (унімодалність, неперервність, гладкість, монотонність, диференційованість);
- спосіб задавання цільової функції (явне або неявне задавання);
- наявність, кількість і вид обмежень;
- вид оптимізації (глобальна або локальна);
- кількість цільових функцій, що оптимізуються (однокритеріальна або багатокритеріальна оптимізація).

Методи оптимізації залежно від кількості керованих змінних можна розподілити на одновимірні і багатовимірні, а залежно від вигляду цільової функції – на лінійні і нелінійні.

Генетичний пошук включає групу багатовимірних, стохастичних, евристичних оптимізаційних методів, заснованих на ідеї еволюції за допомогою природного відбору, висунутої Ч. Дарвіном у 1857 р. Методи генетичного пошуку отримані в процесі узагальнення та імітації в штучних системах таких властивостей живої природи, як природний відбір, пристосовність до змінюваних умов середовища, спадкоємність нащадками життєво важливих властивостей від батьків і т. ін.

Формально методи генетичного пошуку можуть бути описані у вигляді такої функції:

$$GAM = GAM(\mathbf{A}_0, \mathbf{V}, \mathbf{D}, \Theta_{\alpha}, \mathbf{W}, \Psi, \mathbf{M}, \mathbf{Z}_k),$$

де $\mathbf{A}_0 = \{\mathbf{Xp}_1^0, \mathbf{Xp}_2^0, \dots, \mathbf{Xp}_N^0\}$ – початкова популяція – множина рішень задачі, поданих у вигляді хромосом; $\mathbf{Xp}_j^0 = \{\mathbf{GN}_{1j}^0, \mathbf{GN}_{2j}^0, \dots, \mathbf{GN}_{Lj}^0\}$ – j -та хромосома популяції \mathbf{A}_0 – набір значень незалежних змінних, поданих у вигляді генів; \mathbf{GN}_{ij}^0 – i -й ген j -ї хромосоми популяції P_0 – значення i -го оптимізованого параметра задачі, що входить в j -те рішення; \mathbf{V} – кількість хромосом в популяції; \mathbf{D} – довжина хромосом (кількість генів); Θ_{α} – цільова функція (функція пристосованості); \mathbf{W} – оператор відбору; Ψ – оператор схрещування; \mathbf{M} – оператор мутації; \mathbf{Z}_k – критерії зупинення.

З погляду інформатизації організації виробництва генетичний пошук є специфічним методом знаходження рішення задачі оптимізації. При цьому такий ітераційний пошук адаптується до особливостей цільової функції Θ_{α} : нові хромосоми \mathbf{Xp} , що з'являються в процесі схрещування, тестують все більш широкі області простору пошуку і переважно розташовуються в області оптимуму.

Таким чином, на кожній ітерації генетичного пошуку метод працює не з єдиним рішенням, а з деякою множиною рішень (сукупністю хромосом), за рахунок чого забезпечується паралельність пошуку. При цьому кожна нова множина рішень залежить лише від попередньої і, в загальному випадку, є кращою за попередню.

Оскільки генетичні методи в процесі пошуку використовують деяке кодування множини параметрів замість самих параметрів, то вони можуть ефективно застосовуватися для вирішення задач дискретної оптимізації, визначених як на числових множинах, так і на скінченних множинах довільної природи.

Для роботи генетичних методів як інформація про функцію, що оптимізується, використовуються її значення в даних точках простору пошуку і не потрібно обчислень похідних або інших характеристик. Тому дані методи можуть бути застосовані до широкого класу функцій, зокрема до тих, що не мають аналітичного опису. Таким чином,

методи генетичного пошуку є достатньо гнучкими і можуть бути застосовані до широкого кола задач, в тому числі до задач, для розв'язування яких не існує загальновідомих методів.

Генетичні методи є більш ефективним інструментом пошуку в порівнянні з класичними методами оптимізації за таких умов:

- досліджуваний простір пошуку є великим, негладким (існують точки розриву) і неунімодальним (є декілька оптимумів);
- цільова функція пошуку може мати шуми;
- задача не потребує знаходження надточного глобального оптимуму. Тобто необхідно достатньо швидко знайти прийнятне рішення, що досить часто спостерігається в реальних задачах.

Таким чином, генетичний пошук може успішно використовуватися для вирішення комбінаторних задач, а також для пошуку оптимальних значень полімодальних функцій.

Генетичні методи мають такі *переваги*:

- немає необхідності у специфічних знаннях про вирішувану задачу. Проте у випадку, якщо додаткова інформація про досліджувану систему, об'єкт або процес є відомою, то вона може бути використана в процесі пошуку;
 - концептуальна простота та прозорість реалізації;
 - можливість розпаралелювання;
 - простота кодування вхідної і вихідної інформації.
- Некритичність до виду параметрів досліджуваних систем (можливість використання експертної, емпіричної, довідкової та іншої інформації про об'єкт, поданої різними типами даних);
- можливість застосування до великого кола задач без внесення серйозних змін у внутрішню структуру методу;
 - можливість адаптивності параметрів генетичного пошуку до особливостей вирішуваної задачі;
 - менша ймовірність потрапляння і зациклення в локальному оптимумі, яка досягається за рахунок використання популяційного підходу;
 - можливість застосування в методі інших пошукових процедур.

До *недоліків* генетичного пошуку належить:

- висока ітеративність;
- сильна залежність ефективності генетичного пошуку від його параметрів (розмір популяції, початкова точка пошуку, ймовірнісні характеристики генетичних операторів і т. ін.);
- епістазис – внутрішня залежність між змінними (генами), закодованими в хромосомі. Якщо гени не пов'язані один з одним, то вважається, що епістазис малий або не існує. У випадку, якщо гени є взаємозалежними, то епістазис може створювати проблеми для генетичного пошуку,

спричинені тим, що при схрещуванні ланцюжки взаємозалежних генів будуть зруйновані, що призводить до появи малоприсосованих нащадків. Вирішення проблеми епістазису полягає в тому, щоб зберігати в хромосомі взаємозалежні гени, розташовуючи їх близько один до одного. При групуванні залежних генів істотно знижується ймовірність того, що вони будуть зруйновані при застосуванні схрещування;

– передчасна збіжність, пов'язана з недостатньою різноманітністю хромосом в популяції. Найпоширенішою причиною передчасної збіжності є недостатній розмір популяції. Таким чином, вирішенням такої проблеми може бути збільшення кількості хромосом в популяції.

Враховуючи особливості, переваги і недоліки оптимізаційних методів, можна дати такі рекомендації щодо вибору пошукового методу для вирішення практичних завдань організаційно-технологічних рішень:

– якщо простір пошуку є дискретним і невеликим за розміром, то можна скористатися методом повного перебору, який знайде найкраще рішення. Генетичний метод, на відміну від методу повного перебору, може з більшою ймовірністю зійтися до локального оптимуму, а не до глобального. Проте генетичний пошук швидше знайде субоптимальне рішення, що знаходиться недалеко від дійсного оптимуму;

– якщо цільова функція в пошуковому просторі є гладкою і унімодальною, то будь-який градієнтний метод буде ефективнішим, ніж генетичний пошук;

– якщо про простір пошуку відома деяка додаткова інформація (наприклад, для задачі комівояжера), то методи пошуку, що використовують апріорні відомості про пошуковий простір, часто перевершують будь-який універсальний метод, у тому числі й генетичний метод;

– при достатньо складному рельєфі цільової функції методи пошуку, що працюють з єдиним рішенням на кожній ітерації (наприклад, простий метод спуску), можуть заиклитися в локальному рішенні. Генетичні методи працюють з набором із декількох рішень, тому вони мають менше шансів зійтися до локального оптимуму і надійно функціонують на багатоекстремальних поверхнях.

На початковому етапі роботи еволюційно-генетичного алгоритму (рисунок) виконується формування стартової популяції N_p рішень. Класичними методами створення стартової популяції можна вважати методи, засновані на принципах: «ковдри», «дробовика», «фокусування» та різні комбінації цих методів [6].

Принцип «ковдри» полягає в генерації повного набору рішень, що включає усі можливі варіанти в

деякій області задачі, що вирішується. Принцип «дробовика» полягає у випадковому виборі альтернатив з усієї заданої області. У принципі «фокусування» здійснюється випадковий вибір допустимих альтернатив із заданої області рішень задачі. Також існують комбіновані методи, що є варіацією різних комбінацій з вищенаведених евристик створення стартової популяції рішень.

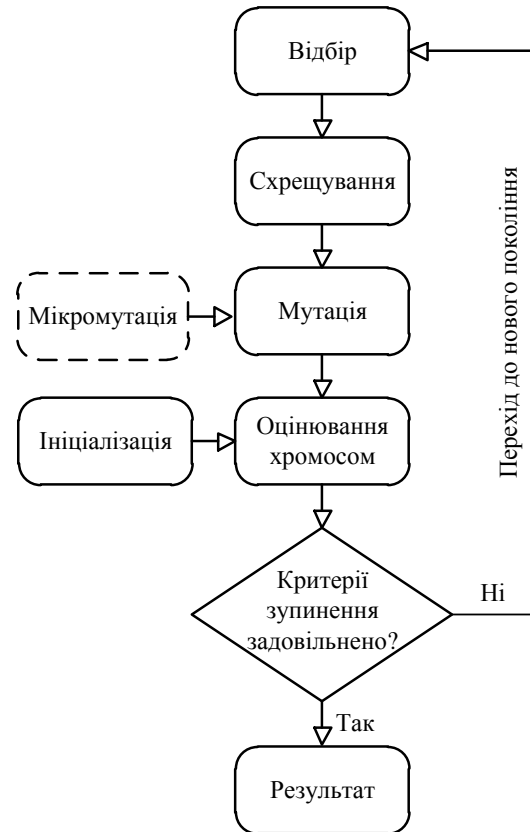


Рисунок. Схема роботи генетичного перетворювання

Для підвищення якості організаційно-технологічних рішень, що приймаються в будівельних організаціях на різних стадіях реалізації інвестиційно-будівельних проектів пропонується в розробленому еволюційно-генетичному алгоритмі використовувати стратегію «дробовика», а потім застосовувати до отриманої популяції рішень процедуру локального поліпшення на основі правил евристики.

Генетичні оператори і евристики відбору альтернативних організаційно-технологічних рішень. Запропонований еволюційно-генетичний алгоритм поєднує в собі генетичні оператори (ГОР) та оператори (ОР), так званого, «локального поліпшення». На кожному витку еволюції формується X_p хромосом нового покоління за допомогою евристик вибору батьківських хромосом, кросингвера, мутації та селекції. Вірогідність вибору хромосоми як у батьків тим вище, чим

краще значення відповідної їй цільової функції Θ_{α} . Для визначення кількості спроб виконання генетичних операторів використовується параметр \mathfrak{D} , тобто, якщо при першому виконанні кросингвера або інверсії виходять нащадки з гіршими, ніж у хромосоми-батька значеннями цільової функції Θ_{α} , то, в найгіршому випадку **GOP**, виконується **N** разів. Локальне поліпшення здійснюється відносно перспективних хромосом-нащадків, що мають після кросингвера і рекомбінації найкращі значення цільової функції Θ_{α} . Суть цього методу полягає у виконанні не менше **M** спроб поліпшення Θ_{α} за допомогою мікромутацій. *Мікромутація* полягає в заміні значень деяких генів **GN** в батьківській хромосомі на випадкові значення з діапазону номерів евристик, тобто E_v^1 або E_v^2 . Якщо спроба виявляється неуспішною, то знову гарантується виконання не менше **K** спроб. Після чого з найбільш перспективних мutowаних хромосом і хромосом нащадків здійснюється вибір **Xp** хромосом нового покоління. Іншими словами, локальне поліпшення E_v^1 закінчується після **K** невдалих спроб, що сталися поспіль. Параметр **K** називатимемо глибиною мікромутацій або глибиною локального пошуку, а число генів, що одночасно мутують **Z** - розміром мікромутації.

Суть процедури E_v^2 полягає у значному оновленні складу популяції за допомогою примусових мікромутацій, що є більш радикальним засобом виходу з локального оптимуму обраної цільової функції Θ_{α} . Процедура E_v^2 відрізняється тим, що її результати приймаються у будь-якому випадку, на відміну від E_v^1 , де будь-яка мутація, що не призводить до поліпшення Θ_{α} для хромосоми, що мутує, відкидається і не потрапляє в нове покоління. Так, вибрана для локального поліпшення дочірня хромосома в одному з проміжних поколінь піддається спочатку примусовій мікромутації, після чого слідує звичайний цикл локального поліпшення.

Таким чином, використання процедури мікромутації спрямоване на вирішення основних завдань:

- 1) *позиціонування* – розташування генів, що мутують в хромосомі;
- 2) *розмір мікромутацій Z* - число генів, що мутують на одному кроці локального пошуку;
- 3) *глибина мікромутацій K* - максимально допустиме число безуспішних спроб тих, що йдуть через ряд поліпшити результат локального пошуку.

Для вибору позицій генів, що мутують та частоти мутацій використовуються ті або інші правила.

У більшості завдань можливі три основні способи позиціонування:

1) *випадковий розподіл* - позиція кожного гена, що мутує обирається випадково з рівною імовірністю $Reg = 1 / G$, де **G** - число генів в хромосомі;

2) *зосереджено-регулярний розподіл* – множина генів, що мутують складають гени, розташовані в сусідніх локусах, випадковим способом вибирається лише позиція першого гена послідовності серед **G - Z** перших генів;

3) *розподілено - регулярне позиціонування*.

У запропонованому алгоритмі, число генів **Z**, що мутують задамо як випадкову величину, кратну двом, тобто $2 < Z < Z-2$, де **D_x** - довжина хромосоми.

Для скорочення часу роботи еволюційно-генетичного алгоритму глибина мікромутацій **K** задається динамічно, тобто $1 < K < 5$.

Важливу роль в еволюційно-генетичному алгоритмі відіграє етап відбору батьківських хромосом. При цьому можливі різні варіанти. Найчастіше використовується метод відбору, що називається «рулетка». При використанні такого методу вірогідність вибору хромосоми визначається пропорційно її пристосованості (значенням Θ_{α}). Використання методу «рулетка» призводить до того, що вірогідність передачі ознак більш пристосованим особам-нащадкам зростає. При турнірному відборі випадково вибирається декілька осіб з популяції (зазвичай 2) і переможцем вибирається особа-нащадок з найбільшою пристосованістю. Крім того, в деяких реалізаціях застосовується так звана стратегія елітизму, що полягає в тому, що нащадки з найбільшою пристосованістю гарантовано переходять до нової популяції. Використання елітизму зазвичай дозволяє прискорити збіжність еволюційно-генетичного алгоритму, але підвищується вірогідність потрапляння алгоритму в локальний оптимум.

Запропонуємо ряд модифікованих евристик відбору альтернативних організаційно-технологічних рішень: M_E^1, M_E^2, M_E^3 для подолання передчасної збіжності еволюційно-генетичних алгоритмів. Причому однією з вимог є економія часу на отримання альтернативних рішень.

У запропонованому алгоритмі перша евристика M_E^1 здійснюється випадковим генеруванням серед хромосом, відбором тих, у яких цільова функція Θ_{α} краща за деякі порогові значення Ψ^{P1} , тобто $\Theta_{\alpha} > \Psi^{P1}$. При цьому Ψ^{P1} - це середнє значення Θ_{α} популяції на поточному кроці еволюції. Відбір триває до тих пір, поки 55 - 70% рішень в популяції не будуть задовольняти заданій умові. Відібрані в M_E^1 хромосоми проходять через ланцюжок генетичних операторів **GOP**, а потім піддаються процедурі E_v^1 локальному поліпшенню з деякою глибиною локального пошуку $1 < K < 5$. Далі

здійснюється відбір рішень наступною евристиккою - M_E^2 , яка відбирає рішення згідно вимозі $\Psi^{P1} < \Theta_\alpha < \Psi^{P2}$, де $\Psi^{P2} = \Theta_\alpha^{\max} - \Psi^{P1} + \text{const}$.

У процесі еволюційно-генетичного пошуку також використовується евристика M_E^3 , аналогічна за своїм призначенням евристикам M_E^1 і M_E^2 . У M_E^3 відбір проходять дочірні хромосоми, що отримуються в результаті кросинговера, інверсії, а також ті, що пройшли через процедуру локального поліпшення E_v^2 .

Таким чином, в запропонованому алгоритмі застосовуються евристики M_E^1 , M_E^2 і M_E^3 . У M_E^1 фігурує постійний поріг $\Psi^{P1} = \text{const}$. У M_E^2 величина порогу Ψ^{P2} , де $\Psi^{P1} < \Psi^{P2}$ залежала від максимального значення Θ_α на цьому етапі пошуку, тобто Ψ^{P2} - адаптивний поріг. У M_E^3 основна увага приділяється процедурі локального поліпшення E_v^2 , суть якої полягає в поліпшенні нащадків отриманої популяції шляхом примусових мікромутацій.

Висновок

Еволюційно-генетичні алгоритми поєднують в собі два види пошуку: швидкий еволюційний та повільніший, але теж дуже ефективний на сьогодні - генетичний. У генетичній частині запропонованого комбінованого алгоритму застосовуються генетичні оператори **GOR**, причому за кратність виконання **GOR** відповідає певний параметр Φ . Важливе значення також має і спосіб відбору рішень, тому запропоновано використовувати три різні евристики відбору: M_E^1 , M_E^2 і M_E^3 , кожна з яких виконується відповідно до певних умов реалізації будівельних проектів будівельною організацією на різних стадіях її розвитку. Так в M_E^1 відбір ведеться на основі критерію Ψ^{P1} і процедури локального поліпшення рішень в популяції - E_v^1 . У M_E^2 як критерій використовується Ψ^{P2} , а M_E^3 здійснює відбір на основі процедури примусової мікромутації E_v^2 . Таким чином, використання додаткових параметрів у процесі роботи генетичних операторів, а також евристик відбору сприяє підвищенню ефективності рішення існуючої множини організаційно-технологічних завдань у процесі еволюції будівельної організації.

Список літератури

1. *Інноваційні концептуальні та формально-аналітичні інструменти обґрунтування підготовки та впровадження будівельних інвестиційних проектів: Монографія / В.О. Поколенко, С.А. Ушацький, Г.В. Лазутін, О.А. Тугай, Н.О. Борисова, О.С. Рубцова: за науковою редакцією В.О. Поколенка. – К.: Вид-во Європ. ун-ту, 2008. – 208 с.*

2. *Глибовец Н.Н., Медвидь С.А. Генетические алгоритмы и их использование для решения задачи*

составления расписания // Кибернетика и системный анализ. – 2003. – № 1. – С. 95–108.

3. *Емельянов В.В. Теория и практика эволюционного моделирования / В.В. Емельянов, В.В. Курейчик, В.М. Курейчик – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 432 с.*

4. *Симанков В.С. Генетические алгоритмы и поиск оптимальных решений / В.С. Симанков, В.А. Частикова // Автоматизация и современные технологии. – 2003. – № 6. – С. 39–45.*

5. *Холланд Х.Д. Генетические алгоритмы // В мире науки. – 1992. – № 9. – С. 32–40.*

6. *Cantu-Paz E. Efficient and accurate parallel genetic algorithms. – Massachusetts: Kluwer Academic Publishers, 2001. – 162 p.*

7. *The practical handbook of genetic algorithms. Applications / Ed. L.D. Chambers. – Florida: CRC Press, 2000. – Vol. I. – 520 p.*

8. *The practical handbook of genetic algorithms. Complex coding systems / Ed. L.D. Chambers. – Florida: CRC Press LLC, 2000. – Vol. III. – 659 p.*

9. *The practical handbook of genetic algorithms. New frontiers / Ed. L.D. Chambers. – Florida: CRC Press, 2000. – Vol. II. – 421 p.*

Стаття надійшла до редколегії: 17.10.2010

Рецензент: д-р техн. наук, проф. В.О. Поколенко, Київський національний університет будівництва і архітектури, Київ