

УДК 371.32: 51(045)

**Бохонова Т.Ю., Томащук О.П., Тихонова В.В., Лещинський О.Л., Гроза В.А.,  
Національний авіаційний університет**

**ПРОПЕДЕВТИКА СПРИЙНЯТТЯ СТУДЕНТАМИ КОМП'ЮТЕРНО-ОРІЄНТОВАНИХ  
СПЕЦІАЛЬНОСТЕЙ ВНЗ I-II РІВНІВ АКРЕДИТАЦІЇ ГЕНЕТИЧНИХ АЛГОРИТМІВ**

Науковий світогляд, пронизаний природознавством і математикою, є величезною силою не тільки сьогодення, але і майбутнього». В.І. Вернадський

*У статті пропонується приклад пропедевтики вивчення генетичних алгоритмів у професійно-орієнтованих дисциплінах студентами комп'ютерно-орієнтованих спеціальностей ВНЗ I-II рівнів акредитації введенням в процесі вивчення дисципліни «Чисельні методи» в розділі «Чисельні методи розв'язання алгебраїчних рівнянь».*

**Ключові слова.** Генетичний алгоритм, хромосома, кроссинговер, пристосовність.

Один з найвпливовіших сучасних математиків Михайло Громов, який нині працює в Інституті вищих наукових досліджень в Парижі, аналізуючи тенденції розвитку математики в наступних десятиліттях, в статті «Можливі напрямки розвитку математики в наступних десятиліттях», вміщеній в журналі Американського математичного товариства (Notices, Vol. 45, №7, 1998), зазначає, зокрема, що «існує широкий клас задач, що приходять звичайно з експериментальних наук (біологія, хімія, геофізика, медицина і т.п.), де доводиться мати справу із великою кількістю вільно структурованих даних. Традиційна математика, теорія ймовірностей і математична статистика добре працює, коли структурна організація практично відсутня...». «Такі проблеми, що межують між ясною симетрією, яка виникає за відсутності структурної організації і кореляції на локальному рівні, і чистим хаосом, викликають появу нового типу математики...» Крім того, він звертає увагу на необхідність покращення методів викладання та обміну ідеями. «...Взаємодія ідей є вирішальною для здоров'я науки і математики».

В той же час при наданні математичної освіти студентам комп'ютерно-орієнтованих спеціальностей ВНЗ I-II рівнів акредитації на початку (в середині) другого десятиліття третього тисячоліття, на жаль, відсутні результати розвитку математики останнього півсторіччя. З одного боку цьому є аргументовані пояснення, з іншого – це спонукає дослідників з методики математики шукати шляхи розширення математичного світогляду студентської молоді. Однією з таких спроб є дослідження авторів статті пояснити основні поняття генетичного алгоритму на прикладі розв'язання нелінійних рівнянь чисельними методами. Дисципліна «Чисельні методи» вивчається студентами спеціальності «Розробка програмного забезпечення» на третьому курсі в першому семестрі. В темі «Чисельні методи розв'язання нелінійних рівнянь» після класичних методів проб, хорд, І. Ньютона (метода

дотичних), комбінованого методу хорд і дотичних, методу ітерацій автори пропонують розглянути наступний матеріал, присвячений генетичним алгоритмам.

#### І. Актуалізація та історія виникнення.

Генетичні алгоритми відносять до сфери «м'яких» обчислень. Термін «м'які обчислення» введений Лофті Заде в 1994 році. Це поняття об'єднує такі розділи: нечітка математика, нейронні мережі, ймовірнісні підходи, мережі «довіри» та еволюційні алгоритми, які доповнюють один одного і використовуються окремо або в різних комбінаціях для побудови гібридних інтелектуальних систем.

Генетичні алгоритми (ГА) відносять також до адаптивних методів пошуку, які ґрунтуються на селекції кращих елементів популяції і використовуються зокрема для розв'язання задач оптимізації. В цих алгоритмах використовуються аналоги механізмів генетичного наслідування і природного відбору. В теорії ГА зберігається біологічна термінологія в спрощеному вигляді і основні поняття лінійної алгебри, математичного аналізу, теорії множин, математичної логіки, теорії графів та інших розділів математики. Першим ввів термін ГА американський вчений Д. Баглі в 1967 році. Перша схема ГА була запропонована в 1975 році в Мічиганському університеті Джоном Холландом (John Holland). ГА, використовуючи досвід розвитку природи і людини, застосовуються сьогодні для підвищення якості нових пристроїв, ефективності розв'язання задач прийняття рішень та їх оптимізації. Вони складають один з важливих напрямів розвитку сучасної науки.

Основою для виникнення ГА стали модель біологічної еволюції і методи випадкового пошуку. Тобто, можна сказати, що основою ГА, зокрема, є еволюційний пошук.

Еволюційних пошук з точки зору перетворення інформації - це послідовне перетворення однієї скінченної множини проміжних розв'язків в іншу. Сам механізм перетворення можна назвати алгоритмом пошуку, або генетичним алгоритмом. ГА – це не просто випадковий пошук, це пошук з ефективним використанням інформації, отриманої в процесі еволюції.

Цілями генетичних алгоритмів є:

1) Абстрактно і формально пояснити адаптацію процесів в природній або інтелектуальній дослідницькій системі.

2) Моделювати природні еволюційні процеси для ефективного розв'язання наукових та практичних оптимізаційних задач. Серед науковців поширена думка, що генетичний алгоритм здійснює пошук балансу між ефективністю і якістю розв'язку за рахунок «виживання сильніших альтернативних розв'язків» в невизначених або неповністю визначених умовах.

Основні відмінності ГА від інших оптимізаційних і пошукових процедур наступні:

1) ГА працюють, як правило, не з параметрами задачі, а з закодованою множиною параметрів;

2) здійснюють пошук не шляхом покращення одного розв'язку, а шляхом використання одночасно декількох альтернатив на заданій множині розв'язків;

3) використовують означення цільової функції, а не різні прорости для оцінки якості прийняття рішення;

4) застосовують не детерміновані, а ймовірнісні правила аналізу оптимізаційних задач.

II. Далі можна запропонувати наступну схему ілюстрації основних ідей ГА на прикладі розв'язання нелінійного рівняння  $x - \sin x = 0,25$ .

При розв'язанні практичних задач з використанням генетичних алгоритмів, як правило, використовують чотири попередніх етапи:

1. Вибір способу представлення розв'язку.

На цьому етапі для представлення розв'язку в формальному вигляді вибирається така структура, яка дозволяє кодувати будь-який розв'язок і здійснювати його оцінку. Математично доведено [2], що не існує ідеальної структури представлення, тому для вибору «гарної» структури здійснюється аналіз задачі, перебір можливих варіантів і евристичні підходи. Можливий варіант представлення повинен дозволити здійснення можливих перестановок в альтернативних рішеннях.

В нашому випадку рішення будемо представляти в двійковій системі числення з вісьмома знаками після коми. Наприклад,  $1,1_{(10)}$  будемо представляти як  $0001,00011010_{(2)}$ . Це представлення будемо називати хромосомою. Кожна хромосома складається з генів. Позиція гену в хромосомі називається локусом (Табл. 1).

Таблиця 1. Співвідношення «ген-локус»

Ген	0	0	0	1	0	0	0	1	1	0	1	0
Локус	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12

Гени можуть мати числові або функціональні значення. Як правило, числові значення беруться з деякого алфавіту. Генетичний матеріал елементів, звичайно, кодується на основі двійкового алфавіту  $\{0, 1\}$ , хоча можна використовувати літери, десятковий алфавіт та інші. Аллель – це функціональне значення гена.

Для оцінки розв'язку необхідно визначити цільову функцію і спосіб її обчислення. В нашому прикладі цільовою функцією будемо вважати:

$$f(x) = |x - \sin x - 0,25| \rightarrow \min .$$

Очевидним є пошук точки її мінімуму для альтернативних розв'язків. Таким чином дана задача стає оптимізаційною. Автори даної статті згодні з думкою (гіпотезою) [ 4] про те, що еволюція природи ґрунтується, зокрема, на пошуку оптимуму. Щоб задача мала оптимальний розв'язок, необхідно існування множини розв'язків. Пошук оптимального розв'язку заснований на побудові математичної моделі, яка включає цільову функцію, обмеження та граничні умови, а також на покроковому аналізі задачі і моделі.

2.Визначення способів «виживання» розв'язків.

Існує велика кількість способів проведення селекції альтернативних розв'язків. Найпростіше правило – «виживання найсильніших», тобто залишаються тільки кращі розв'язки з точки зору заданої цільової функції, а всі інші вилучаються. Таке правило часто виявляється малоефективним при розв'язанні складних технічних проблем. Іноді кращі рішення можуть «народжуватись» від «поганих» і «дуже поганих», а не тільки від самих кращих. Але дуже часто, все ж таки, використовується принцип: «Чим «краще» розв'язок, тим більше ймовірність його виживання». Автори при розв'язанні прикладу не будуть ігнорувати цей принцип.

3.Визначення початкової популяції альтернативних рішень (розв'язків).

При неповноті початкових даних про проблему розв'язків, початкова популяція може вибиратись випадково з усієї множини альтернатив. Але науковці радять використовувати знання про специфіку задачі. Ці знання, наприклад, можуть бути отримані з досвіду розробника, існуючих стандартів і бібліотек алгоритмів розв'язання задач даного класу тощо. В нашому прикладі можна скористатися наступними міркуваннями. Складемо наступну таблицю значень цільової функції (Табл. 2).

Таблиця 2. Значення цільової функції в десятковій системі числення

$x_{(10)}$	$f(x)_{(10)}$
0,5	-0,229
0,6	-0,215
0,7	-0,129
0,8	-0,167
0,9	-0,133
1,0	-0,091
1,1	-0,041
1,2	0,018
1,3	0,086
1,4	0,165
1,5	0,253

Випадковим чином вибираємо число від 3 до 6. Нехай, наприклад, це буде число 4, тобто початкова популяція матиме 4 «найкращі» хромосоми (Табл. 3):

Таблиця 3. Значення «початкової» популяції і оцінка пристосовності

	$x_{(10)}$	$x_{(2)}$	Пристосовність $(f(x_i))_{(10)}$
$p_1$	1,0	0001,00000000	-0,091
$p_2$	1,1	0001,00011010	-0,041
$p_3$	1,2	0001,00110011	0,018
$p_4$	1,3	0001,01001101	0,086

Всі генетичні алгоритми працюють на основі початкової інформації, в якості якої виступає популяція альтернативних розв'язків  $P$ .

Популяція  $P^t = \{p_1, p_2, \dots, p_{N_p}\}$  є множиною хромосом або наборів хромосом  $p_i, i = 1, \dots, N_p$ . Число  $N_p$  називають розміром (чисельністю) популяції,  $t$  - номером генерації. В нашому випадку початкова популяція  $P^t = \{p_1, p_2, p_3, p_4\}$ . Взагалі кажучи, розмір початкової популяції та популяцій при подальших генераціях визначається при первісному аналізі задачі. Вибір початкової популяції, на думку науковців, не впливає, як правило, на збіжність процесу в асимптотиці, але формування «гарної» початкової популяції (наприклад, з множини локальних оптимумів) може суттєво зберегти час досягнення глобального оптимуму.

#### 4. Розробка алгоритмів випадкових змін.

Цей етап є, мабуть, найскладнішим. Він направлений на вибір загальних і підстройку індивідуальних операторів для генерації потомків. *Оператор* – це мовна конструкція, що представляє один крок з послідовності дій або набору описів алгоритму. Генетичний оператор (по аналогії з оператором алгоритму) – це засіб відображення однієї множини в іншу, тобто, це конструкція, що представляє один крок з послідовності дій генетичного алгоритму. На сьогодні відома дуже велика кількість таких операторів. З біології відомо, що існує два основні типи розмноження: статеве і нестатеве. При статевому розмноженні двоє батьків обмінюються генетичним матеріалом, який використовується при створенні нащадка. Нестатеве розмноження – це, фактично, процес клонування, при якому відбуваються різні ситуації при передачі інформації від батька до нащадка. Моделі цих типів розмноження відіграють дуже важливу роль в генетичних алгоритмах.

Елементи в генетичних алгоритмах (наприклад, хромосоми, особини) часто називають *батьками*. Батьки вибираються з популяції на основі заданих правил, а потім змішуються (схрещуються) для «генерації дітей» (нащадків). Діти і батьки в результаті генерації (тобто, одного циклу або підциклу еволюції) створюють нову популяцію. Генерація, тобто процес реалізації однієї ітерації алгоритму, називається *поколінням*.

По аналогії з процесами, що відбуваються в живій природі, в теорії ГА вважають, що еволюція популяції – це чередування поколінь, в яких хромосоми змінюють свої значення таким чином, щоб кожне нове покоління найкращим способом пристосовувалося до зовнішнього середовища. Тоді загальна генетична упаковка називається *генотипом*, а організм, що формується завдяки зв'язкам генетичної упаковки з навколишнім середовищем, називається *фенотипом*.

Кожний елемент в популяції має визначений рівень якості, який характеризується значенням цільової функції (ця функція в літературі ще називається функцією корисності, функцією пристосовності або функцією придатності (fitness)). Ця функція використовується в генетичних алгоритмах для порівняння альтернативних розв'язків між собою і вибору кращих. Ось чому *основною задачею* ГА є оптимізація цільової функції. Тобто, ГА аналізують популяцію хромосом, які являють собою комбінацію елементів з деякої множини і оптимізують цільову функцію, оцінюючи кожен хромосом. Генетичні алгоритми аналізують і перетворюють популяції хромосом на основі механізму *натуральної еволюції*. Кожна популяція характеризується спадковою мінливістю. Це означає наявність можливостей *випадкових відхилень* від найбільш ймовірного середнього значення цільової функції. Взагалі відхилення описуються нормальним законом розподілу випадкових величин. При цьому спадкові ознаки закріплюються, якщо вони мають пристосовний характер, тобто забезпечують популяції кращі умови існування і розмноження. На думку авторів, в цьому місці висвітлення даного матеріалу корисно показати зв'язок між природною (біологічною) та «штучною» термінологією (Табл. 4) [3].

Таблиця 4. Відповідність між природною та «штучною» термінологією

Хромосома	Рядок
Ген	Значення функції, характеристика, детектор
Алель	Можливе значення гену
Локус	Позиція в рядочку
Генотип	Фактична структура. Кодування хромосом

Фенотип	Множина параметрів, альтернативний розв'язок, декодована структура
Епістаз	Нелінійність, взаємодія генів

В нашому прикладі ми проілюструємо кілька елементарних генетичних операторів.

### 1. Простий (одноточковий) оператор кроссинговера.

Він належить класу операторів кроссинговера (схрещування). Оператор кроссинговера – це мовна конструкція, що дозволяє на основі перетворення (зчеплення, схрещування) хромосом-батьків (або їх частин) створювати хромосоми-нащадки. Існує величезна кількість операторів кроссинговера, тому що їх структура, зокрема, суттєво визначає ефективність генетичних алгоритмів.

Перед початком роботи одноточкового оператора кроссинговера визначаються батьки і так звана точка оператора кроссинговера (точка розрізання), яка, як правило, визначається випадково. Одноточковий оператор кроссинговера виконуються в три етапи:

1-й етап. Дві хромосоми  $A = a_1, a_2, \dots, a_l$  і  $B = a'_1, a'_2, \dots, a'_l$  вибираються випадково з поточної популяції.

2-й етап. Число  $k \in \{1, 2, \dots, l-1\}$  також вибирається випадково, де  $l$  - довжина хромосоми,  $k$  - точка оператора кроссинговера (наприклад, номер, значення або код гена, після якого виконується розрізання хромосоми). Число  $k$  означає локус гена, після якого здійснюється обмін всіма наступними генами хромосом-батьків.

3-й етап. Дві нові хромосоми формуються з  $A$  і  $B$  шляхом перестановки елементів згідно правила:

$$A = a_1, a_2, \dots, a_k, a'_{k+1}, a'_{k+2}, \dots, a'_l, B = a'_1, a'_2, \dots, a'_k, a_{k+1}, a_{k+2}, \dots, a_l.$$

Після застосування оператора кроссинговера отримуються дві пари хромосом-батьків і дві нові хромосоми-нащадки. Схематично простий оператор кроссинговера показує перетворення двох хромосом і частковий обмін інформацією (генами) між ними, використовуючи випадково обрану точку розриву.

В нашому прикладі одноточковий оператор кроссинговера може застосовуватись наступним чином.

а) Випадковим чином вибираємо батьків. Нехай, наприклад, це будуть пари (1, 3), (2, 1), (3, 4), (4, 4).

б) Випадковим чином вибираємо точки кроссинговера. Нехай для першої пари це буде 8, для другої 6, для третьої 9, для четвертої 7. Очевидним є той факт, що точку кроссинговера вибирати до 4 не перспективно в нашому випадку, тому що нащадки повністю скопіюють батьків.

в) Результати дії даного оператора можна звести в наступну таблицю:

Таблиця 5. Результати дії одно точкового оператора кроссинговера

$i$	Хромосома популяції	Випадково обраний номер другого батька	Другий батько	Точка кроссинговера	Хромосоми - нащадки $x_{(2)}$	Хромосоми - нащадки $x_{(10)}$	Пристосовність $(f(x_i))_{(10)}$

1	0001,00000000	3	0001,00110011	8	0001,000000 0001,001100	1,01 1,1875	0,087 0,012
2	0001,00011010	1	0001,00000000	6	0001,000000 0001,000110	1 1,1	0,091 0,041
3	0001,00110011	4	0001,01001101	9	0001,001011 0001,010100	1,176 1,325	0,005 0,109
4	0001,01001101	4	0001,01001101	7	$x_{4(2)}$	$x_{4(10)}$	0,087

$x_1$ : 0001,0000.0000;  $x_3$ : 0001,0011.0011

$x_2$ : 0001,00.011010;  $x_1$ : 0001,00.000000

$x_3$ : 0001,001.10011;  $x_4$ : 0001,010.01101

Найкращими нащадками в нашому випадку є  $1,1875_{10}$ ,  $1,1_{10}$ ,  $1,176_{10}$ ,  $1,01_{10}$ .

2. Другим елементарним генетичним оператором можна вважати *оператор мутації*.

Як відомо з біології, деякі процеси перетворення популяції відбуваються «поштовхами». Основою таких поштовхів є мутації. В ГА мутація попереджає «втрату» генетичного матеріалу. Точкові мутації не змінюють розмір хромосоми, а змінюють взаємне розташування генів в ній.

*Оператор мутації* – це мовна конструкція, що дозволяє на основі перетворення батьківської хромосоми (або її частини) отримувати хромосому нащадка (клона). Оператор мутації, як правило, реалізується в два етапи.

1-й етап: В хромосомі  $A = (a_1, a_2, a_3, \dots, a_{l-2}, a_{l-1}, a_l)$  визначаються випадковим чином дві позиції.

2-й етап: Гени, що відповідають обраним позиціям, переставляються і формується нова хромосома  $A'$ .

Існує також велика кількість основних, стандартних операторів мутації (одноточковий, двоточковий та інші [2]).

Розглянемо, наприклад, роботу двоточкового оператора мутації (який також має велику кількість трактовок). Одна з трактовок наступна: Випадковим або направленим чином вибираються дві точки розрізу. Потім здійснюється перестановка генів між сусідніми генами, розташованими по обидві сторони від точок розрізу. Наприклад,

$P$ :  $A \mid B C D \mid E F$  - батьківська хромосома,

$P'$ :  $B \mid A C E \mid D F$  - хромосома-нащадок.

Тут символом « $\mid$ » позначено точки розрізу. Нехай випадкове число клонів, наприклад, буде 1, тобто оператор мутації буде застосовуватись для однієї випадково взятої хромосоми. В нашому випадку візьмемо випадковим чином (не найкращого) нащадка і випадкові точки розрізу (Табл. 6).

Таблиця 6. Дія доточкового оператора мутації

$x_{(2)}$	$x_{(10)}$	Точки розриву	Пристосовність
0001,000.110.11	1,1	7, 10	0,041
0001,00101100	1,17		0,001

При викладанні даного матеріалу має сенс зазначити, що на думку науковців, які працюють в даному напрямі, в загальному випадку можна застосовувати моделі розмноження, які не існують в реальній природі. Наприклад, використовувати матеріал трьох і більше батьків, проводити «голосування» при виборі батьків і т.п. Фактично, немає меж у використанні різних моделей, і тому при розв'язанні практичних задач немає сенсу сліпо копіювати закони природи, або обмежуватись тільки ними. Успіх застосування ГА залежить, як правило, від взаємодії схеми представлення, методів випадкових змін, способу задання цільової функції.

3. Третім основним оператором ГА є *оператор репродукції (селекції)*. Він задає процес, завдяки якому хромосоми (альтернативні розв'язки), які мають більш «прийнятні» значення цільової функції (з «кращими» ознаками), отримують більшу можливість для репродукції нащадків, ніж «гірші» хромосоми. Елементи, обрані для репродукції, обмінюються генетичним матеріалом, відтворюючи аналогічних або відмінних нащадків. По аналогії з попередніми випадками, існує дуже велика кількість видів операторів селекції.

Після реалізації вказаних чотирьох етапів, перша ітерація (в спрощеному варіанті) вважається завершеною. Відбирається популяція нового покоління, і процес повторюється. ГА працює до тих пір, поки не буде виконано задане число ітерацій, або на деякій ітерації буде отриманий розв'язок заданої якості, або якщо буде досягнутий локальний оптимум, тобто виникне передчасна збіжність і алгоритм не знаходитиме виходу з цього стану.

На відміну від інших методів оптимізації ці алгоритми, як правило, аналізують різні області простору розв'язків одночасно, і тому вони більш пристосовні до знаходження нових областей з кращими значеннями цільової функції.

В нашому прикладі ми обмежимося однією ітерацією. Найкращим нащадком в нашому випадку є число  $x=1,17$ . Цей корінь задовільняє точність розв'язання 0,01.

Завершити вказаний матеріал можна наступними зауваженнями.

Зауваження 1. Під час спрощеної ілюстрації (першого знайомства) з ГА використовувався найпростіший варіант представлення хромосом – у двійковій системі числення (бітове значення ознаки). При такому представленні дуже просто використовувати ген фіксованої довжини. Але, на жаль, таке представлення має суттєвий недолік: сусідні числа можуть відрізнятись в значеннях кількох бітів. Наприклад, 7 і 8 у бітовому представленні відрізняються в чотирьох позиціях:  $7_{10} \sim 0111_2$ ,  $8_{10} \sim 1000_2$ , що може ускладнювати функціонування генетичного алгоритму і збільшувати час його збіжності. Для уникнення вказаної проблеми часто використовують кодування, при якому сусідні числа відрізняються меншою кількістю позицій, а в найкращому випадку – значенням одного біту. Таким кодом, який часто застосовується в ГА, є, наприклад, код Грея. Код Грея – це двійковий код, послідовні значення якого відрізняються тільки одним двійковим розрядом (Табл. 7).

Таблиця 7. Значення кода Грея

Число (в десятковій системі)	0	1	2	3	4	5	6	7	8	...
Код Грея	0000	0001	0011	0010	0110	0111	0101	0100	1100	...



Таке кодування альтернативних розв'язків дозволяє розв'язати питання «збовтування» популяції. Воно ефективне на початкових ітераціях ГА.

Зауваження 2. Традиційні оптимізаційні алгоритми для знаходження кращого розв'язку використовують велику кількість припущень при оцінці цільової функції. Еволюційний підхід не вимагає таких припущень, що розширює коло задач, які можна розв'язувати за допомогою ГА. Крім того, перевагою ГА є адаптація до неперервних змін навколишнього середовища. В реальному житті поставлена задача може суттєво змінюватись під час свого розв'язання. При використанні традиційних методів суттєва зміна умови задачі вимагає всі обчислення починаючи спочатку. При еволюційному підході популяцію можна аналізувати, доповнювати й змінювати відповідно до умов, які також змінюються. ГА має ще одну перевагу – здатністю швидкої генерації «достатньо гарних» розв'язків.

Висновки: Математична освіта студентів ВНЗ I-II рівнів акредитації, які навчаються на комп'ютерно-орієнтованих спеціальностях, не може залишатись закляклом, незмінною з року в рік. Зрозуміло, що «класичні» розділи і теми повинні і на сьогодні прикрашати навчальні програми, оскільки вони залишаються фундаментом майбутнього міцного і стійкого рівня знань спеціальних професійно-орієнтованих дисциплін. Але при бажанні можна знайти час і місце в програмі для розширення світогляду майбутніх фахівців. Напрями і зміст розширення можуть бути різними, але вони мають показувати основні сучасні напрями розвитку науки взагалі і математики зокрема. Одним з таких напрямів може стати ознайомлення з математичними основами теорії генетичних алгоритмів. Ця теорія на сьогодні гідна того, щоб з нею починали знайомитись вже в ВНЗ I-II рівнів акредитації. Підбираючи відповідний матеріал статті, автори ставили перед собою наступні основні задачі:

- 1) На початковому науковому рівні в доступній формі розкрити основи філософії генетичних алгоритмів.
- 2) Познакомити студентів з початковою термінологією ГА, але при цьому не перевантажуючи нею для кращого розуміння того чи іншого процесу, пояснення, здійснювати доступною мовою.
- 3) Навести елементарний приклад застосування ГА (на рівні першого знайомства).
- 4) Показати цілісність справжньої науки і взаємодію її окремих напрямів.

В подальшому автори статті планують розробити кілька занять з більш поглибленим знайомством з елементами теорії ГА та ілюстрацією застосування ГА для дослідження функцій не екстремуми, розв'язання систем лінійних алгебраїчних рівнянь та найпростіших диференціальних рівнянь.

### Список використаної літератури

1. Математичні усмішки/ Упорядник – д.ф.-м.н., проф. Н.О.Вірченко. – К.: Задруга, 2014. – 678 с.
2. Гладков Л.А., Курейчик В.В., Курейчик В.М. Генетические алгоритмы / Под ред. В.М. Курейчика. – 2-е изд., испр. и доп. – М: Физматлит, 2006. – 320 с.
3. Панченко Т.В. Генетические алгоритмы: учебно-методическое пособие / Под ред. Ю.Ю. Тарасевича. – Астрахань: Изд. дом «Астраханский университет», 2007. – 87 с.

4. Курейчик В.М. Генетические алгоритмы и их применение. – Таганрог: Из-во ТРТУ, издание второе, дополненное, 2002. – 242 с.

***Бохонова Т.Ю., Томащук А.П., Тихонова В.В., Лещинский О.Л., Гроза В.А. Пропедевтика восприятия студентами компьютерно-ориентированных специальностей вуз I - II уровней аккредитации генетических алгоритмов.***

*Аннотация. В процессе математического образования студентами компьютерно-ориентированных специальностей высших учебных заведений I-II уровней аккредитации, к сожалению, отсутствуют результаты развития математической мысли последних лет. Авторами сделана попытка «освежить», в частности, дисциплину «Численные методы» одним из достаточно популярных на сегодня алгоритмов – генетическими алгоритмами. Авторы предлагают в процессе рассмотрения раздела «Численные методы решения алгебраических уравнений» рассказать историю возникновения генетических алгоритмов, мотивировать актуальность применения их в процессе решения оптимизационных задач, раскрыть пути их возникновения. Кроме этого, авторы предлагают выделить основные цели применения генетических алгоритмов и основные отличительные черты ГА от других оптимизационных и поисковых процедур. Иллюстрируя основные идеи на примере решения простого нелинейного уравнения, авторы показывают, как в процессе использования генетического алгоритма параллельно ненавязчиво вводить необходимую терминологию, реализовывать основные этапы генетических алгоритмов и получать в достаточной степени удовлетворительный результат.*

***Ключевые слова.*** Генетический алгоритм, хромосома, кроссинговер, приспособляемость.

***Bokhonova T., Tomashchuk O., Tikhonova V., Leshchynskii O., Groza V. Propaedeutics of genetic algorithms perception by students of computer-oriented specialties of I-II level accreditation higher educational establishments.***

*An example of propaedeutics of genetic algorithms studying within profession-oriented disciplines (“Numerical methods”, part “Numerical methods of algebraic equations solving”) by students of computer-oriented specialties of I-II level accreditation higher educational establishments has been considered in the article.*

***Keywords.*** Genetic algorithm, chromosome, crossover, malleability.