

# ЗАСТОСУВАННЯ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ ЗАДАЧІ ВІДНОВЛЕННЯ ЕЛЕКТРОЖИВЛЕННЯ ЗНЕСТРУМЛЕНИХ СПОЖИВАЧІВ

---

## Вступ

З математичної точки зору генетичні алгоритми – це різновид методів оптимізації, які поєднують риси імовірнісних та детермінованих оптимізаційних алгоритмів. До перших публікацій, які стосуються моделювання біологічних процесів відносяться [1, 2]. Термін *генетичні алгоритми* (ГА) вперше було застосовано в [3] і в подальшому змістовно розвинуто в [4, 5], причому роботи над їх вдосконаленням продовжуються і сьогодні.

Найчастіше ГА застосовуються для оптимізації багатокритеріальних функцій. Основна їх ідея полягає в тому, щоб маніпулюючи, за допомогою *генетичних операторів*, сукупністю закодованих параметрів задачі отримати нові розв'язки, які найбільш прийнятні для розв'язання вихідної задачі. Генетичні алгоритми широко застосовуються для розв'язання різних електроенергетичних задач. В першу чергу це задачі, де виникає необхідність перебору великої множини варіантів розв'язків. Як приклад можна назвати задачі визначення оптимальної конфігурації електромереж за критерієм мінімальних втрат, визначення місць встановлення ємностей в розподільних електромережах, вибір складу обладнання, що знаходиться в експлуатації, складання графіків ремонту електротехнічного обладнання тощо. Серед розглянутих задач однією з найбільш актуальних, особливо в умовах переходу на нову модель ринку електроенергії України, є задача відновлення електроживлення споживачів (ВЕС), знеструмлених в результаті аварії в електричних

---

мережах (ЕМ). За сучасних умов ця задача набуває ознак комбінаторної, багатокритеріальної, оптимізаційної задачі з режимними та технологічними обмеженнями. Визначити глобальний оптимум, під яким розуміється найкращий за встановленими критеріями [6] розв'язок задачі ВЕС серед усіх можливих варіантів, в загальному випадку досить важко.

Для розв'язання задачі ВЕС найбільшого поширення знайшли методи та засоби штучного інтелекту [7, 8], зокрема генетичні алгоритми, але існуючі засоби, які побудовані на їх основі [9, 10, 11], недостатньо ефективні: вони, як правило, обмежуються знаходженням тільки деякого локального оптимуму. Найчастіше канонічна «модель» ГА (модель Холланда) потребує певної модифікації для підвищення ефективності, а також скорочення часу пошуку розв'язків оптимізаційних задач.

### Особливості оптимізації з використанням механізму ГА

Генетичні алгоритми в основному застосовуються для пошуку оптимуму функцій декількох змінних. Причому задачі умовної оптимізації (до яких відноситься і задача ВЕС) для їх розв'язання з використанням механізмів ГА зводять до задач безумовної оптимізації. Розв'язки таких задач, в термінах ГА, представляються *особинами*. Кожен із параметрів задачі, що розв'язується, кодується за допомогою набору *генів*, які здебільшого представляються двійковими числами, хоча допускається кодування дійсними числами або алфавітом. На практиці вибирається той спосіб кодування параметрів задачі, що є найбільш зручним для відповідної задачі.

Основною характеристикою особи є її *приспособленість* до розв'язання поточної задачі, яка визначається за допомогою *функції приспособованості* (ФП). Функція приспособованості часто реалізується як деякий пристрій («чорна скриня»), на вхід якого надходить набір генів (тобто, набір закодованих параметрів задачі), а виходом є певні числові значення, що характеризують ефективність поточного розв'язку задачі. Функція приспособованості повинна бути визначена на обмеженій області і не повинна приймати від'ємні значення. При цьому не висувуються вимоги неперервності та диференційованості такої функції.

Генетичні алгоритми здебільшого «працюють» із сукупністю розв'язків (особин), яка в термінах ГА називається *популяцією* особин. Кількість особин в популяції (розмір популяції) залежить від умов та вимірності задачі, що розв'язується. За допомогою ФП найбільш *приспособлені* особи (більш прийнятні розв'язки задачі) отримують можливість *схрещуватись* і давати потомство (нові розв'язки), а найгірші (неприйнятні розв'язки) вилучаються з популяції. Таким чином, нове покоління в середньому більш *приспособлене* ніж попереднє. Основні кроки пошукової процедури ГА наведено на рис.1 і детально розглядаються нижче.

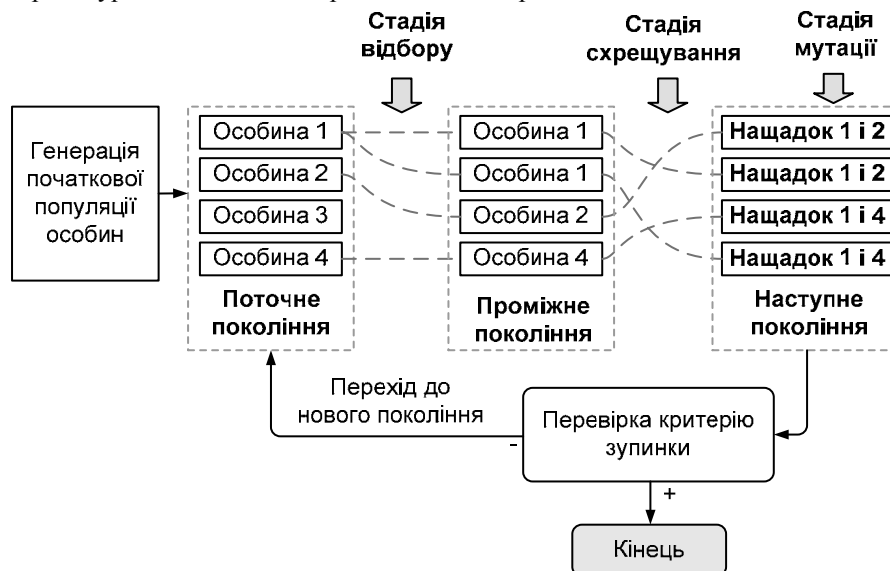


Рис.1. Кроки пошукової процедури генетичних алгоритмів

**Кодування/декодування розв'язків.** Для застосування ГА до розв'язання будь-якої задачі її основні параметри, що визначають розв'язки цієї задачі, необхідно представити (виконати процедуру кодування) за допомогою генів. Механізм цієї операції для випадку бінарного (двійкового) кодування зображено на рис. 2. Як гени для даної задачі використано бінарне

кодування («1» або «0»), оскільки комутаційне обладнання ЕМ має лише два фактичні стани: *ввімкнено* і *вимкнено*. Також для вказаного способу кодування досить просто реалізувати процедури кодування/декодування, а двійкові числа мають однозначні протилежні значення (інверсія). Наприклад, інверсія 0 – це 1 і навпаки.

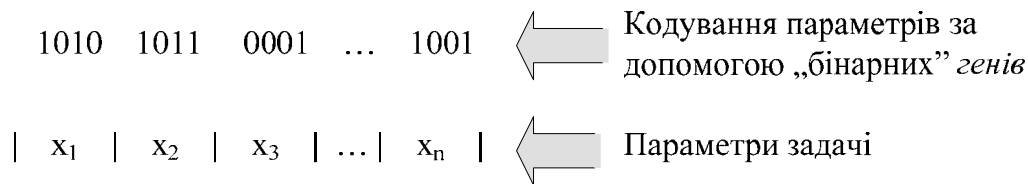


Рис.2. Механізм операції бінарного кодування

**Формування початкової популяції розв'язків.** Виконання ГА починається з формування початкової популяції особин. Для ефективного розв'язання будь-яких оптимізаційних задач важливо правильно визначити розмір популяції (кількість особин в ній) та методику формування початкової популяції особин. Початкова популяція – це аналог початкових наближень у термінах математичного моделювання. При цьому слід враховувати, що чим вище буде *приспособленість* особин початкової популяції, тим швидше буде знайдено найкращий розв'язок задачі. Також бажано, щоб початкова популяція особин забезпечувала високу різноманітність розв'язків (генетичного матеріалу), що збільшує пошукову спроможність ГА та імовірність їхнього виходу із локальних оптимумів. Для кожної задачі існує оптимальна кількість особин у популяції, що забезпечує достатню різноманітність розв'язків та можливості відслідковувати параметри розрахунків.

Через особливості розв'язання задачі ВЕС (складність топології та велика кількість різноманітного обладнання ЕМ) пропонується задавати розмір популяції достатньо великим, а також пропорційно кількості комутаційних апаратів (КА – маються на увазі пристрої, які можуть виконувати комутації електричного навантаження, при цьому розрізняються КА з ручним та дистанційним вмиканням), які можуть використовуватися в процесі пошуку варіантів ВЕС (тут і далі маються на увазі КА, що знаходяться у знеструмленому фрагменті та суміжних з ним ділянках ЕМ). В процесі виконання експериментів було виявлено, що розмір популяції особин, який дорівнює числу КА в поточній схемі ЕМ, збільшеному в 5 разів, дає оптимальну комбінацію різноманітності розв'язків та можливості відслідковування параметрів розрахунків (наприклад, критерій зупинки). При меншому розмірі популяції всі особини стають схожі через кілька поколінь ГА, що негативно позначається на здатності алгоритму виходити із локальних оптимумів. При більшому розмірі популяції розрахунок одного покоління особин-розв'язків займає занадто багато часу, обтяжує контроль динаміки зміни критерію зупинки та інших параметрів ГА.

Авторами розроблено спосіб формування початкової популяції особин для задачі ВЕС ЕМ, який полягає в наступному: початкова популяція розбивається на дві рівні частини для формування кожної з яких було розроблено відповідний алгоритм генерації початкових розв'язків. Перша половина початкової популяції створюється шляхом генерації випадкових значень. Для формування другої половини початкової популяції особин використовується спеціалізований предметно-залежний алгоритм [12]. Такий спосіб формування початкової популяції особин є досить ефективним і забезпечує високу різноманітність генетичного матеріалу при відносно непоганій його «якості».

**Відбір хромосом.** На кожному кроці виконання ГА відбираються найкращі особини-розв'язки, які отримують право «розмножуватись» і давати потомство (нові розв'язки). Чим вище *приспособленість* (значення ФП) окремої особини до розв'язання поточної задачі, тим більше у неї шансів прийняти участь у створенні нових розв'язків. Особини, які отримали можливість взяти участь у формуванні потомства, потрапляють в «проміжне покоління» (див. рис.1). Найчастіше імовірність *селекції* певної особини прямо пропорційна її *приспособленості*. Такий відбір називається пропорційним і звичайно реалізується на практиці «методом рулетки» (roulette wheel selection). Також існують й інші методи селекції особин: турнірний відбір, ранковий відбір, відбір усіканням тощо [13].

**Виконання генетичних операторів.** Основними з таких операторів є *кроссовер* та *мутація*, існують й інші оператори (наприклад, *інверсія*) але вони досить рідко застосовуються. Оператор кроссовера моделює процес схрещування особин популяції. Самий простий але досить

ефективний тип кроссоверу це – однокротовий. Механізм його реалізації проілюстровано на рис.3. При такому способі схрещування особини обмінюються частиною генів, починаючи із точки кроссоверу (точка розриву), яка визначається всередині особини з використанням датчика випадкових чисел. Також можуть застосовуватись дво- чи більше точковий кроссовер.

Батьківські особини	=>	Особини-нащадки (нове покоління)
<u>011010.01010001101</u>		111100. <u>01010001101</u>
111100.10011101001		<u>011010</u> .10011101001

Рис.3. Механізм реалізації однокротового кроссоверу

При застосуванні оператора кроссовера виникає одна потенційна проблема. Якщо обидві батьківські особини мали однакові значення в деяких генах, то і їх нащадки будуть мати ті ж самі значення цих генів. Це обмежує простір пошуку і може бути причиною передчасної збіжності «пошукового процесу» та втрати частини можливих розв'язків. Для усунення цього недоліку застосовується механізм мутації особин, суть якого полягає у зміні деяких генів в особині, вибраних шляхом генерації випадкових значень, схематично це зображено на рис. 4.

Особина до мутації	=>	Особина після мутації
011010010 <u>1</u> 1001101		011010010 <u>0</u> 1001101

Рис. 4. Механізм мутації особин

Мутація особин, як правило, характеризується двома показниками: імовірністю застосування оператора мутації до попередньо вибраної особини і кількістю генів, які підлягають зміні (або імовірністю застосування оператора мутації до певного гену). Звичайно імовірність мутації досить мала і встановлюється в діапазоні 0,01...0,1. Але результати проведених досліджень свідчать, що розроблені на базі ГА засоби пошуку оптимальних варіантів ВЕС досягають найбільшої ефективності при імовірності застосування оператора кроссовера, що дорівнює 0,2, а мутації – 0,7. Причому кроссовер із кількістю точок розриву більше 2 частіше призводить до пониження ефективності розв'язання задачі ВЕС. Таким чином, оператор *схрещування* дозволяє поступово підвищувати *приспосованість* нащадків, тоді як оператор *мутації* вносить в особини істотні зміни і служить в ГА засобом розширення простору пошуку можливих розв'язків, механізмом «вибивання» ГА із локального оптимуму і захистом від передчасної збіжності популяції.

**Формування нового покоління особин.** У «канонічному» ГА на кожній ітерації виконується заміщення батьківських особин їхніми нащадками, які отримані в результаті генетичних перетворень. Такий підхід достатньо природний, але особини-нащадки можуть виявитись «гіршими» від батьківських особин (мати менші значення ФП), що може призвести до втрати уже знайдених гарних розв'язків. Для виправлення цього недоліку використовуються декілька підходів, в яких до найкращих («елітних») особин в популяції застосовуються дещо інші правила, ніж до всіх інших особин. В загальному випадку такі підходи отримали назву «стратегії елітизму». Їхня суть полягає в переведенні (за іншими правилами) до наступного покоління ГА деякого числа найкращих особин-розв'язків із поточної популяції. До зазначених підходів також належать і інші, так звані «агресивні» методики формування нового покоління особин, наприклад, коли особини-нащадки заміщують не батьківські особини, а найгірші особини в поточній популяції. В будь-якому випадку при застосуванні вказаних механізмів найкращі особини-розв'язки «виживають» із більшою ймовірністю. Таким чином, виділяють декілька підходів до формування нового покоління особин: особини-нащадки заміщують батьківські особини, або нове покоління складається із сукупності батьківських особин та їхніх нащадків, відібраних за певними правилами. При використанні останнього підходу формування нового покоління особин (розв'язків) проходить за більш жорсткими чинниками і «неприспосованим» особинам значно важче потрапити до нового покоління.

**Критерій зупинки.** Критерій зупинки визначає момент, коли слід припинити рекомбінацію розв'язків і прийняти одну із особин (або множину особин) як остаточний розв'язок вихідної задачі. Такими критеріями, залежно від умов задачі, можуть бути параметри процесу розрахунків

(номер популяції, час розрахунку тощо), параметри кращого розв'язку (досягнення максимального значення ФП або близького до нього значення, мала розбіжність нового кращого розв'язку від попереднього тощо) або виконання будь-яких інших умов.

При розв'язанні задачі ВЕС як критерій зупинки використовувалися два параметри. *По-перше*, це – число поколінь з моменту початку розрахунків; цей параметр використовується для «аварійного» завершення розрахунків, якщо перевищено гранично допустимий час, який виділяється на розв'язання задачі ВЕС. *По-друге*, основним критерієм, за допомогою якого можна зробити висновок як про високу якість отриманого розв'язку, так і про наближення процесу оптимізації до точки глобального оптимуму, є незмінність найкращого варіанту ВЕС серед популяції особин-розв'язків, яка виражена в кількості поколінь ГА з моменту його появи. Враховуючи, що схеми ЕМ, як правило, відрізняються кількістю елементів, а ефективність знаходження глобального оптимуму задачі ВЕС бажано забезпечити незалежно від цього, то було запропоновано значення критерію зупинки встановлювати пропорційно кількості КА в ЕМ. Аналізуючи процес розв'язання задачі ВЕС, слід відмітити, що на пошук глобального оптимуму даної задачі в більшості випадків витрачається 10...15% від загального часу роботи алгоритму, а інші 85...90% витрачаються на те, щоб упевнитись, що отриманий розв'язок дійсно є глобальним оптимумом.

### Відновлення електроживлення знеструмлених споживачів в ЕМ

Задача ВЕС ЕМ має низку особливостей, оскільки відновлення електроживлення знеструмлених споживачів можливе не для всіх аварійних ситуацій і типів ЕМ [2]. З урахуванням цього, в подальшому, будемо розглядати радіальні електромережі з резервуванням та замкнені ЕМ, що працюють в розімкненому режимі (при цьому не робиться поділ на кабельні чи повітряні лінії, оскільки це принципово не впливає на сам підхід, а впливає, в основному, на тривало допустимі струми в цих лініях). Таким чином, для розв'язання задачі ВЕС розглянемо тестову схему електричної мережі, зображену на рис. 5, де виникло коротке замикання на шинах секції «В3», в результаті чого утворився певний знеструмлений фрагмент ЕМ (зображено затемненою зоною). В наведеній схемі ЕМ передбачався найбільш несприятливий варіант аварії, для якої найскладніше визначити глобальний оптимум – найкращий розв'язок задачі ВЕС. На рис. 5 комутаційне обладнання зображене квадратами («зафарбовані» – ввімкнені КА, «незафарбовані» – вимкнені); подвійними стрілочками показано лінії ЕМ, а одинарними – навантаження; значком «генератора» позначено центри живлення (ЦЖ).

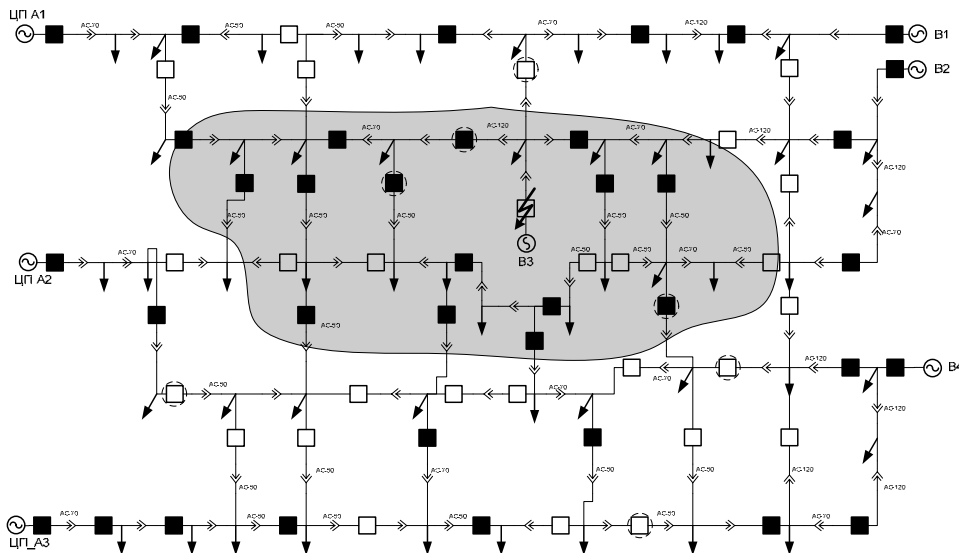


Рис.5. Тестова схема електричної мережі

Під розв'язком задачі ВЕС будемо розуміти відповідний топологічний стан ЕМ, за якого не порушуються обмеження щодо рівнів напруги та переобтяжень обладнання і за певних вихідних умов забезпечується зменшення недовідпуску споживачам електричної енергії (пунктиром на рис.5 обведені ті КА, що є одним із розв'язків задачі ВЕС). З урахуванням існуючих обмежень та критеріїв оптимізації [6] ФП формується наступним чином:

$$W(G) = \max[(K_{PM} + K_{KM} + K_{npЦЖ} + K_{npЛЕМ}) \cdot C], \quad (1)$$

де  $G$  – «аргумент» ФП, який подається як вектор станів комутаційного обладнання ЕМ у закодованому, за допомогою *генів*, вигляді;

$K_{PM}$  – коефіцієнт нерівномірності розподілу навантаження знеструмлених електроспоживачів між ЦЖ, що знаходяться у роботі, після виконання процедури ВЕС;

$K_{KM}$  – коефіцієнт кількості комутацій, відображає вплив на значення ФП кількості комутаційних операцій, які треба виконати, щоб застосувати поточний варіант ВЕС;

$K_{npЦЖ}$  – загальний коефіцієнт переобтяження ЦЖ, найчастіше обумовлюється максимально переобтяженим елементом відповідного ЦЖ;

$K_{npЛЕМ}$  – коефіцієнт переобтяження ліній ЕМ, визначається найбільш переобтяженою лінією.

$C$  – штрафний коефіцієнт, відображає вплив топологічних обмежень ( $K_T$ ) та ступеня досягнення основної мети задачі ВЕС на значення ФП, подібно до методу штрафних функцій, визначається таким чином:

$$C = K_{BEC} \cdot K_{BEC}^{\Pi} \cdot K_T, \quad (2)$$

де  $K_{BEC}$  та  $K_{BEC}^{\Pi}$  – коефіцієнти відновлення електроживлення споживачів і відповідно «пріоритетних» споживачів, які відображають вплив на значення ФП кількості відновленої потужності після застосування поточного варіанту ВЕС. Вищевказані складові ФП є безрозмірними і відображають вплив критеріїв оптимізації та режимних обмежень на значення ФП. Більш детально формування ФП та спосіб розрахунку її складових представлено в [14].

Як критерій оцінки ефективності функціонування розроблених програмних засобів (на базі ГА) для розв'язання задачі ВЕС застосовано статистичну імовірність ( $P_{gl}$ ) знаходження глобального оптимуму даної задачі. Вказаний «критерій ефективності» розраховувався наступним чином: шляхом виконання процедури повного перебору всіх можливих варіантів ВЕС визначався та зберігався найкращий розв'язок (глобальний оптимум) даної задачі із найбільшим значенням ФП (1), ця операція могла тривати десятки годин. Потім проводилася серія випробувань (їх кількість та склад визначався окремо), кожне з яких полягало у виконанні процедури ВЕС за допомогою розроблених програмних засобів і таким чином визначалася статистична імовірність (частота) знаходження глобального оптимуму даної задачі. Результати експериментів для показаної на рис. 5 тестової схеми зображено на рис. 6.

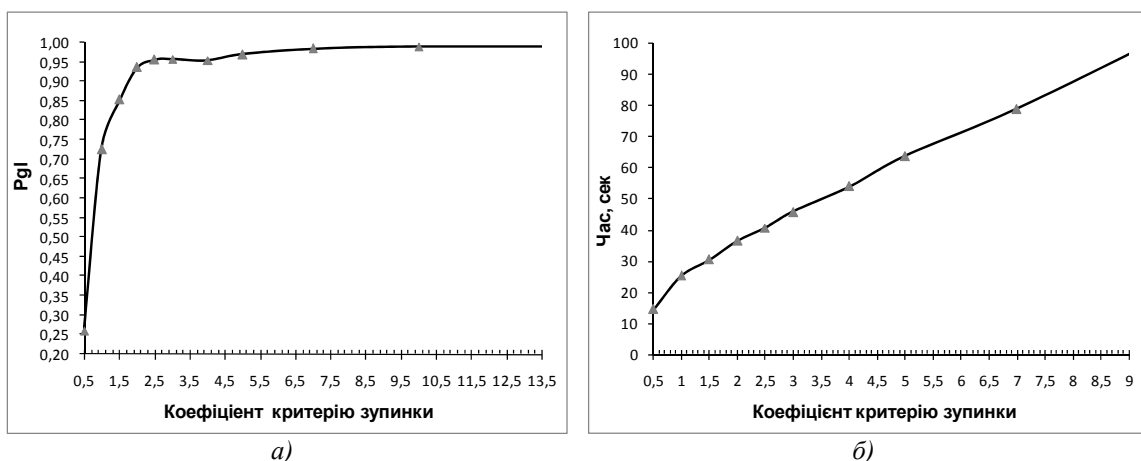


Рис. 6. Результати експериментів для тестової схеми

Враховуючи, що основний критерій зупинки пошукового процесу ВЕС запропоновано встановлювати пропорційно кількості КА, помноженій на певний коефіцієнт (коефіцієнт критерію

зупинки), то на рис.6а показана залежність статистичної ймовірності знаходження глобального оптимуму (розв'язку) задачі ВЕС від значень коефіцієнта критерію зупинки. На рис.6б показана залежність зміни часу обчислень від зміни значення коефіцієнта критерію зупинки. На підставі проведених досліджень (рис.6) встановлено, що для впевненого знаходження глобального оптимуму задачі ВЕС кількість ітерацій пошукового процесу, протягом яких найкращий розв'язок залишається сталим, доцільно брати в 2...3 рази більшою ніж кількість КА (коефіцієнт критерію зупинки). Більші значення призводять до значного зростання обчислювальних витрат при незначному збільшенні ефективності засобів пошуку варіантів ВЕС (на 1...2%). При розв'язанні задачі ВЕС в режимі *off-line* можна встановити більші значення коефіцієнта критерію зупинки (наприклад, 5...7), що забезпечить високу ймовірність (до 0,99) знаходження глобального оптимуму задачі ВЕС.

### Висновки

Незважаючи на деякі недоліки ГА (необхідність виконання достатньо великої кількості обчислень та складності, обумовлені визначенням адекватної ФП), вони непогано справляються з оптимізацією багатокритеріальних функцій і здатні знаходити як глобальний оптимум, так і генерувати множину Парето-оптимальних розв'язків. Розроблена модифікація ГА забезпечила високу ймовірність (0,95...0,97) знаходження глобального оптимуму – найкращого розв'язку задачі ВЕС за час, прийнятний для оперативного керування ЕМ. Також досить вдалим представляється використання статистичної ймовірності знаходження глобального оптимуму задачі для оцінки ефективності функціонування оптимізаційних методів, зокрема, побудованих на базі генетичних алгоритмів.

### Література

1. Blickle T., Thiele L. A Comparison of Selection Schemes used in Genetic Algorithm // Evolutionary Computation. – 1996. – Vol.4, №4. – P.361–394..
2. Fraser A. S., Simulation of genetic systems by Automatic Digital Computers I. Introduction // Biol. Sci. – 1957. – Vol.10. – P.484–491.
3. Holland, J.H. "Adaptation in natural and artificial systems." Ann Arbor: The University of Michigan Press, 1975.
4. De Jong K. An analysis of the behavior of a class of genetic adaptive systems: Doctoral dissertation. University of Michigan, Ann Arbor. – Univ. Microfilms № 76-9381. 1975. –256 P.
5. Goldberg D. E., "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning." New York: Addison-Wesley, 1989.
6. Лук'яненко Л.М., Блінов І.В. Особливості задачі відновлення живлення знеструмлених споживачів в електромережах // Праці ІЕД НАНУ. – 2008. – №19. – С.36-41.
7. Буткевич О.Ф., Павловський В.В. Штучний інтелект та гібридні системи у розв'язанні задач електроенергетики: поточний стан та тенденції //Праці ІЕД НАНУ.–2003.–№ 1 (4).–С. 109-117.
8. Barricelli N. A., Symbiogenetic evolution processes realized by artificial methods // Methodos. – 1957. –Vol.9 – P. 134-182.
9. Fukuyama Y., Chiang H.-D., Nan Miu K. Parallel genetic algorithm for service restoration in electric power distribution systems // Electrical power & energy syst. – 1996. – Vol.18, №2. – P.111–119.
10. Toune S., Fudo H., Genji T., Fukuyama Y., and Nakanishi Y. Comparative study of modern heuristic algorithms to service restoration in distribution system // IEEE Trans. Power Delivery. – 2002. – Vol.17. – P.173–181.
11. Watanabe I., Nodu M. A genetic algorithm for optimizing switching sequence of service restoration in distribution systems // IEEE Evolutionary Computation. – 2004. – Vol.2. – P.1683–1690.
12. Лук'яненко Л.М. Евристичний алгоритм пошуку оптимальних варіантів відновлення електропостачання знеструмлених споживачів в електромережах // Вісник національного університету «Львівська політехніка» – 2007. – №597 – С.43-47.
13. Лук'яненко Л.М. Сучасні методи та засоби розв'язання задачі відновлення електропостачання знеструмлених споживачів в електромережах // Техн. електродинаміка. Тематичний випуск. Силова електроніка та енергоефективність. – 2007. – Ч.5. – С.89-92.
14. Лук'яненко Л.М. Інтегральний «показник якості» варіантів відновлення електропостачання знеструмлених споживачів // Техн. електродинаміка. Тематичний випуск. Силова електроніка та енергоефективність. – 2008. – Ч.2. – С.88-91.