

НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ  
«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ  
імені ІГОРЯ СІКОРСЬКОГО»

Факультет електроніки

(повна назва інституту/факультету)

Кафедра акустичних та мультимедійних електронних систем

(повна назва кафедри)

«До захисту допущено»

Завідувач кафедри АМЕС



Сергій НАЙДА

(підпис)

(ініціали, прізвище)

« 07 » 06 2021 р.

**Дипломна робота**

на здобуття ступеня бакалавра

зі спеціальності (спеціалізації) 171 Електроніка

(код та назва спеціальності)

на тему: Визначення фізичних параметрів електродинамічного перетворювача за допомогою генетичного алгоритму

Виконав (-ла): студент (-ка) 4 курсу, групи ДГ-72  
(шифр групи)

Зубков Артем Дмитрович

(прізвище, ім'я, по батькові)



(підпис)

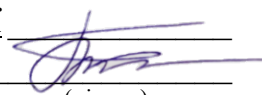
Керівник професор, д.т.н., професор Дідковський В. С.  
(посада, науковий ступінь, вчене звання, прізвище та ініціали)

(підпис)

Консультант \_\_\_\_\_  
(назва розділу) (посада, вчене звання, науковий ступінь, прізвище, ініціали) (підпис)

Рецензент проф., д. т. н., професор кафедри електронної інженерії  
Прокопенко Ю. В.

(посада, науковий ступінь, вчене звання, науковий ступінь, прізвище та ініціали)



(підпис)

Засвідчую, що у цьому дипломному  
проекті немає запозичень з праць  
інших авторів без відповідних  
посилань.

Студент

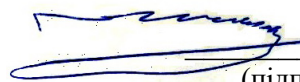


**НАЦІОНАЛЬНИЙ ТЕХНІЧНИЙ УНІВЕРСИТЕТ УКРАЇНИ**  
**«КИЇВСЬКИЙ ПОЛІТЕХНІЧНИЙ ІНСТИТУТ імені ІГОРЯ**  
**СІКОРСЬКОГО»**

Інститут/факультет \_\_\_\_\_ факультет електроніки \_\_\_\_\_  
 (повна назва)  
 Кафедра \_\_\_\_\_ кафедра акустики \_\_\_\_\_  
 (повна назва)  
 Рівень вищої освіти – перший (бакалаврський)  
 Спеціальність (спеціалізація) \_\_\_\_\_  
 (код і назва)

ЗАТВЕРДЖУЮ

Завідувач кафедри



Сергій НАЙДА  
 (підпис) (ініціали, прізвище)

«07» \_\_ 06 \_\_ 2021 р.

**ЗАВДАННЯ**

**на дипломний проект (роботу) студенту**

Зубкову Артему Дмитровичу

(прізвище, ім'я, по батькові)

1. Тема проекту (роботи) Визначення фізичних параметрів електродинамічного перетворювача за допомогою генетичного алгоритму

керівник проекту (роботи) д. т. н. проф. Дідковський В. С.

(прізвище, ім'я, по батькові, науковий ступінь, вчене звання)

затверджені наказом по університету від «24» травня 2021 р. № 1316 — с

2. Строк подання студентом проекту (роботи) 05.06.21

3. Вихідні дані до проекту (роботи) електродинамічний перетворювач, мова програмування Python, бібліотека DEAP

4. Зміст (дипломної роботи) пояснювальної записки (перелік завдань, які потрібно розробити)

1. Теоретична викладка електродинамічних перетворювачів та генетичного алгоритму.

2. Адаптація генетичного алгоритму

3. Результати експерименту

4. Висновки

5. Перелік графічного (ілюстративного) матеріалу (із зазначенням обов'язкових креслеників, плакатів, презентацій тощо)

Презентація

6. Консультанти розділів проекту (роботи)

Розділ	Прізвище, ініціали та посада консультанта	Підпис, дата	
		Завдання видав	Завдання взяв

7. Дата видачі завдання 01.02.2021

#### Календарний план

№ з/п	Назва етапів виконання дипломного проекту (роботи)	Строк виконання етапів проекту (роботи)	Примітка
1	Виконання першого розділу, що полягає у теоретичному обґрунтуванні поставленої задачі	12.04-18.04	Виконано
2	Виконання другого розділу, що являє собою практичне виконання першої частини розділу	19.04-25.04	Виконано
3	Доопрацювання першого розділу із-за потреби більш глибокого теоретичного обґрунтування	25.04-02.05	Виконано
4	Внесення корективів, що	03.05-09.05	Виконано

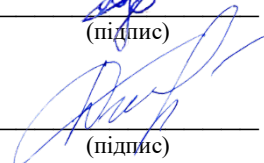
	були узгоджені з дипломним керівником		
5	Оформлення диплоної роботи	10.05-16.05	Виконано

Студент

  
\_\_\_\_\_  
(підпис)

Зубков А. Д.  
(ініціали, прізвище)

Керівник

  
\_\_\_\_\_  
(підпис)

Дідковський В. С.  
(ініціали, прізвище)

## АНОТАЦІЯ

Зубков А. Д. Визначення фізичних параметрів електродинамічного перетворювача за допомогою генетичного алгоритму. Дипломна робота бакалавра 171 Електроніка: 72 с., 3 табл., 16 рис., 12 джерел. — Київ 2021.

Ключові слова: електродинамічний перетворювач, генетичний алгоритм, коливальна система, адаптація, програмне забезпечення.

У даній роботі розглянуто адаптацію та застосування генетичного алгоритму для знаходження параметрів моделі електродинамічного перетворювача. Розглянуто переваги та недоліки даного методу порівняно із класичними методом ідентифікації із застосуванням доданої маси та методом підбору параметра ВL. Представлено виведення функції пристосованості для оцінки якості ідентифікованих параметрів що може також бути використана для ідентифікації інших типів електроакустичних перетворювачів. Безпосередньо вимірюваними величинами для застосування алгоритму є напруга на клеммах перетворювача, струм через котушку перетворювача та зміщення рухомої частини перетворювача. Безперечною перевагою генетичного алгоритму у порівнянні із класичними методами ідентифікації є його універсальність та можливість швидкої адаптації та налаштування для дослідження та експериментів із різними моделями та різними типами перетворювачів що використовуються у акустиці.

## ANNOTATION

Zubkov A. D. Identification of physical parameters of an electrodynamic transducer using genetic algorithm. Bachelor thesis 171 Electronics: 72 p., 3 tables, 12 sources — Kyiv 2021.

Keywords: electrodynamic transducer, genetic algorithm, oscillatory system, adaptation, software.

This paper considers the adaptation and application of a genetic algorithm to find the parameters of the electrodynamic transducer model. The advantages and disadvantages of this method in comparison with the classical method of identification using added mass and the method of parameter selection BL are considered. The derivation of the fitness function for assessing the quality of the identified parameters is presented, which can also be used to identify other types of electroacoustic transducers. The directly measured values for the application of the algorithm are the voltage at the terminals of the converter, the current through the coil of the converter and the displacement of the moving part of the converter. The undoubted advantage of the genetic algorithm compared to classical identification methods is its versatility and the ability to quickly adapt and configure for research and experimentation with different models and different types of transducers used in acoustics.

## ЗМІСТ

Перелік умовних позначень, скорочень, посилань .....	8
Вступ.....	9
1. Теоретичне обґрунтування .....	10
1.1. Проста механічна коливальна система .....	10
1.2. Загальні відомості про електродинамічні перетворювачі.....	14
1.3. Зовнішнє оформлення гучномовців .....	20
1.4. Історія електродинамічних гучномовців.....	22
1.5. Теоретичні відомості про генетичний алгоритм .....	23
1.6. Оператори генетичного алгоритму .....	29
1.7. Історія генетичного алгоритму.....	38
1.8. Метод доданої маси.....	39
1.9. Висновки до першого розділу .....	43
2. Адаптація генетичного алгоритму .....	45
2.1. Модель перетворювача .....	45
2.2. Висновок до другого розділу.....	50
Результати експерименту.....	51
Висновки.....	64
Перелік джерел посилань .....	65

## ПЕРЕЛІК УМОВНИХ СКОРОЧЕНЬ

$E(f)$  – напруга на клеммах перетворювача

$I(f)$  – струм через котушку перетворювача

$Bl$  – фактор сили

$F(f)$  – сила, що діє на рухому частину

$V(f)$  – швидкість рухомої частини

$U(f)$  – зворотна електрорушійна сила

$R_e$  – опір котушки при постійному струмі

$L_e$  – індуктивність котушки

$R_{ms}$  – механічний опір

$M_{ms}$  – маса рухомої частини

$K_{ms}$  – жорсткість підвісу

$j$  – уявна одиниця

T/C — параметри Тілля-Смолла

## ВСТУП

Мета дипломної роботи — розглянути метод ідентифікації параметрів електроакустичного перетворювача за допомогою генетичного алгоритму. Генетичний алгоритм первісно прийшов з біології, але у нинішній час, загалом, використовується у економіці [1], системах контролю [2], машинному навчанні, нейронних мережах та у інших суміжних галузях комп'ютерних наук [3]. В той же час, має потенціал для використання у інших галузях науки і техніки, зокрема в акустиці, що й буде продемонстровано у даній роботі. Використання генетичного алгоритму у вирішенні задач акустики, на даний момент, є більше нестандартною задачею, ніж розповсюдженим підходом, тож у процесі роботи буде проведений аналіз доречності використання генетичного алгоритму у задачах акустики, а саме у ідентифікації параметрів електроакустичного перетворювача. Дана тема викликає високий науковий інтерес, так як має потенціал до вирішення більшого спектру задач акустики, в яких потрібно оптимізувати параметри для досягнення поставленої мети, чи розрахунку великої кількості невідомих змінних при вирішенні більш глобальної задачі. Перевагою розглянутого у даній роботі методу оптимізації, а саме генетичного алгоритму, є його універсальність. Другорядна задача даної роботи — популяризація розглянутого методу для більш широкого використання і дослідження у задачах акустики.

## 1. ТЕОРЕТИЧНЕ ОБГРУНТУВАННЯ

### 1.1. Проста механічна коливальна система

Механічна коливальна система є складеною частиною будь-яких електроакустичних апаратів, а саме: мікрофонів, гучномовців, телефонів. Вивчення особливостей та властивостей простої механічної коливальної системи дає ключ до розуміння більш складних систем. Проста механічно-коливальна система складається з: інерційного, у вигляді маси, поршня; пружного, у вигляді пружини з коефіцієнтом пружності чи коефіцієнтом гнучкості; тертя, що враховується за допомогою коефіцієнту тертя.

У реальній апаратурі конструкція підвісу повинна допускати коливання поршню, що в свою чергу направлені нормально до його площини, але попереджувати можливості тангенціальних зміщень. Тому просту механічну коливальну систему можна представити таку, де роль пружини виконує гофрований комір. При аналізі коливань усі названі елементи та сили, що приводять їх у рух, представляються у вигляді механічних двополюсників.

Рівняння коливань системи можна скласти, використовуючи принцип д'Аламбера, згідно з яким, сума зовнішніх сил  $F(t)$ , що діють на систему, дорівнюють сумі реакцій її елементів  $(F_1, F_2, F_3)$ . Оскільки сила в даному випадку — це величина змінна, тоді цей принцип можна використовувати як до миттєвих, так і до ефективним значенням даної сили.

Під реакцією розуміється сила протидії, що обумовлена фізичною природою механічних елементів. Для інерційного елемента, згідно закону Ньютона  $F_1 = m\ddot{\xi}$ . Для пружного елемента, згідно до закону Гука  $F_2 = s\xi = \frac{\xi}{c}$ . У акустиці доводиться мати справу, по більшості, з відносно невеликими

швидкостями, тому реакцію такого в'язкого тертя вважають лінійною функцією швидкості, тобто  $F_2 = r\dot{\xi}$ . Таким чином,

$$F_1 + F_2 + F_3 = m\ddot{\xi} + r\dot{\xi} + \frac{\xi}{c} = F(t) \quad (1)$$

де  $\xi$ ,  $\dot{\xi} = \frac{d\xi}{dt}$ ,  $\ddot{\xi} = \frac{d^2\xi}{dt^2}$  — коливальні зміщення, швидкість та прискорення відповідно.

Рівняння (1) нагадує рівняння послідовного електричного контуру, що можна записати наступним чином:

$$L\ddot{q} + R\dot{q} + \frac{q}{C} = e(t) \quad (2)$$

Тут  $q$ ,  $i = \dot{q} = \frac{dq}{dt}$ ,  $\ddot{q} = \frac{di}{dt} = \frac{d^2q}{dt^2}$  — заряд, струм та швидкість зміни струму в електричному контурі відповідно. Якщо співставити рівняння (1) та (2), то як висновок — послідовний електричний контур являє собою аналог простої механічної коливальної системи. Струм контуру  $i$  відповідає коливальній швидкості  $\dot{\xi}$ ,  $e(t)$  — механічній силі  $F(t)$ , індуктивність  $L$  — механічній масі  $m$ , електричний активний опір  $R$  — аналог коефіцієнту  $r$  в'язкого тертя, ємність  $C$  — механічній гнучкості  $c$ .

Далі до розгляду, коливання, що здійснює система під дією зовнішньої сили, що в свою чергу являється гармонійною функцією часу з круговою частотою  $\omega$ . Використовується символічний метод, що допомагає замінити операцію диференціювання по часу множенням, а операцію інтегрування — діленням на величину  $j\omega$ . Тоді для коливальної швидкості  $\dot{\xi} = j\omega\xi = \frac{\dot{\xi}}{j\omega}$ , маємо

$$\dot{\xi} = \frac{F}{r + j\omega m + \frac{1}{j\omega c}} = \frac{F}{r + j(\omega m + \frac{1}{\omega c})} = \frac{F}{z} \quad (3)$$

Тут  $F = F_m e^{j\omega t}$ , а  $z$  — повний механічний опір у комплексному вигляді (механічний імпеданс системи). Таким чином, швидкість простої механічної

коливальної системи визначається подібно струму  $i$  електричного контуру, тобто  $i = \frac{e(t)}{z}$ . Механічний імпеданс  $z$  можна уявити і у показовій формі, тобто

$$z = \frac{F(t)}{\dot{\xi}(t)} = r + j\left(\omega m - \frac{1}{\omega c}\right) = |z|e^{j\varphi} \quad (4)$$

де

$$|z| = \sqrt{r^2 + \left(\omega m - \frac{1}{\omega c}\right)^2}; \varphi = \tan^{-1} \frac{\omega m - \frac{1}{\omega c}}{r} \quad (5)$$

де  $|z|$  — модуль механічного імпедансу;  $\varphi$  — зсув фази між зовнішньою силою  $F(t)$  і викликаної нею швидкістю  $\dot{\xi}(t)$  коливань. Механічний імпеданс  $|z|$  складається з речової  $r$  і уявної  $x = \omega m - \frac{1}{\omega c}$  компонент, інакше званих активним і реактивним опором. На активному опорі відбуваються втрати коливальної енергії системи (дисипація). На реактивному виконується свого роду «перекачування» енергії, тобто, забираючи її в одному півперіоді коливання, воно повністю повертає її в іншому півперіоді. Підставивши (4) в (3) і враховуючи, що для ефективних значень швидкості і сили при гармонійних коливаннях справедливо  $\dot{\xi}_{\text{еф}} = \frac{\dot{\xi}_m}{\sqrt{2}}$  та  $F_{\text{еф}} = \frac{F_m}{\sqrt{2}}$ , отримаємо такий вираз:

$$\dot{\xi}_{\text{еф}} = \frac{F_{\text{еф}}}{|z|} = \frac{F}{\sqrt{r^2 + \left(\omega m - \frac{1}{\omega c}\right)^2}} \quad (6)$$

Для ефективних значень коливального зміщення справедливо  $\xi_{\text{еф}} = \left| \frac{\dot{\xi}_{\text{еф}}}{j\omega} \right| = \frac{F}{\omega|z|}$  та прискорення  $\ddot{\xi}_{\text{еф}} = |j\omega\dot{\xi}_{\text{еф}}| = \frac{\omega F}{|z|}$ .

Оскільки інерційна  $\omega m$  та пружна, складова  $\frac{1}{\omega c}$  реактивного опору мають протилежні знаки, можна знайти таку частоту  $\omega = \omega_0$ , при якій вони взаємно компенсуються, так що

$$\omega_0 m - \frac{1}{\omega_0 c} = 0 \rightarrow \omega_0 = \frac{1}{\sqrt{mc}} \quad (7)$$

і імпеданс приймає своє найменше значення, яке визначається тільки активним компонентом  $r$ . Це явище називається резонансом, а частота  $\omega_0$  —

резонансною. Коли частота зовнішньої вимушеної сили  $F$  значно менше резонансної ( $\omega \ll \omega_0$ ), то пружна складова імпедансу істотно перевищує всі інші, тобто  $|z| \approx \frac{1}{\omega c}$ . У цьому випадку говорять, що система керується пружністю (гнучкістю). При цьому зміщення залишається постійним.

Величина коефіцієнта втрат  $\eta$  (або зворотна йому величина, яка частіше використовується в теорії електричних коливань  $Q = \frac{1}{\eta}$ , звана добротністю) дуже впливає на характер коливань в районі резонансної частоти. Так, при  $\eta > 1$  характеристики зміщення  $\xi$  і прискорення  $\ddot{\xi}$  практично не мають резонансного викиду, а при  $\eta < 1$  частотні характеристики  $\xi$  і  $\ddot{\xi}$  мають явно виражені резонансні максимуми, що є небажаним у електроакустичних пристроях.

Коли частота зовнішньої сили істотно перевищує резонансну, інерційна складова має переважний вплив на систему, тобто система керується інерцією. У зоні резонансу, де інерційний і пружний опору практично дорівнюють один одному, переважає вплив тертя, тобто. Тоді спостерігається режим сталості швидкості. Однак і швидкість коливальної системи, і ширина діапазону частот, в якому дотримується сталість швидкості, сильно залежать від параметра — коефіцієнта втрат системи.

Крім розглянутих вище вимушених коливань, що виникають під дією зовнішньої збуджуючої сили, механічна коливальна система здійснює вільні коливання, що виникають в ній в моменти «переходів» зовнішньої збуджуючої сили з одного енергетичного рівня до іншого (зникнення, різкого ослаблення або збільшення  $F$ , а також під дією імпульсів сили). Рівняння вільних коливань отримують з (4), прийнявши в ньому  $F(t) = 0$ . Рішення отриманого при цьому лінійного однорідного диференціального рівняння другого порядку з постійними коефіцієнтами має вигляд затухаючого синусоїдального коливання, що виражається співвідношенням

$$\xi = \xi_0 e^{-\delta t} \sin(\omega_0 t + \alpha) \quad (8)$$

де  $\omega_0 = \sqrt{\omega_0^2 - \delta^2} = 2\pi f_0$  - частота вільних коливань (або власна частота) системи, що залежить від параметрів  $\omega_0 = \frac{1}{\sqrt{mc}}$  та  $\delta = \frac{r}{2m}$ . Величина  $\delta$  називається коефіцієнтом загасання і визначає, з одного боку, швидкість загасання вільних коливань, а з іншого - зменшення їх частоти). При  $\delta \geq \omega_0$  (що означає коефіцієнт  $\eta \geq 2$ ) частота їх звертається в нуль або стає уявною величиною. Фізично це означає, що вільний рух втрачає коливальний характер, система, виведена з положення рівноваги, просто повертається до нього, втрачаючи всю накопичену енергію і не переходить через нульове положення. Така система називається дисипативною. Забігаючи наперед, відзначимо, що якщо рухлива система будь-якого електроакустичного пристрою дисипативна (тобто для неї справедливі співвідношення  $\delta \geq \omega_0$  та  $\eta \geq 2$ ), то перехідні спотворення в механо-акустичної частини такої системи відсутні. В системі з докритичним значенням тертя ( $\delta < \omega_0$ ) вільне коливання маси має квазіперіодичний характер. Час  $\tau$ , за яке амплітуда затухаючого коливання зменшується  $e$  раз, називається постійною часу даної системи і є величиною, зворотною коефіцієнту загасання, тобто  $\tau = \frac{1}{\delta}$ . Ідеальна система, в якій повністю відсутнє тертя ( $\delta = 0$ ) називається консервативною системою. У цьому вільне коливання має вигляд незатухаючих гармонічних коливань з частотою  $\omega_0 = \frac{1}{\sqrt{mc}}$ . [4]

## 1.2 Загальні відомості про електродинамічні перетворювачі

Принцип електродинамічного перетворювача базується на законі Біо та Савара (законі електромагнітної індукції) та законі Фарадея у режимі генератора. Згідно закону Біо та Савара на провідник довжиною  $l$  та струмом  $I$ , що розташований у рівномірному магнітному полі з індукцією  $B$  діє сила  $F = BI$  у загальмованому провіднику:

$$K_{em} = \frac{F_0}{I} = Bl \quad (9)$$

Таким чином коефіцієнт елетромеханічного зв'язку електродинамічного перетворювача визначається добутком індукції магнітного поля на довжину провідника величиною, що не залежить від частоти.

По другому закону, Фарадея, на кінцях розімкнутого провідника довжиною  $l$ , що рухається зі швидкістю  $\xi$  у рівномірному магнітному полі з індукцією  $B$  індуктується електрорушійна сила  $e = BI\xi$  (3), звідки можна написати:

$$K_{\text{ем}} = \frac{e}{\xi} = Bl \quad (10)$$

Що співпадає з (2). Треба відмітити, що для отримання електрорушійної сили у вольтах, сили — у ньютонх індукцію треба брати у теслах, а довжину слід брати у метрах. Частіше за все електродинамічні перетворювачі реалізуються у катушковому та стрічковому варіантах.

Катушковий перетворювач складається з котушки, що являє собою декілька шарів дроту, намотаного на циліндричний каркас. Розміщений у кільцевому зазорі магнітного ланцюга, що включає постійний магніт кернового типу з полюсним накінецьником та стаканом з м'якої сталі, що направляє магнітний потік. У результаті, в повітряному зазорі магнітного ланцюга створюється сильне магнітне поле радіального, по відношенню до осі котушки, напряму. За допомогою пружного підвісу котушка розміщується в середні зазору, не торкаючись ні стакану, ні керну, що полегшує можливість неспотворених коливань в осьовому напрямі.

Стрічковий електродинамічний перетворювач виконується у вигляді тонкої гофрованої стрічки з фольги, що розміщена у зазор магнітного ланцюга, яка складається з постійного магніту та полюсних накінецьників. Кінці стрічки, в свою чергу, затиснуті контактами.

При використанні електромагнітних хвиль в електроакустичній апаратурі, найважливішою її характеристикою є частотні характеристики повного вхідного

опору: електричного  $Z$  — в режимі двигуна та механічного  $Z$  — в режимі генератора.

За способом трансформації акустичної енергії електродинамічні перетворювачі поділяють на: ті, в яких поверхня діафрагми безпосередньо випромінює звук в навколишнє середовище — прямого випромінювання; ті, в яких звук випромінюється в передрупорній камері, де відбувається трансформація швидкості — рупорні.

За смугою відтворюваних частот перетворювачі діляться на: широкосмугові, низькочастотні, високочастотні та середньочастотні.

Електродинамічний перетворювач (гучномовець) складається з наступних трьох частин:

- Рухома механічна система

Що в свою чергу складається з: дифузору, зовнішнього гофру (коміру), центруючої шайби, звукової котушки, контактів звукової котушки, пилозахисного ковпачка.

- Магнітна система

Що в свою чергу складається з: магніту, нижнього фланцю, верхнього фланцю, керну.

- Дифузотримач

Що в свою чергу складається з вікна дифузотримача та ущільнюючої прокладки.

Дифузор — це випромінюючий елемент, плаский диск, що згорнутий у вигляді конуса для підвищення жорсткості конструкції.

Центруюча шайба — це гофрована мембрана, яка забезпечує центрування звукової котушки і перешкоджає її крутильним коливанням

Комір — оберігає мембрану від крутильних коливань.

Пилозахисний ковпачок — оберігає від пилу і виконує роль додаткового ребра жорсткості на діафрагмі.

Магнітна система створює в кільцевому повітряному зазорі досить сильне магнітне поле. У цей зазор поміщена звукова котушка. Контакти котушки підключені до дифузора. Каркас котушки прикріплений до дифузора. І якщо підключити джерело, аби по котушці пішов струм  $I$ , тоді виникне сила  $F$ . Із-за цієї сили дифузор починає рухатися і його коливальний звук утворює звук.

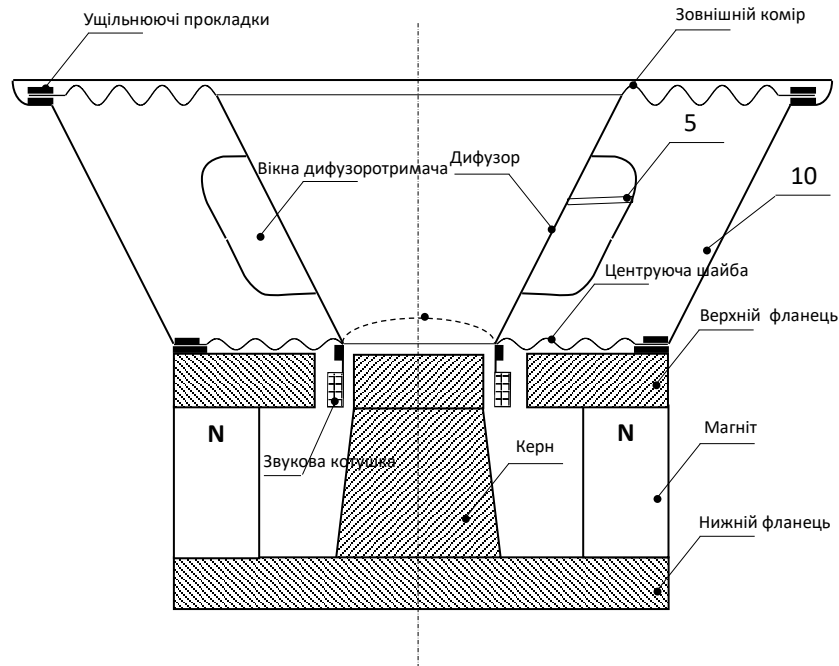


Рисунок 1. Ілюстративне зображення коливальної системи гучномовця

Вибір матеріалів для дифузорів представляє особливі труднощі. Вимоги суперечливі. З однієї сторони – великі внутрішні втрати (для зменшення призвуків і нерівномірності АЧХ), а з іншої сторони – порівняно мала щільність (для підвищення ККД).

Основними матеріалами є: натуральна целюлоза в основному хвойних порід деревини і її композиції з органічними і неорганічними волокнами; металеві і композитні матеріали; плівкові, синтетичні, тканинні з різними вібродемпфуючими просоченнями; матеріали багатошарові з використанням стільникових заповнювачів, різних спінених пластмас і т.д.

Основний матеріал для виробництва дифузорів – целюлоза, що додає звучанню м'якість і натуральність. Целюлоза при звичайній температурі являє собою полімер, що знаходиться в склообразному вигляді. Волога целюлоза знаходиться у в'язкопружному стані. Технічна целюлоза не є хімічно чистим продуктом, а містить ряд компонентів, що впливає на якість звучання.

Технічна целюлоза виходить при обробці деревної тріски лужними і кислими хімікатами при підвищеній температурі. Залежно від способу обробки (варіння) можна одержати целюлозу з різними властивостями: сульфатна (лужним способом) і сульфітна (кислотним способом). Сульфітна целюлоза меншої довговічності і механічної міцності.

Вживається як білена, так і небілена целюлоза. Режим відбілення включає триступінчатий процес хлорування. В процесі відбілення жорсткість зменшується.

В даний час як серединний шар використовують пористі (стільникові) матеріали. В якості пінометалів застосовуються залізо, хром, мідь. Якнайкращі результати з пористим нікелем. Технологія отримання пористого нікелю наступна: електромеханічне осадження металу на підкладку з поролону, що має задану форму, потім випалювання поролону. Загальна пористість металу досягає 90-98%.

Целюлоза поступає на завод у вигляді сухих листів. Її розривають на шматки і завантажують в дефібрер, де відбувається набухання целюлози. Дефібрер – бак з могутнім лопатевим пристроєм. Заливається велика кількість води. Набухання проходить від 10 хвилин до 2 годин. Потім целюлозу перекачують в рол, де відбувається розмол. Рол представляє собою ванну, в якій обертається барабан з ножами. На дні ванни – планка з нерухомо укріпленими ножами. Визначають характер розмолу – "жирний", "середній" і "грубий". "Жирний" – майже всі волокна розщеплені. "Грубий" – містить короткі рубані нерозщеплені волокна. Можна використовувати ультразвукові гідророзбивачі.

Далі на автоматизованих лініях вводять необхідні добавки: фарбники, клей, формальдегідну смолу і т.д. Після розмолу паперова маса подається в баки для зберігання, де вона перемішується. З баків перекачується в змішувач-дозатор, звідки в стакан-дозатор. Дозувальний стакан укріплений на відливальній гоівці, що складається з вакуумного резервуару, підсітника і металевої сітки. Підсітник виконаний з антикорозійного металу з перфораціями. Волокна осідають на робочій сітці. Вода відкачується за допомогою вакууму і зливається. Регулюючи щільність вакууму, можна міняти розподіл товщини по твірній. Після вакуумного відкачування рідини виконується гаряче пресування, для чого дифузор з сіткою встановлюється в прес-формі. Потім дифузор стислим повітрям знімається з сітки. За допомогою фотоелемента контролюється забрудненість. Далі здійснюється промивка або відпал сітки і цикл повторюється знову.

Матеріали для підвісів повинні зберігати форму, надану підвісу, володіти лінійною пружністю в широкому діапазоні амплітуд зсувів. В основному, *коміри* виготовляються разом з дифузором з одного і того ж матеріалу. У низькочастотних і професійних гучномовцях використовуються інші матеріали: гуми і гумові суміші; пористі спінені матеріали (поліуретан, пінополіуретан, неопрен); плівкові матеріали; тканинні з просоченнями і покриттями (прогумовані тканини).

У матеріалах для центруючих шайб повинна бути добра повітропроникність, матеріал повинен бути близький до ізотропного у всіх напрямках; щільність і товщина повинні бути малими, щоб зменшити вплив на частоту резонансу; великі внутрішні втрати. Краще всього натуральні бавовняні і шовкові тканини (міткаль, шовк, батист, шифон, віскозні тканини – сиблон). Просочення виконується бакелітовим лаком з подальшим опресовуванням. Застосовуються синтетичні тканини: акрилові, тефлонові з металевими нитками для поліпшення тепловідводу від котушки. [5]

### 1.3 Зовнішнє оформлення гучномовців

Найбільш простий і ефективний варіант — є розміщення головки гучномовця в жорсткому щиті великих розмірів. Перевагою цього варіанту є випромінювання двома сторонами і збільшення ККД, а недолік є поганий захист гучномовця від пошкоджень, естетичні недоліки, труднощі перенесення і установки. Тому цей варіант зовнішнього оформлення застосовується, як правило, в професійній апаратурі, зокрема, для створення контрольних випромінювачів звуку.

Параметрами щита є його розміри:

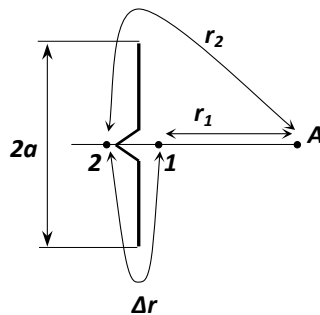


Рисунок 2. До розрахунку розмірів щита

Точки 1 і 2 вибрані поблизу тильної і фронтальної частин сторін випромінювача. Відстань  $r_1$  — від точки 1 до контрольної точки  $A$  на осі гучномовця; відстань  $2$  — між т. 2 і т.  $A$ ;  $\Delta r$  — відстань між точками 1 і 2 (по довжині витягнутої нитки);  $\Delta r = 2a$ , де  $2a$  — розмір щита.

Різниця фаз в т. 1 і т. 2:

$$\Delta\varphi = k\Delta r, \quad (11)$$

де  $k = \frac{\omega}{c_0} = \frac{2\pi}{\lambda}$  — хвильове число.

Будемо наближено вважати, що

$$r_2 \approx r_1 + \Delta r \text{ тобто } r_2 - r_1 = \Delta r, \quad (12)$$

і в ому числі сигнал від тильної сторони випромінювача приходить зі зсувом по фазі  $\Delta\varphi = k\Delta r$ .

Складемо звуковий тиск в т. А, при цьому пам'ятаємо про те, що  $P_2$  знаходиться в протифазі до  $P_1$  (рисунок 3).

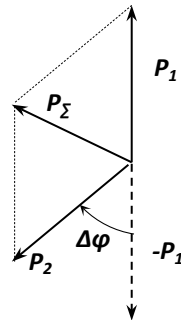


Рисунок 3. Векторне знаходження сумарного тиску

Забезпечимо, щоб сумарний тиск ( $P_\Sigma$ ) був не менше тиску однієї сторони випромінювача. Рівність тисків можлива у випадку рівностороннього трикутника, тобто.

Ця картина повинна спостерігатися на нижній межі робочого діапазону (найбільша довжина хвилі  $\lambda_f$ ):

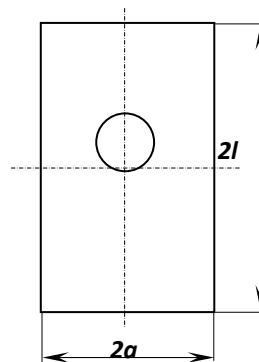


Рисунок 4. Мінімальні розміри щита

Найневдаліша форма щита – це круга і розміщення джерела в центрі. В цьому випадку інтерференційна картина на всіх напрямках в просторі буде однаковою. Для зменшення інтерференції вибирають щит прямокутним, а джерело звуку розташовують не в центрі.

Відкритий ящик можна трактувати як "згорнутий" щит. Зберігаючи переваги щита, відкритий ящик має компактніші розміри (рисунок 5).

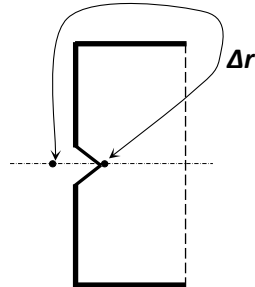


Рисунок 5. Різниця ходи звукових хвиль у відкритому ящику  
Відкритий ящик можна трактувати як систему вигляду ( рисунок 6):

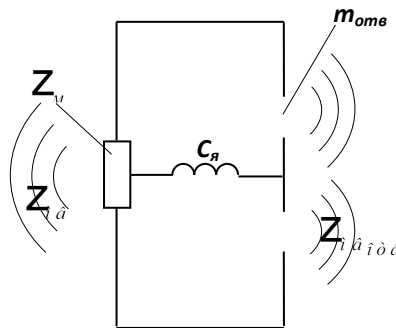


Рисунок 6. Ілюстрація випромінювання у відкритому ящику

Площі випромінювача і отворів ящика відрізняються, отже, ми отримали акустичний трансформатор.

Перевага такого зовнішнього оформлення в тому, що повністю виключається інтерференція двох сторін випромінювача.

Недолік полягає в тому, що не використовується випромінювання зворотної сторони випромінювача. Крім того, позначається вплив замкнутого об'єму ящика. Цей ефект виявляється у вигляді підвищення резонансної частоти системи і, таким чином, підвищення нижньої межі робочого діапазону.[5]

#### 1.4 Історія електродинамічних перетворювачів

Розвиток та використання електродинамічних перетворювачів бере початок з кінця XIX століття. Патент, що стосувався магнітоелектричного

апарату для отримання механічного руху електричної котушки в результаті протікання через неї електричного струму, був одержаний у 1874 році. А у 1877 році був отриманий патент на елементи електродинамічного перетворювача. У 1909 та 1923 роках були запатентовані фланці та підвіс відповідно. У патенті Честера Райза і Едварда Келога було описано основні елементи та принцип конструкції електродинамічного гучномовця. [5]

### **1.5 Теоретичні відомості про генетичний алгоритм**

Генетичний алгоритм — це евристичний алгоритм пошуку (алгоритм вирішення задачі, що включає практичний метод і який не являється гарантовано точним, але який є достатнім для вирішення поставленої задачі), що використовується для вирішення задач оптимізації та моделювання шляхом випадкового підбору, комбінування і варіацій шуканих параметрів з використанням механізмів, що нагадує біологічну еволюцію. Генетичний алгоритм є частиною так званих еволюційних обчислень, за допомогою яких вирішуються оптимізаційні задачі використовуючи специфічні для алгоритму методи, а саме: схрещення, мутація, відбір.

Задача кодується таким чином, щоб її вирішення могло бути представлено в вигляді масивоподібного складу інформації. Цей масив часто називають саме так — «хромосома». Випадковим чином в масиві створюється деяка кількість початкових елементів (осіб), або початкова популяція. Особи оцінюються з використанням функції пристосованості, в результаті якої кожній особі присвоюється певне значення пристосованості, яке визначає можливість виживання особи. Після цього з використанням отриманих значень вибираються особи, допущені до схрещення (селекції). До осіб застосовуються «генетичні оператори», в більшості випадків це оператор схрещення і оператор мутації, створюючи таким чином наступне покоління осіб. Особи наступного покоління також оцінюються застосуванням генетичних операторів і виконується селекція і мутація. Так моделюється еволюційний процес, що продовжується декілька

життєвих циклів (поколінь), поки не буде виконано критерій зупинки алгоритму. Таким критерієм може бути:

- знаходження глобального, або оптимального вирішення;
- вичерпання числа поколінь, що відпущені на еволюцію;
- вичерпання часу, відпущеного на еволюцію.

Генетичний алгоритм використовує спрощену модель дарвінівської еволюції і адаптує відповідні поняття:

— Мінливість

Ознаки конкретних особин, що входять до складу популяції можуть змінюватися. Тому представники відрізняються один від одного, для прикладу, зовнішнім виглядом або поведінкою.

— Спадковість

Деякі властивості чи характеристики конкретно передаються від особи-пращура до особи нащадка, тому нащадки більше схожі на своїх батьків ніж на особин з якими відсутній родинний зв'язок.

— Природній відбір

Зазвичай популяції борються за ресурси у навколишньому середовищі. Найбільш пристосовані особи більш успішні у боротьбі за виживання і привносять більше нащадків у наступні покоління.

Мета генетичних алгоритмів — знайти оптимальне рішення деякої задачі. Якщо дарвінівська еволюція розвиває популяція конкретних особин, то генетичні алгоритми розвивають популяцію потенційних рішень поставленого завдання, які називаються індивідуумами. Ці рішення ітеративно оцінюються і використовуються для створення нового покоління рішень. Ті, що краще показали себе під час розв'язання задачі, мають більше шансів передати свої якості наступному поколінню. Так, поступово потенційні рішення удосконалюються для вирішення поставленої задачі.

У природі схрещування, відтворення і мутація реалізуються шляхом генотипу — набору генів, згрупованих у хромосоми. Коли дві особи схрещуються і дають потомство, то кожна хромосома нащадка несе комбінацію генів батьків.

На кожній ітерації алгоритму індивідууми оцінюються за допомогою функції пристосованості. Це функція, яку ми прагнемо оптимізувати, або завдання, яке маємо вирішити. Індивідууми, для яких функція пристосованості дає найкращу оцінку, представляють кращі рішення і з більшою імовірністю будуть відібрані для відтворення у наступних поколіннях. З часом якість рішень підвищується, значення функції пристосованості ростуть, а коли буде знайдено задовільне значення процес можна зупинити.

Після того як обчислені пристосованості всіх індивідуумів в популяції, починається процес відбору, який визначає, які індивідууми будуть залишені для відтворення, т. е. створення нащадків, що утворюють наступне покоління. Процес відбору заснований на оцінці пристосованості індивідуумів. ті, чия оцінка вище, мають більше шансів передати свій генетичний матеріал наступному поколінню. Погано пристосовані індивідууми все одно можуть бути відібрані, але з меншою ймовірністю. Таким чином, їх генетичний матеріал неповністю виключений.

Для створення пари нових індивідуумів батьки зазвичай вибираються з поточного покоління, а частини їх хромосом міняються місцями (скрещуються), в результаті чого створюються дві нові хромосоми, що представляють нащадків. Ця операція називається схрещуванням, або рекомбінацією.

Мета оператора мутації - періодично випадковим чином оновлювати популяції, т. е. вносить нові поєднання генів в хромосоми, стимулює тим самим пошук в недосліджених областях простору рішень. Мутація може проявлятися як випадкове зміна гена. Мутації реалізуються по міццю внесення випадкових змін в значення хромосом.

Між генетичними і традиційними алгоритмами пошуку і оптимізації є кілька принципових відмінностей. Перелічимо основні характеристики генетичних алгоритмів, що відрізняють їх від традиційних:

- підтримання популяції рішень;
- використання генетичного уявлення рішень;
- використання функції Пристосованість;
- розподільна поведінка;

Оскільки генетичним алгоритмам потрібно знати тільки значення функції пристосованості кожного індивідуума, а всі інші її властивості, зокрема похідні, несуттєві, їх можна застосовувати до завдань зі складним математичним представленням, що включає функції, яківажко або неможливо продиференціювати.

Багато традиційних алгоритми по природі своїй детерміновані, тоді як правила, що застосовуються генетичними алгоритмами для переходу від попереднього покоління до наступного, імовірнісні

Наприклад, ймовірність відбору індивідуума для створення наступного покоління тим вище, чим більше значення функції пристосованості, але елемент випадковості все одно присутній. Слабо пристосовані індивідууми можуть бути відібрані, хоча ймовірність цього нижче. Мутації теж мають імовірнісний характер, зазвичай їх ймовірність мала, а зміни піддаються випадковій позиції в хромосомі. Випадковість присутній і в операторі схрещування. У деяких генетичних алгоритмах схрещування відбувається лише з деякою імовірністю. Якщо схрещування не було, то обоє батьків дублюються в наступному поколінні взагалі без змін.

Незважаючи на вірогідну природу процесу, пошук, заснований на генетичному алгоритмі, не можна назвати випадковим; випадковість використовується, щоб направити пошук в сторону тих областей простору пошуку, де вищі шанси поліпшити результати.

Зазвичай, генетичний алгоритми застосовується для задач де неможливе використання класичних методів: велика кількість даних, дані є зашумленими, функція втрат не описується аналітично або є дуже складною, функція втрат не є диференційованою, одночасна оптимізація багатьох параметрів, задачі логіки та інші.

Для деяких завдань характерно присутність шуму. Це означає, що навіть при близьких справжніх значеннях вхідних параметрів результати їх вимірювань можуть досить сильно відрізнятись. Наприклад, так буває, коли дані зчитуються з датчиків або коли оцінка заснована на думці людини,. Подібна поведінка може зробити непридатними багато традиційних алгоритмів пошуку, але генетичні алгоритми в загальному випадку стійкі до нього завдяки повторюваним операціями зборки і оцінювання індивідумів.[3]

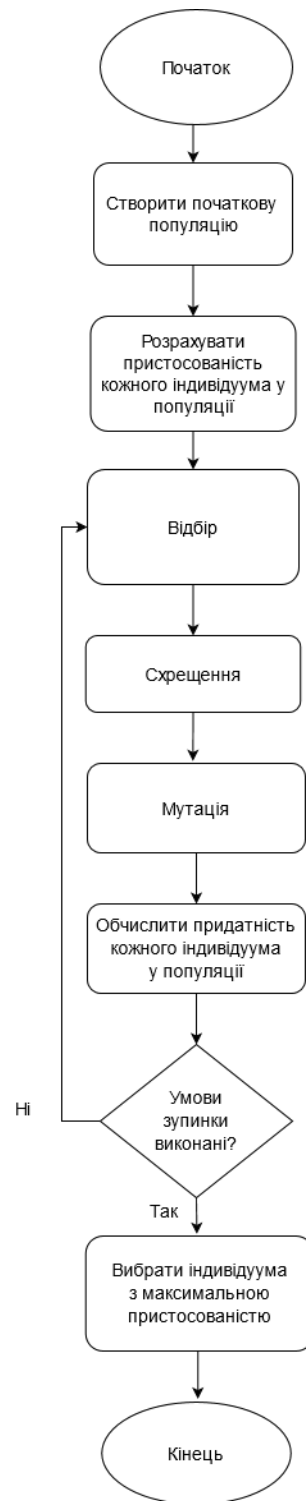


Рисунок 8. Блок-схема виконання генетичного алгоритму

## 1.6 Оператори генетичного алгоритму

Генетичні алгоритми добре піддаються розпаралелюванню і розподільній обробці. Функція пристосованості незалежно обчислюється для кожного індивідуума, а це значить, що всі індивідууми в популяції можуть оброблятися одночасно. Крім того, операції відбору, схрещування і мутації можуть одночасним але виконуватися для індивідуумів і пар індивідуумів. Тому підхід, заснований на генетичних алгоритмах, адаптується до розподілених і хмарних реалізацій.

Початкова популяція складається з випадковим чином обраних потенційних рішень (індивідуумів). Оскільки в генетичних алгоритмах індивідууми представлені хромосомами, початкова популяція - це, по суті, набір хромосом. Формат хромосом повинен відповідати прийнятим для розв'язуваної задачі правилам.

Для кожного індивідуума обчислюється функція пристосованості. Це робиться один раз для початкової популяції, а потім для кожного нового покоління після застосування операторів відбору, схрещування і мутації. Оскільки пристосованість будь-якого індивідуума не залежить від усіх інших, ці обчислення можна виробляти паралельно. Так як на етапі відбору, наступного за обчисленням пристосованості, більш пристосовані індивідууми зазвичай вважаються кращими рішеннями, генетичні алгоритми природно «заточені» під знаходження максимумів функції пристосованості. Якщо в якомусь завданні потрібен мінімум, то при обчисленні пристосованості слід інвертувати знайдене значення, наприклад помноживши його на  $-1$ .

Застосування генетичних операторів до популяції призводить до створення нової популяції, заснованої на кращих індивідуумів з поточної. Оператор відбору відповідає за відбір індивідуумів з поточної популяції таким чином, що перевага віддається найкращим.

Оператор схрещування (або рекомбінації) створює нащадка вибраних індивідумів. Зазвичай для цього беруться два індивідума, і частини їх хромосом міняються місцями, в результаті чого створюються дві нові хромосоми, що представляють двох нащадків.

Оператор мутації вносить випадкові зміни в один або кілька генів хромосоми новоствореного індивідума. зазвичай ймовірність мутації дуже мала.

Метод відбору за правилом рулетки, або відбір пропорційно пристосованості влаштований так, що ймовірність відбору індивідума прямо пропорційна його пристосованості. Тут можна провести аналогію з обертанням колеса рулетки, де кожному індивідуму відповідає сектор, вартість якого дорівнює пристосованості індивідума. Шанси, що кулька зупиниться в секторі індивідума, пропорційні розміру цього сектора.

Стохастична універсальна вибірка — трохи модифікований варіант правила рулетки. Використовується та ж рулетка з такими ж секторами, але замість однієї точки відбору і багаторазового запуску рулетки ми обертаємо колесо тільки один раз, а відбір індивідумів виробляємо в декількох точках, рівномірно розставлених по окружності. Цей метод відбору не дає індивідумам з особливо високою пристосованістю заповнити всі наступне покоління в результаті повторного вибору. Тому більш слабким індивідумам надається шанс, а несправедливість чистого правила рулетки в якійсь мірі згладжується.

Метод ранжированного відбору схожий на правило рулетки, але значення пристосованості використовуються не для обчислення ймовірностей вибору, а просто для сортування індивідумів. Після сортування кожному індивідуму призначається ранг, відповідний його позиції в списку, а ймовірності секторів рулетки обчислюються на основі цих рангів.

Ранжируваний відбір корисний, коли є кілька індивідумів, набагато краще пристосованих, ніж всі інші. Використання рангу замість самої

пристосованості заважає цим індивідуумам захопити всю популяцію в наступному поколінні, оскільки ранжування згладжує значні відмінності.

Крім того, коли все індивідууми володіють майже однаковою пристосованістю, ранжируваний відбір дозволяє розділити їх, віддаючи перевагу кращим, навіть коли відмінності малі.

У кожному раунді турнірного відбору з популяції вибираються два або більше індивідуумів, і той, у кого пристосованість більше, виграє і відбирається в наступне покоління.

Кількість індивідуумів, які беруть участь в кожному раунді турнірного відбору), називається розміром турніру. Чим більше розмір турніру, тим вище шанси, що в раундах братимуть участь кращі індивідууми, і тим менше шансів у слабких учасників перемогти в турнірі і відібратися. У цього методу відбору є цікава особливість: якщо ми вміємо порівнювати будь-яких двох індивідуумів і визначати, який з них краще, то самі значення функції пристосованості і не потрібні.

Оператор схрещування (або рекомбінації) відповідає біологічному схрещуванню. Він використовується для комбінування генетичної інформації двох індивідуумів, які виступають в ролі батьків, в процесі породження нащадків (зазвичай двох). Як правило, оператор схрещування застосовується не завжди, а з деякою (Високої) ймовірністю. Якщо схрещування не застосовується, то копії обох батьків переходять в наступне покоління без зміни.

У випадку одноточкового схрещення позиція в хромосомах обох батьків вибирається випадковим чином. Ця позиція називається точкою схрещування, або точкою розрізу. Гени однієї хромосоми, розташовані праворуч від цієї точки, обмінюються з точно так же розташованими генами іншого хромосоми. В результаті ми отримуємо двох нащадків, які несуть генетичну інформацію обох батьків.

При двоточковому схрещуванні випадковим чином вибираються по дві точки схрещування в кожній хромосомі. Гени однієї хромосоми, розташовані між цими точками, обмінюються з такими ж розташованими генами іншої хромосоми. Метод двухточкового схрещування можна реалізувати за допомогою двох односточкових схрещувань з різними точками схрещування. Його узагальненням є метод  $k$ -точкового схрещування, де  $k$  — ціле позитивне число.

При рівномірному схрещуванні кожен ген обох батьків визначається незалежно шляхом випадкового вибору з рівномірним розподілом. Коли вибирається 50% генів, обоє батьків мають однакові шанси вплинути на нащадків.

Мутація - останній генетичний оператор, який застосовується при створенні нового покоління. Він застосовується до нащадка, створеному в результаті операцій відбору і схрещування.

Операція мутації імовірнісна, зазвичай вона виконується зрідка, з дуже низькою ймовірністю, оскільки може погіршити якість індивідуума, до якої застосовано. У деяких варіантах генетичних алгоритмів ймовірність мутації поступово збільшується, щоб запобігти стагнацію і підвищити різноманітність популяції. З іншого боку, якщо частота мутації занадто велика, то генетичний алгоритм виродиться в випадковий пошук.

Для двійковій хромосомі ми можемо випадковим чином вибрати ген і інвертувати його - це двійкове схрещування.

Метод мутації обміном застосуємо як до двійковим, так і до цілочисельним хромосомами: випадково вибираються два гена, і їх значення міняються місцями. Така операція мутації годиться для хромосом, що представляють впорядковані списки, оскільки набір генів в новій хромосомі такий же, як у вихідній.

При застосуванні методу мутації зверненням до двійкової або цілочисельній хромосомі вибирається випадкова послідовність генів, і порядок генів в ній змінюється на протилежний. Як і мутація обміном, мутація зверненням годиться для хромосом, що представляють впорядковані списки.

Ще один оператор мутації, що підходить для хромосом, що представляють впорядковані списки, - мутація перетасуванням. У цьому випадку вибирається випадкова послідовність генів, і порядок генів в ній змінюється випадковим чином

До сих пір було розглянуто хромосоми, що представляють виконавчі або цілочисельні параметри. І генетичні оператори були пристосовані для роботи з такими хромосомами. Але найчастіше зустрічаються завдання з безперервним простором рішень, коли індивідууми описуються числами з плаваючою точкою.

Історично в генетичних алгоритмах застосовувалися виконавчі рядки для представлення цілих чисел, але для дійсних чисел це не годиться.

Точність дійсного числа, представленого двійковій рядком, обмежена довжиною рядка (кількістю біт). Оскільки цю довжину потрібно задати заздалегідь, може статися, що рядки занадто короткі, тому точність недостатня, або, навпаки, занадто довгі.

Крім того, в двійковому рядку значення біта залежить від його позиції — найбільш значущі біти знаходяться зліва. Це може стати причиною дисбалансу схем — патернів, що зустрічаються в хромосомах.

У разі схрещування змішанням (blend crossover - BLX) кожен нащадок випадковим чином вибирається з наступного інтервалу, створеного батьками  $parent1$  і  $parent2$ :

$$[parent1 - \alpha (parent2 - parent1), parent2 + \alpha (parent2 - parent1)](13)$$

Параметр  $\alpha$  - постійна від 0 до 1. Чим більше  $\alpha$ , тим ширше інтервал.

Ідея імітації двійкового схрещування (simulated binary crossover - SBX) — імітувати властивості одноточкового схрещування, часто застосовується для довічних хромосом. Одне з властивостей полягає в тому, що середнє значень батьків дорівнює середньому значень нащадків.

У разі методу SBX два нащадка створюються з батьків за наступною формулою:

$$offspring1 = \frac{1}{2} [(1 + \beta) parent1 + (1 - \beta) parent2] \quad (14)$$

$$offspring2 = \frac{1}{2} [(1 - \beta) parent1 + (1 + \beta) parent2], \quad (15)$$

де  $\beta$  - випадкове число, зване коефіцієнтом розподілу.

Ця формула має такі властивості: середнє нащадків дорівнює середньому батьків незалежно від значень  $\beta$ ; якщо  $\beta = 1$ , нащадки є копіями батьків; коли  $\beta < 1$ , нащадки розташовуються ближче один до одного, ніж батьки; коли  $\beta > 1$ , нащадки розташовуються далі один від одного, ніж батьки.

У двійкового одноточкового схрещування є ще одна властивість: ми прагнемо зберегти схожість між нащадком та батьками. Щоб імітувати його, потрібно вибирати  $\beta$  з випадкового розподілу. Густина ймовірності  $\beta$  повинна бути набагато вище в околі 1, де нащадки схожі на батьків. Для цього  $\beta$  обчислюється з по міццю ще однієї випадкової величини, що позначається  $u$ , яка рівномірно розподілена в інтервалі  $[0, 1]$ . Якщо значення  $u$  вибрано, то  $\beta$  обчислюється таким чином:

- якщо  $u \leq 0.5$ :  $\beta = (2\mu)^{\frac{1}{\eta+1}}$
- інакше:  $\beta = (\frac{1}{2}(1 - \mu))^{\frac{1}{\eta+1}}$

Параметр  $\eta$  в цих формулах - постійна, яка називається індексом розподілу. Чим більше значення  $\eta$ , тим сильніше нащадок схожий на своїх батьків. Зазвичай вибирають  $\eta$  рівним 10 або 20.

Один із способів застосування мутації в генетичних алгоритмах з речовим кодуванням — замінити будь-яке речове значення абсолютно новим, випадково

згенерованих. Однак при цьому може виявитися, що мутований індивідуум не має нічого спільного з вихідним. Інший підхід - згенерувати випадкове дійсне число, що знаходиться поруч з вихідним індивідуумом. Прикладом може служити нормально розподілена (або гауссова) мутація: випадкове число вибирається з нормального розподілу із середнім 0 і якимось заздалегідь заданим стандартним відхиленням.

Хоча середня пристосованість популяції в генетичному алгоритмі, взагалі кажучи, зростає від покоління до покоління, в будь-який момент може статися так, що кращі індивідууми в поточному поколінні зникнуть. Це пов'язано з тим, що оператори відбору, схрещування і мутації змінюють індивідуумів в процесі створення наступного покоління. У багатьох випадках втрата тимчасова, оскільки ці (або навіть кращі) індивідууми знову з'являться в майбутньому поколінні.

Але якщо ми хочемо гарантувати, що кращі індивідууми обов'язково переходять в наступне покоління, то можемо застосувати факультативну стратегію елітизму. Це означає, що  $n$  кращих індивідуумів ( $n$  — невелике, заздалегідь задане число) копіюються в наступне покоління, до того як всі місця будуть зайняті нащадками, отриманими в результаті відбору, схрещування і мутації. Скопійовані елітні індивідууми як і раніше можуть використовуватися як батьки нових індивідуумів. Іноді елітизм надає помітний позитивний ефект на якість алгоритму, оскільки не потрібно витратити часу на повторне відкриття хороших рішень, втрачених в результаті еволюції. Ще один цікавий спосіб поліпшити результати генетичного алгоритму - скористатися утворенням ніш.

У природі будь-яка довкілля розбивається на кілька менших середовищ, або ніш, зайнятих різними видами, які звертають собі на користь унікальні ресурси ніші, наприклад їжу і укриття. Так, в лісі можна виділити верхівки дерев, підлісок, лісову підстилку, коріння дерев і т. д. У кожній такій ніші мешкають різні види, пристосовані до існування саме в ній. Якщо в одній ніші

мешкають кілька різних видів, то вони конкурують за одні й ті ж ресурси, тому спостерігається тенденція до пошуку нових вільних ніш і їх заселення. У генетичних алгоритмах феномен ніш можна використовувати для підтримки різноманітності популяції, а також для пошуку кількох оптимальних рішень, кожне з яких вважається нішею. Нехай, наприклад, наш генетичний алгоритм повинен максимізувати функцію пристосованості, що має кілька піків різної висоти.

Оскільки генетичний алгоритм зазвичай прагне знайти глобальний максимум, можна очікувати, що через деякий час більша частина популяції зосередиться в районі верхнього піку. На малюнку це показано хрестиками на графіку функції, що представляють індивідуумів в поточному поколінні. Однак іноді нам потрібно знайти не тільки глобальний максимум, але і деякі (або всі) інші піки. Для цього ми повинні розглядати кожен пік як нішу, яка пропонує ресурси в обсязі, пропорційному висоті. Потім ми шукаємо спосіб розділити ці ресурси між індивідуумами, які займають нішу. В ідеалі популяція при цьому повинна розподілитися відповідно, так що найвищий пік буде залучати найбільше індивідуумів, оскільки пропонує найбільшу винагороду, а інші піки будуть заселені не так щільно, тому що винагорода в них менше.

Проблема тепер в тому, як реалізувати цей механізм поділу. Один з варіантів - розділити вихідне значення пристосованості кожного індивідуума на число, що дорівнює якоїсь функції від комбінації відстаней до всіх інших індивідуумів. Інший варіант - розділити вихідну пристосованість кожного індивідуума на число інших індивідуумів, віддалених від нього не більше ніж на деяке порогове відстань.

На жаль, описану вище ідею ніш важко реалізувати, тому що при цьому зростає складність обчислення пристосованості. На практиці знадобиться також помножити вихідний розмір популяції на кількість очікуваних піків (яке в загальному випадку невідомо). Один із способів подолати ці проблеми - шукати

піки по одному (послідовне освіту ніш), а не намагатися знайти все відразу (паралельну освіту ніш). Для реалізації послідовного освіти ніш ми використовуємо генетичний алгоритм як зазвичай і знаходимо найкраще рішення. Потім функція пристосованості змінюється таким чином, щоб «сплюснути» околиця точки максимуму, після чого генетичний алгоритм виконується ще раз.

Генетичні алгоритми дають нам потужний і гнучкий інструмент, що дозволяє вирішувати широкий спектр завдань. Приступаючи до нової задачі, ми повинні підігнати цей інструмент до її особливостей. Для цього є кілька підходів, описаних нижче. Перш за все необхідно визначити функцію пристосованості. З її по міццю оцінюються всі індивідууми: чим більше пристосованість, тим краще індивідуум. Функція необов'язково повинна бути виражена у вигляді математичної формули. Вона може бути представлена алгоритмом, або зверненням до зовнішньої служби, або навіть бути результатом гри - і це далеко не всі можливості. Головне, щоб ми могли програмно отримати пристосованість будь-якого рішення (індивідуума). Потім потрібно вибрати відповідний спосіб кодування хромосом. Він заснований на параметрах, що передаються функції пристосованості. До сих пір нам зустрічалися такі кодування: двійкова, цілочислена, упорядкований список, речова. Але бувають завдання зі змішаними типами параметрів, а іноді навіть доводиться створювати власні кодування. Далі потрібно визначитися з методом відбору. Більшість методів працюють для хромосом будь-якого типу. Якщо функція пристосованості як така недоступна, але ми все-таки можемо сказати, який із двох кандидатів краще, то можна скористатися турнірним методом відбору.

У попередніх абзацах було описано, що вибір операторів схрещування та мутації залежить від кодування хромосом. Для двійкових хромосом застосовуються не такі схеми схрещування і мутації, як для речових. І в цьому випадку також можна придумати власні методи схрещування і мутації, що

відповідають специфіці завдання. Нарешті, слід пам'ятати про гіперпараметрах алгоритму. Ось деякі з найбільш поширених:

- розмір популяції;
- частота схрещування;
- частота мутацій;
- максимальну кількість поколінь;
- інші умови зупинки;
- елітизм (використовувати чи ні, якого розміру).

Ми можемо почати з значень, що здаються розумними, а потім налаштувати їх, як чинимо з гіперпараметрами будь-якого іншого алгоритму оптимізації та навчання.[6]

### **1.7 Історія генетичного алгоритму**

Перші спроби із роботою по симуляції еволюції були проведені вченим Нільсоном Барічеллі у 1954 році і відповідно, його стаття була опублікована у тому ж році. У 1957 році австралійський генетик Алекс Фразер опублікував серію робіт, пов'язаних із симуляцією штучного відбору серед організмів з множинним контролем вимірюваних характеристик. Початок, що був покладений цими вченими дав змогу бути більш розповсюдженим видом діяльності серед біологів — комп'ютерній симуляції еволюційних процесів, що були описані вченими Фразером і Барнеллом та Кросбі у 1970 та 1973 роках відповідно. Симуляція Фразера включала усі ті необхідні елементи, якими користуються на даний момент при роботі з генетичним алгоритмом. Окрім цього всього, вчений Ганс-Йоахим Бремерманн у 1960-х роках видав серію робіт, які також приймали підхід використання популяцій рішень, рекомбінації, мутації та відбору у проблемах оптимізації. На початку 1970-х років, генетичні алгоритми набули особливої популярності завдяки роботам американського науковця Джона Генрі Голланда, який зараз вважається головним теоретиком

генетичних алгоритмів. У своїй книзі «Адаптація у природних та штучних системах» він ввів формалізований математичний апарат, що розширив межі застосування генетичних алгоритмів та широко застосовується сучасними науковцями. Дослідження в області генетичних алгоритмів залишались більше теоретичним до середини восьмидесятих років, адже велика кількість обчислень займала багато часу та потребувала потужної обчислювальної техніки. Починаючи із дев'яностих років, разом із ростом потужності обчислювальної техніки, генетичні алгоритми почали активно використовувати на практиці для вирішення різноманітних задач: від ідентифікації фізичних систем до штучного інтелекту. [7]

### **1.8 Метод доданої маси**

Потребує опису метод доданої маси (вимірювання параметрів Тілля-Смолла), за допомогою якого спочатку було знайдено параметри електроакустичного перетворювача, для подальшого порівняння.

Перед вимірюванням параметрів Т/С перетворювач слід розіграти - з двох причин. Якщо підвіс перетворювача не розіграний, його гнучкість дещо зросте під час вимірювання, впливаючи / спотворюючи результати. Крім того, протягом використання перетворювач стане врешті решт розіграним (це насправді не займає так багато часу), саме тому рекомендується використовувати параметри Т/С, які для розіграного перетворювача при обчисленні об'єму коробки та налаштування частот. Резонансна частота перетворювача у повітрі зазвичай зменшується на 10-15% під час розігрування, оскільки гнучкість підвісу зростає. Це безпосередньо впливає на добротність перетворювача та еквівалентний об'єм.

Щоб розіграти перетворювач знадобиться генератор синусоїдального сигналу або шуму з регульованою вихідною напругою (рекомендується перше) та підсилювач потужності. Використовуючи генератор синусоїдального сигналу, відрегулюємо частоту нижче очікуваного резонансу перетворювача у

повітрі (як правило, близько 80% від цього значення). Повільно збільшуємо напругу, поки рухома частина не досягне максимального зміщення. Тримаємо його нижче рівня відсікання. Зазвичай, можна почути коли рухома частина переходить у режим відсікання через наявність характерного механічного шуму. Відрегулюємо напругу трохи нижче цього рівня. Під час розігрівання гучномовця може знадобитися трохи зменшити напругу, аби уникнути переходу до режиму відсічки, оскільки гнучкість підвісу змуншується. За таких умов, перетворювач потрібно залишити на десять хвилин. Перед безпосереднім вимірюванням параметрів, треба дати перетворювачу охолотитися до температури навколишнього середовища.

Тепер все готово для вимірювання параметрів Т/С. Спочатку вимірюємо опір постійного струму звукової котушки,  $R_e$ . Рекомендується використовувати 4-х дровий омметр, в цьому випадку додатковий опір дроту усувається. Мультиметр повинен мати низький діапазон вимірювання опору (наприклад, 0-20 Ом). Бажано не використовувати провідні дроти, що йдуть в комплекті з мультиметром при використанні нижнього діапазону, оскільки якість цих дротів часто занадто низька. Точність повинна бути кращою за  $\pm 0,1$  Ом, що вимагає корекції зміщення. Опір залежить від температури. Мідна звукова котушка, яка має опір 6,2 Ом при  $25^\circ\text{C}$ , буде мати лише 6,07 Ом при  $20^\circ\text{C}$ .

Щоб уникнути небажаних механічних резонансів, які можуть вплинути на результати, перетворювач слід утримувати у повітрі у вертикальному положенні. Переконаймося, що не загерметизовано жоден отвір у магнітній системі. Тому не кладемо перетворювач на підлогу (що також змусить його резонувати з деякою частотою). Крім того, перетворювач не повинен розташовуватися поблизу відбивної поверхні, наприклад стіни, оскільки це змінить імпеданс випромінювання - і ми хочемо, щоб це було вимірювання у повітрі. Наступним кроком є вимірювання кривої імпедансу (тобто модуля імпедансу). Роздільна здатність вимірювальної системи на високих частотах має

вирішальне значення для того, щоб мати можливість точно визначити резонанс гучномовця у повітрі та його максимальний опір на цій частоті - особливо для перетворювачів високої якості. Якщо здається, що вершина піку імпедансу спотворена, потрібно більше точок вимірювання. Напруга, яка повинна подаватися на клеми перетворювача, залежить від його розміру / типу. Для типового середнього НЧ напруга повинна становити близько 1 В (середньоквадратичне значення) на резонансній частоті.

Обчислюємо рівень імпедансу,  $Z_{1,2}$  [ $\Omega$ ], на бічних частотах.

$$Z_{1,2} = \sqrt{R_e * Z_{max}} \quad (16)$$

Визначити бічні частоти  $f_1$  та  $f_2$  [Гц].

$$\sqrt{f_1 * f_2} = f_s \quad (17)$$

Відхилення від вимірюваного значення вказує на нелінійність перетворювача (або неточність вимірювання).

Обчислюємо механічну добротність,  $Q_{ms}$ .

$$Q_{ms} = \frac{f_s}{f_2 - f_1} * \sqrt{R_0}, \quad (18)$$

$$\text{де } R_0 = \frac{Z_{max}}{R_e} \quad (19)$$

Обчислюємо електричну добротність,  $Q_{es}$ .

$$Q_{es} = \frac{Q_{ms}}{R_0 - 1} \quad (20)$$

Обчислюємо загальну добротність,  $Q_{ts}$ .

$$Q_{ts} = \frac{Q_{ms} * Q_{es}}{Q_{ms} + Q_{es}} \quad (21)$$

Тепер прикріпимо точно зважену кількість липкого матеріалу (наприклад, пластилін),  $\Delta m$  [кг], до центральної частини конуса або до пілозахисної кришки (будьте обережні, щоб не пошкодити пілозахисну кришку). Забороняється використання маленьких магнітів по обидва боки конуса як додану масу,

оскільки це вплине на результати вимірювань. Додайте близько 70% очікуваної рухомої маси гучномовця. Переконайтеся, що вся додана маса прилипає до конуса, щоб жодна його частина не могла вільно вібрувати. Звертаємо увагу, що видалення липкого матеріалу може спричинити розшарування певних типів паперу конусів у верхніх шарах.

Ще раз вимірюємо криву імпедансу — не регулюючи напругу (або струм). Визначте нову / зміщену резонансну частоту,  $f_0$  [Гц]. Обчислюємо рухому масу (в т.ч. повітря),  $m_{ms}$  [кг].

$$m_{ms} = \frac{\Delta m}{\left(\frac{f_s}{f_0}\right)^2 - 1} \quad (22)$$

Розраховуємо механічний опір  $R_{ms}$  [кг/с]

$$R_{ms} = \frac{2 * \pi * f_s * m_{ms}}{Q_{ms}} \quad (23)$$

Розраховуємо фактор сили  $BL$  [Тм]

$$BL = \sqrt{(Z_{max} - R_e) * R_{ms}} \quad (24)$$

Розраховуємо гнучкість підвісу  $C_{ms}$  [м/Н]

$$C_{ms} = \frac{1}{(2 * \pi * f_s)^2 * m_{ms}} \quad (25)$$

Обчислюємо площу дифузора

$$S_d = \pi * \left(\frac{D_d}{2}\right)^2 \quad (26)$$

Ефективна площа дифузора в більшості становить приблизно 95% від вищевказаного розрахункового значення. Отже, слід зробити корегування.

Обчислюємо еквівалентний об'єм  $V_{as}$  [м<sup>3</sup>]

$$V_{as} = C_{ms} * \rho * c^2 * S_d^2 \quad (27)$$

Визначаємо мінімальний рівень імпедансу над резонансною частотою,  $Z_m$  [Ω].

Визначаємо частоту  $f_3$  [Гц], при якій рівень імпедансу на 3 дБ перевищує  $Z_{min}$  (3 дБ дорівнює коефіцієнт  $\sim 2$ ).

Обчислюємо індуктивність звукової котушки,  $L_e$  [H]. Для розрахунку індуктивності використовується емпіричне рівняння оскільки котушка у магнітній системі не поводитья як справжній індуктор. [8]

$$L_e = \frac{\left(\frac{Re \cdot 20 \cdot 10^3}{2 \cdot \pi \cdot f_3} + 0.5\right) \cdot 10^{-3}}{20} \quad (28)$$

### 1.9 Висновок до першого розділу

Як висновок, у цій главі було описано просту механічну коливальну систему, на основі якої базуються, в тому числі й електродинамічні перетворювачі. Один з яких використовується у даній роботі. Викладено інформацію, щодо безпосередньо електродинамічних перетворювачів. Їх конструкції, зовнішнього оформлення та матеріалів, що використовується у їх виготовленні. Почато зі знайомства з генетичними алгоритмами, з аналогії між ними і дарвінівської еволюцією і з основних принципів їх роботи: використання популяції, генотипу, функції пристосованості та операторів відбору, схрещування і мутації. Потім було розглянуто теорію, що лежить в основі генетичних алгоритмів, - гіпотезу структурних елементів і теорему про схемах і показали, як генетичні алгоритми працюють, збираючи найкращі рішення з невеликих структурних елементів, що володіють чудовими якостями. Далі було розібрано відмінності між генетичними і традиційними алгоритмами, в тому числі підтримку популяції рішень і використання генетичного уявлення рішень. Після цього було обговорено сильні сторони генетичних алгоритмів, включаючи можливість глобальної оптимізації, застосовність до завдань зі складним математичним представленням або взагалі без такого і стійкість до шуму. Також були освітлені недоліки: необхідність спеціальних визначень і налаштування гіперпараметрів, небезпеки передчасної збіжності. На закінчення перераховано ситуації, коли застосування генетичних алгоритмів може дати перевагу: математично складні завдання, оптимізація в зашумленому або

постійно мінливому середовищі. Цей розділ був ознайомленням із загальною структурою генетичного алгоритму. Потім було розглянуто деталі: створення популяції, обчислення функції пристосованості, застосування генетичних операторів і перевірку умов зупинки. Далі обговорено різні методи відбору, в тому числі правило рулетки, стохастичну універсальну вибірку, ранжируваних відбір, масштабування пристосованості і турнірний відбір, і розповіли, чим вони відрізняються один від одного. Після цього було розглянуто кілька методів схрещування: одноточкове, двоточкове і k-точкове, а також впорядковане і змішанням.

Розглянуто різні методами мутації: інвертування біта, обмін, обіг та перетасування.

Представлено речові генетичні алгоритми з властивими їм спеціальними способами кодування хромосом і генетичними операторами схрещування і мутації.

Представлено концепції елітизму, утворення ніш і поділу ресурсів в генетичних алгоритмах. І наостанок перераховано, що потрібно зробити, щоб застосувати до задачі генетичний алгоритм

## 2. АДАПТАЦІЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ

### 2.1 Модель перетворювача

Для реалізації поставленої задачі було використано мову програмування Python, з-за її простого синтаксису, та бібліотеку до неї під назвою DEAP. Особливістю цієї бібліотеки є те, що в ній вже реалізовані: оператори схрещування, мутації, відбору, функції пристосованості, хромосом та індивідуумів. Користувачу лише треба ознайомитися з синтаксисом бібліотеки, що теж є її особливістю, а саме те, що синтаксис бібліотеки DEAP являє собою надбудовою над синтаксисом мови програмування Python; знати теорію генетичного алгоритму та розуміти умови програмної реалізації поставленої задачі.

Основні етапи роботи генетичного алгоритму залишаються практично незмінними незалежно від задачі. Зв'язок між алгоритмом та реальною проблемою та його адаптація виконується через призначення індивідуумів їх хромосом та функції пристосованості до реальних фізичних величин та параметрів моделі. У випадку даної роботи треба вирішити задачу знаходження параметрів моделі типового дводюймового електродинамічного перетворювача, зображеного на рисунку 9:

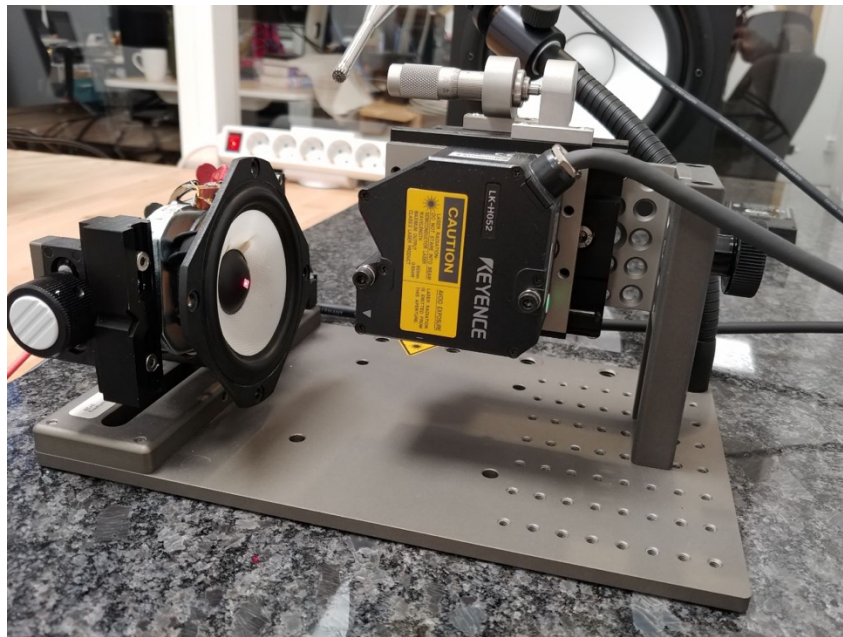


Рисунок 9. Вимірюваний електродинамічний перетворювач та вимірювальний стенд

Дані, необхідні для ідентифікації моделі перетворювача було отримано за допомогою вимірювального стенду на рисунку 2 згідно зі схемою на рисунку 3.

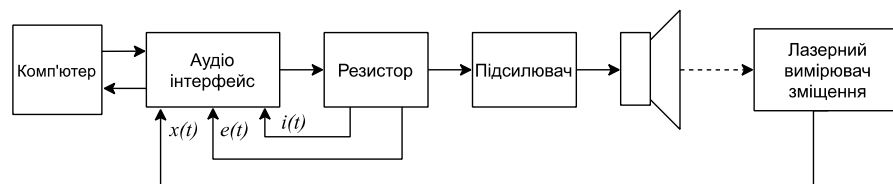


Рисунок 10. Схема вимірювань

Виміряними величинами є:  $x(t)$  – зміщення рухомої частини перетворювача,  $e(t)$  – напруга (еквівалентна напрузі на клеммах перетворювача),  $i(t)$  – струм (еквівалентний струму через перетворювач).

Першим етапом адаптації генетичного алгоритму до нашої задачі є вибір моделі перетворювача, параметри якої треба ідентифікувати. Для початку було обрано просту модель у частотній області зображену на рисунку 11:

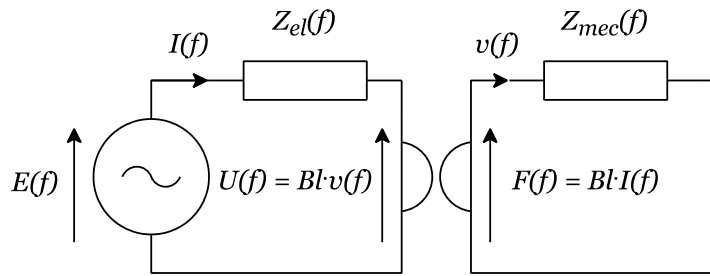


Рисунок 11. Електро-механічна модель перетворювача

На якому:  $E(f)$  – напруга на клеммах перетворювача

$I(f)$  – струм через котушку перетворювача

$Bl$  – фактор сили

$F(f)$  – сила, що діє на рухому частину

$V(f)$  – швидкість рухомої частини

$U(f)$  – зворотна електрорушійна сила

Згідно з теорією лінійних систем, як електрична підсистема ліворуч, так і механічна підсистема праворуч можуть бути повністю охарактеризовані своїми складними імпедансами в частотній області  $Z_{el}(f)$  та  $Z_{mec}(f)$  відповідно. У випадку використання аналогія сили для моделі механічної підсистеми, складової жиратора між парами цих підсистем через коефіцієнт сили  $Bl$  і змушує їх впливати одна на одну. Це з'єднання ускладнює аналіз гучномовця у випадках, коли механічну та електричну підсистеми потрібно вивчати окремо.

Імпеданси  $Z_{el}(f)$  та  $Z_{mec}(f)$  є відповідно електричний імпеданс котушки та механічний імпеданс рухомої частини, які знаходяться як:

$$Z_{el}(f) = R_e + j \cdot 2\pi \cdot f \cdot L_e \quad (29)$$

$$Z_{mec}(f) = R_{ms} + j \cdot 2\pi \cdot f \cdot M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j \cdot 2\pi \cdot f} \quad (30)$$

де:  $f$  - частота

$R_e$  – опір котушки при постійному струмі

$L_e$  – індуктивність котушки

$R_{ms}$  – механічний опір

$M_{ms}$  – маса рухомої частини

$K_{ms}$  – жорсткість підвісу

$j$  – уявна одиниця

На другому етапі треба визначити які параметри будуть виступати у ролі хромосом індивідуумів. У нашому випадку, для початку, візьмемо усі невідомі параметри моделі із рівнянь (29) і (30) та параметр  $Bl$  у якості хромосом індивідуума:

$$I = [R_e, L_e, Bl, R_{ms}, M_{ms}, K_{ms}] \quad (31)$$

І в останню чергу, треба вивести функцію пристосованості яка буде об'єктивно показувати алгоритму на скільки один індивідуум краще за іншого. Для цього спочатку складемо рівняння, що описують поведінку моделі у частотній області (уведемо значення циклічної частоти  $\omega = 2 \cdot \pi \cdot f$ ):

$$E(\omega) = R_e I(\omega) + j\omega L_e I(\omega) + Bl V(\omega) \quad (32)$$

$$Bl \cdot I(\omega) = j\omega M_{ms} V(\omega) + \frac{K_{ms}}{j\omega} V(\omega) + R_{ms} V(\omega) \quad (33)$$

Рівняння (32) описує поведінку перетворювача у електричній підсистемі а рівняння (33) – у механічній. Виразимо ці рівняння через значення повного вхідного електричного  $Z_{tot}(\omega)$  та механічного  $Z_{mec}(\omega)$  імпедансів:

$$Z_{tot}(\omega) = \frac{E(\omega)}{I(\omega)} = R_e + j\omega L_e + Bl \frac{V(\omega)}{I(\omega)} \quad (34)$$

$$Z_{mec}(\omega) = Bl \frac{I(\omega)}{V(\omega)} = j\omega M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j\omega} + R_{ms} \quad (35)$$

Виділимо значення які можуть бути безпосередньо вимірними від значень моделі:

$$\frac{E(\omega)}{I(\omega)} = R_e + j\omega L_e + \frac{Bl^2}{j\omega M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j\omega} + R_{ms}} \quad (36)$$

$$\frac{V(\omega)}{I(\omega)} = \frac{Bl}{j\omega M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j\omega} + R_{ms}} \quad (37)$$

Тепер у рівняннях (36) та (17) усі вимірювані значення знаходяться зліва, а параметри моделі - з правого боку, тому ми можемо порівняти ці сторони для обчислення помилки моделювання та використати її значення у якості функції пристосованості в генетичному алгоритмі:

$$E_1 = MSE_{\omega} \left[ \frac{E(\omega)}{I(\omega)} - R_e + j\omega L_e + \frac{Bl^2}{j\omega M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j\omega} + R_{ms}} \right] \quad (38)$$

$$E_2 = MSE_{\omega} \left[ \frac{V(\omega)}{I(\omega)} - \frac{Bl}{j\omega M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j\omega} + R_{ms}} \right] \quad (39)$$

$$E_{tot} = E_1 + E_2 \quad (40)$$

де:  $MSE_{\omega}$  – середньоквадратична похибка (mean squared error)

Таким чином, значення  $E_1$  у рівнянні (38) відповідає похибці моделювання повного вхідного електричного імпедансу  $Z_{tot}(\omega)$ , а значення  $E_2$  у рівнянні (39) - механічного імпедансу  $Z_{mec}(\omega)$ . Сумарна похибка  $E_{tot}$  у рівнянні (40) буде використовуватися як функція пристосованості у генетичному алгоритмі [9].

Таким чином, чим менше значення похибки  $E_{tot}$ , тим краще хромосоми конкретного індивідуума апроксимують дану модель електродинамічного перетворювача і тим більша вірогідність що цей індивідуум передасть свої гени у наступне покоління. Алгоритм буде повторюватися до тих пір, поки не буде знайдена найменша можлива похибка апроксимації моделі.

## **2.2 Висновок до другого розділу**

Як висновок даного розділу: на цьому етапі роботи було адаптовано отримані знання щодо генетичного алгоритму до задач акустики. Було створено модель та на її основі за допомогою формул отримано функцію пристосованості, що буде піддаватися оптимізації.

### 3. РЕЗУЛЬТАТИ ЕКСПЕРИМЕНТУ

Генетичний алгоритм описаний вище було імплементовано за допомогою мови програмування Python із використанням бібліотеки DEAP яка містить основні оператори що необхідні для функціонування генетичного алгоритму [10].

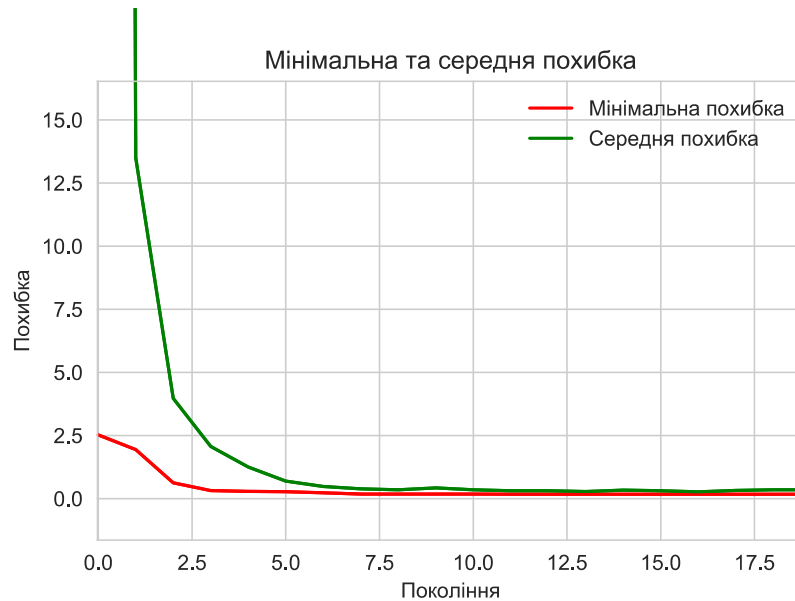


Рисунок 12. Еволюція мінімальної та середньої похибки за поколіннями

Як можна бачити на рисунку 5, мінімальна похибка індивідуума та середня похибка у популяції стрімко зменшуються і вже через декілька поколінь залишаються майже незмінними. Також, можемо бачити, що середня похибка у популяції є дуже близькою до похибки кращого індивідуума. Це каже про те, що вже через декілька поколінь усі індивідууми у популяції є близькими до оптимального значення. Така швидка сходимість алгоритму вказує на те, що застосування генетичного алгоритму для нашої задачі є можливим і доцільним, а також, що обрана функція пристосованості є вдалою (38) (39).

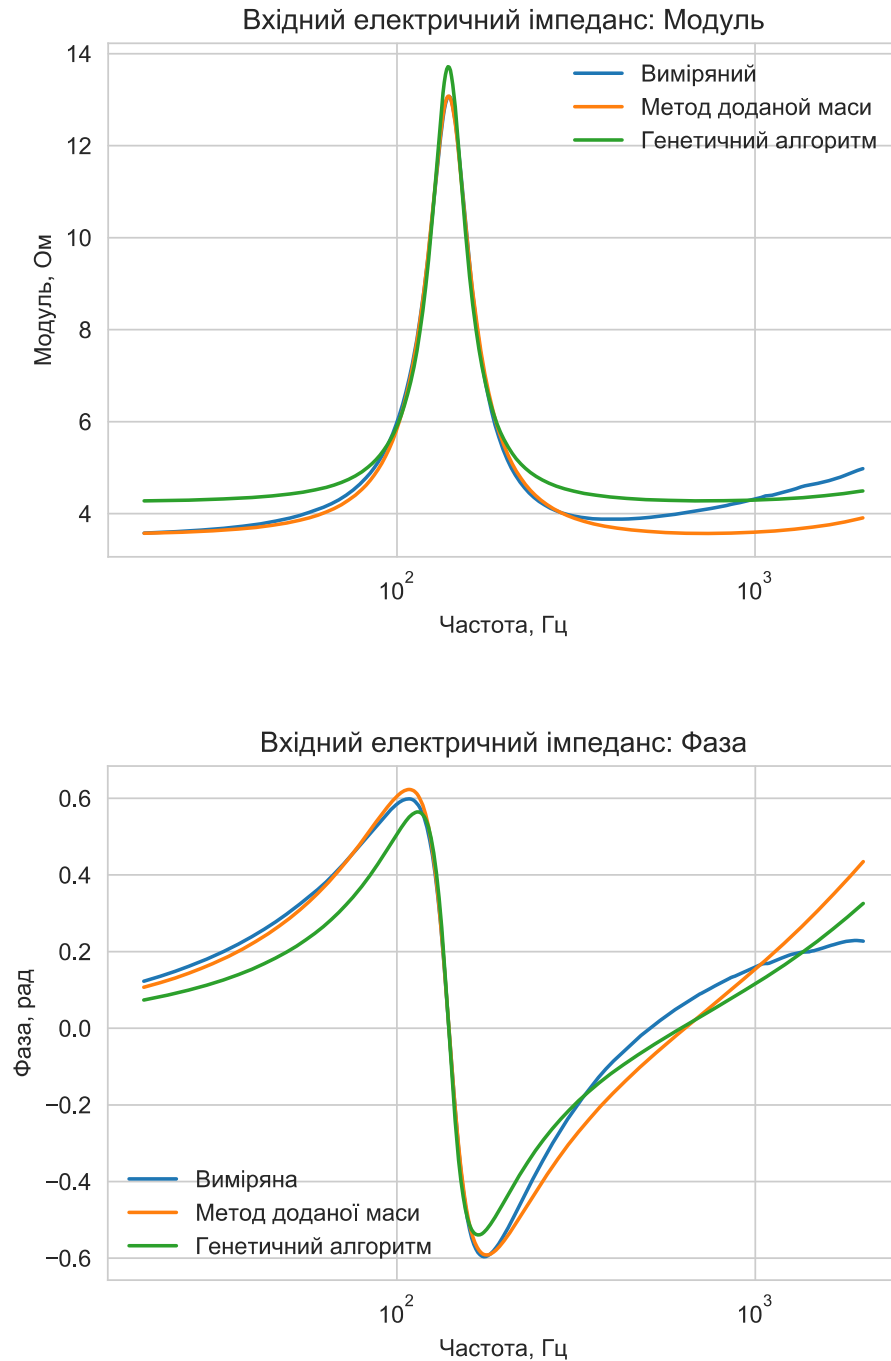
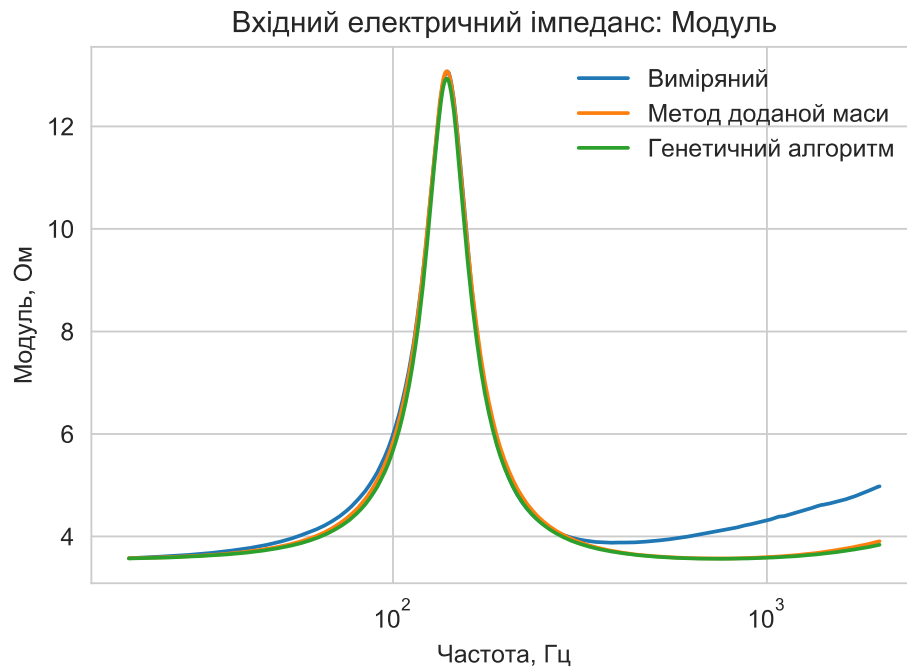


Рисунок 13. Модуль і фаза повного вхідного імпедансу електродинамічного перетворювача

На рисунку 13 представлена модель повного вхідного електричного імпедансу на основі параметрів, що були знайдені генетичним алгоритмом. Також для порівняння представлені вимірний імпеданс та модель на основі

параметрів ідентифікованих методом доданої маси. Як можна побачити, генетичний алгоритм дійсно знайшов параметри, що наближують модель до реальних вимірних значень та мінімізують середньоквадратичну похибку. Але, на частотах нижчих за резонансну похибка є дуже значною, і у цьому регіоні простий метод доданої маси показує кращі результати апроксимації ніж генетичний алгоритм. Щоб виправити це було вирішено виключити значення опору котушки сталому струму  $R_e$  із хромосоми індивідууму (і відповідно із оптимізації), а використати значення, яке було виміряне вручну за допомогою омметра:  $R_e = 3.54$  Ом. Функція пристосованості при цьому залишається незмінною. Тепер наш індивідуум має на одну хромосому менше:

$$I = [L_e, Bl, R_{ms}, M_{ms}, K_{ms}] \quad (41)$$



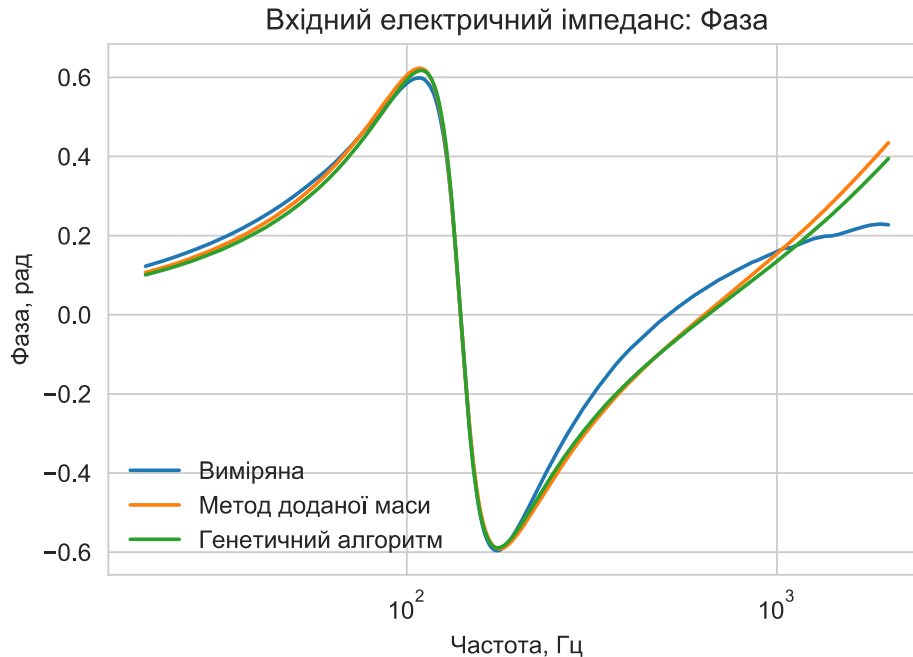


Рисунок 14. Модуль и фаза повного вхідного електричного імпедансу (спроба 2)

Як можемо бачити на рисунку 14, виключення параметра  $R_e$  із оптимізації та застосування вручну виміряного значення покращило модель на частотах нижче резонансу та наблизило її до значень моделі ідентифікованих методом доданої маси.

	<i>Метод доданої маси</i>	<i>Генетичний алгоритм</i>
$f_{res}, \text{Гц}$	137.2	138
$R_e, \text{Ом}$	3.54	3.54
$L_e, \text{Г}$	1.39e-4	1.31e-4
$Bl, \text{Н/А}$	2.43	2.43
$M_{ms}, \text{кг}$	2.7e-3	1.2e-3
$K_{ms}, \text{М/Н}$	2.04e3	9.09e2
$R_{ms}, \text{кг/с}$	0.62	0.63

Таблиця 1. Порівняння параметрів моделі ідентифікованої методом доданої маси та генетичним алгоритмом

У таблиці 1 видно, що генетичний алгоритм знайшов параметри моделі що є дуже близькими до параметрів моделі ідентифікованих методом доданої маси. Окрім маси рухомої частини  $M_{ms}$  та жорсткості  $K_{ms}$ . При повторному запуску алгоритму ці параметри випадково змінювали свої значення для кожної ітерації при тому, що значення похибки залишалися однаково низькими та результуючий графік модулю та фази повного вхідного електричного імпедансу перетворювача був ідентичний до графіку на рисунку 14. Експерименти із налаштуваннями алгоритму не допомогли виправити цю проблему. Було зроблено висновок, що параметри  $M_{ms}$  та  $K_{ms}$  компенсують одне одного, тобто більшому значенню параметра  $M_{ms}$  відповідає менше значення параметра  $K_{ms}$  і навпаки. Це призводить до того, що генетичний алгоритм не може однозначно визначити ці параметри, адже при взаємній компенсації похибка буде залишатися низькою. Щоб виправити цю проблему було вирішено виключити одне із значень ( $M_{ms}$  або  $K_{ms}$ ) із хромосом індивідуума, а інше перерахувати через резонансну частоту перетворювача, яка може бути знайдена як частота, при якій модуль повного вхідного електричного імпедансу набуває максимального значення.

$$f_{res} = \max_f |Z_{tot}| \quad (42)$$

$$K_{ms} = M_{ms} \cdot (2\pi \cdot f_{res})^2 \quad (43)$$

Тож тепер у індивідуума залишаються чотири хромосоми:

$$I = [L_e, Bl, R_{ms}, M_{ms}] \quad (44)$$

Як і було прогнозовано, при імплементації зазначених вище змін, сходиність та похибка алгоритму залишається еквівалентною попереднім спробам (рисунок 12 та рисунок 14) але значення параметрів  $M_{ms}$  та  $K_{ms}$  не

змінюються випадково від одної ітерації до іншої та є близькими до параметрів ідентифікованих методом доданої маси.

	<i>Метод доданої маси</i>	<i>Генетичний алгоритм</i>
$f_{res}, \text{Гц}$	137.2	138
$R_e, \text{Ом}$	3.54	3.54
$L_e, \text{Г}$	1.39e-4	1.31e-4
$Bl, \text{Н/А}$	2.43	2.43
$M_{ms}, \text{кг}$	2.7e-3	2.8e-3
$K_{ms}, \text{М/Н}$	2.04e3	2.1e3
$R_{ms}, \text{кг/с}$	0.62	0.63

Таблиця 2: Порівняння параметрів моделі ідентифікованої методом доданої маси та генетичним алгоритмом (спроба 2)

Таким чином, було показано, що генетичний алгоритм здатний ідентифікувати параметри моделі електродинамічного перетворювача зображеної на рисунку 10 та описаною формулами (29) та (30). Хоча, не дивлячись на те, що параметри ідентифікованої моделі були знайдені правильно, на рисунку 14 можна побачити, що на частотах вищих за резонансну змодельоване значення фази та модуля вхідного електричного імпедансу не повністю повторює вимірне значення. Так-само і для методу доданої маси. Це вказує на недостатню точність самої моделі та не відноситься саме до методу ідентифікації. Для досягнення більшого співпадіння вимірних та змодельованих значень необхідно використовувати більш складні моделі перетворювачів, наприклад, моделі описані у [11] або моделі у фазовому просторі [12].

Для того щоб покращити поведінку моделі на частотах вищих за резонансну, було вирішено ускладнити модель електричної підсистеми перетворювача та увести додаткові параметри: паралельний опір  $R_2$  та паралельну індуктивність  $L_2$  як показано на рисунку 15:

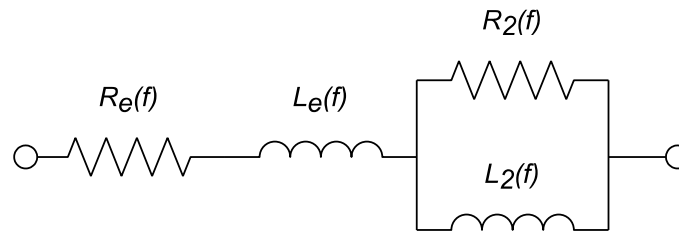


Рисунок 15. Модель електричної частини (катушки) перетворювача із використанням параметрів  $R_2$  та  $L$

З точки зору генетичного алгоритму ці нові параметри моделі стануть новими хромосомами індивідумів:

$$I = [L_e, Bl, R_{ms}, M_{ms}, R_2, L_2] \quad (14)$$

Також, зміниться функція пристосованості із урахуванням нових параметрів:

$$E_1 = MSE_\omega \left[ \frac{E(\omega)}{I(\omega)} - R_e + j\omega L_e + \frac{R_2 \cdot j\omega L_2}{R_2 + j\omega L_2} + \frac{Bl^2}{j\omega M_{ms} + \frac{K_{ms}}{j\omega} + R_{ms}} \right] \quad (15)$$

Зазначені зміни та ускладнення моделі ніяк не впливають на сходимость або швидкість роботи генетичного алгоритму але дозволяють значно знизити похибку апроксимації як показано на рисунку 9:

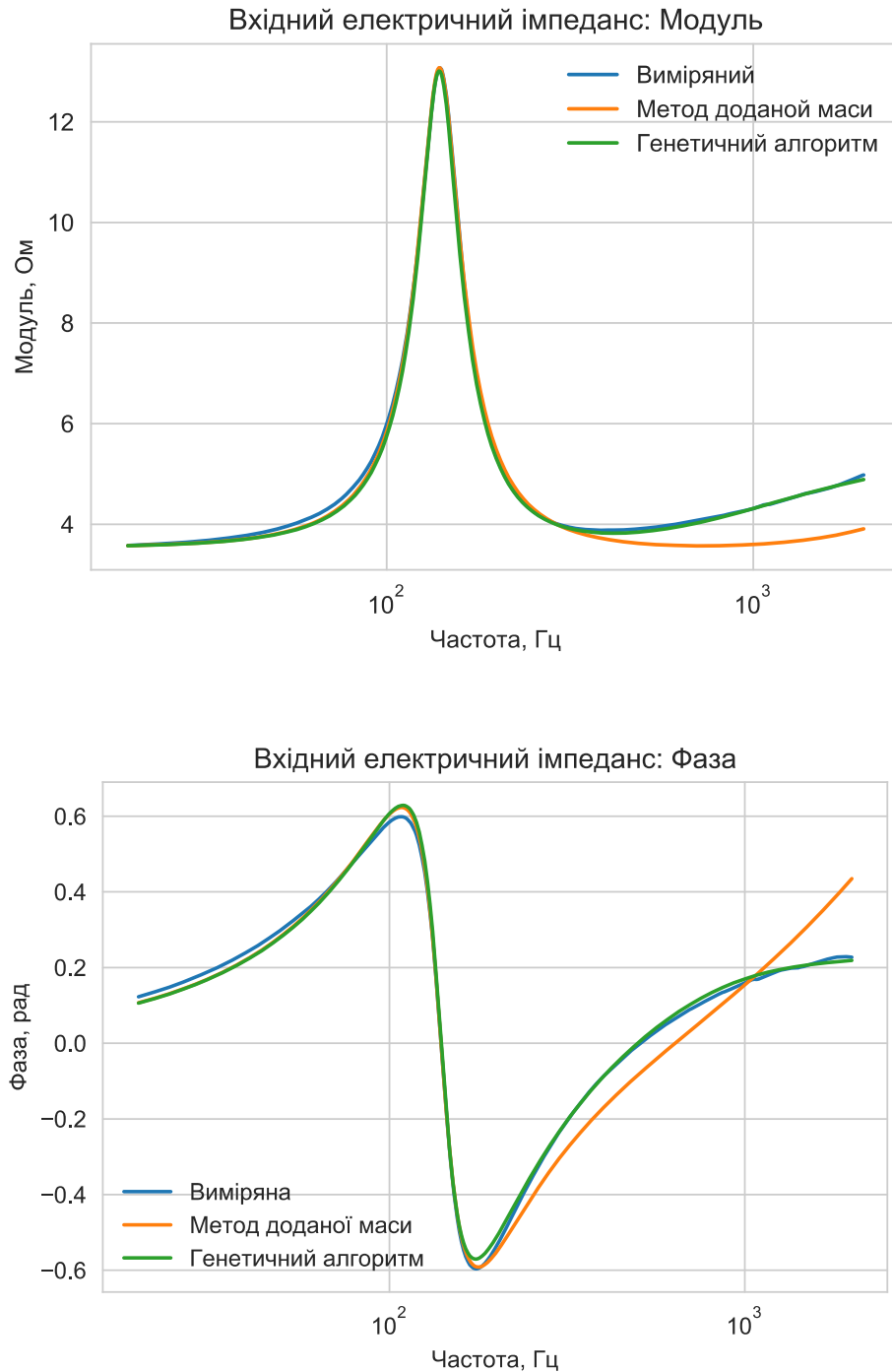


Рисунок 16. Модуль и фаза повного вхідного електричного імпедансу із використанням параметрів  $L_2$  та  $R_2$

Як можна побачити на рисунку 16, ускладнена модель краще відповідає вимірним значенням у всій частотній області а отже є більш точною. Цей

приклад демонструє зручність використання генетичного алгоритму при переході від ідентифікації однієї моделі зі специфічними параметрами до іншої. Так, нові параметри моделі додаються до хромосом індивідуума та заносяться до функції пристосованості. Таким чином, можна ідентифікувати більш складні і точні моделі із більшою кількістю параметрів не витрачаючи час на розробку специфічних методів для їх ідентифікації а лише у незначній мірі адаптувати генетичний алгоритм.

	<i>Метод доданої маси</i>	<i>Генетичний алгоритм</i>
$f_{res}, \text{Гц}$	137.2	138
$R_e, \text{Ом}$	3.54	3.54
$L_e, \text{Г}$	1.39e-4	0.41e-4
$Bl, \text{Н/А}$	2.43	2.43
$M_{ms}, \text{кг}$	2.7e-3	2.8e-3
$K_{ms}, \text{М/Н}$	2.04e3	2.1e3
$R_{ms}, \text{кг/с}$	0.62	0.63
$R_e, \text{Ohm}$		1.65
$Le, \text{Г}$		2.24e-4

Таблиця 3: Порівняння параметрів моделі ідентифікованої методом доданої маси та генетичним алгоритмом (спроба 2)

Проведемо розгляд найважливіших частин програмного коду написаного на мові програмування Python з використанням бібліотеки DEAP під час вирішення задачі, поставленої у даній роботі.

На цьому лістингу було ініціалізовано потрібні в роботі константні значення.

```
f = meas_data['f']
U = meas_data['U']
I = meas_data['I']
V = meas_data['V']
w = 2 * math.pi * f
jw = 1j * w
```

Вносимо константні значення, виміряні методом доданої маси для подальшого порівняння

```
f_res_meas = 140 # Hz
R_e_meas = 3.54 # Ohm
L_e_meas = 1.45e-4 # H
Bl_meas = 2.49 # N./A
M_ms_meas = 2.8e-3 # kg
C_ms_meas = 4.65e-4 # m/N
K_ms_meas = 1 / C_ms_meas
R_ms_meas = 0.65 # kg/s

f_res_meas = 1 / (2 * math.pi * math.sqrt(M_ms_meas / K_ms_meas))
```

Заносимо до програми рівняння (10), (11), (12) та (8)

```
E_1_meas = (abs(
    U / I -
    (R_e_meas + jw * L_e_meas + Bl_meas ** 2 / (jw * M_ms_meas + K_ms_meas / jw + R_ms_meas))) ** 2).mean()

E_2_meas = (abs(V / I -
    Bl_meas / (jw * M_ms_meas + K_ms_meas / jw + R_ms_meas)) ** 2).mean()

E_tot_meas = E_1_meas + E_2_meas

Z_tot_sim_meas = R_e_meas + jw * L_e_meas + Bl_meas ** 2 / (jw * M_ms_meas + K_ms_meas / jw + R_ms_meas)
```

Встановлюємо константи безпосередньо для генетичного алгоритму. Методом ручної підстановки було отримано наступні дані:

```
# Genetic Algorithm constants:
```

```

POPULATION_SIZE = 300
P_CROSSOVER = 0.9
P_MUTATION = 0.5
MAX_GENERATIONS = 300
HALL_OF_FAME_SIZE = 30
CROWDING_FACTOR = 20.0

```

Важливий аспект генетичного алгоритму - його імовірнісний характер, тому в алгоритм потрібно внести елемент випадковості. Однак на етапі експериментування потрібно, щоб результати були відтворені. Для цього ми задаємо яке-небудь фіксований початкове значення генератора випадкових чисел:

```

RANDOM_SEED = 40
random.seed(RANDOM_SEED)

```

Слід створити клас `Fitness`. Оскільки у нас всього одна мета - сума цифр, а наше завдання - мінімізувати її, то вибираємо стратегію `FitnessMax`, задавши в кортежі `weights` всього одну негативний вагу: За угодою, в DEAP для подання індивідуумів використовується клас з ім'ям `Individual`, для створення якого застосовується модуль `creator`. У нашому випадку базовим класом є `list`, а саме хромосома представляється списком. Додатково в клас додається атрибут `fitness`, ініціалізуємо екземпляром ініціалізованого раніше класу `FitnessMin`

```

creator.create("FitnessMin", base.Fitness, weights=(-1.0,))

IND_SIZE = 6
creator.create("Individual", list, fitness=creator.FitnessMin)

```

Виражаючись термінологією програмування, створюємо функцію над якою буде працювати генетичний алгоритм

```

def myFunc(individual):

```

```

f_res = 139.4
R_e = 3.54

L_e = individual[0] * 1e-4
B1 = individual[1]
M_ms = individual[2] * 1e-3
R_ms = individual[3] * 1e-1

R_2 = individual[4]
L_2 = individual[5] * 1e-4

K_ms = M_ms*(f_res*2*math.pi)**2

f = ((abs(U / I -
(R_e + jw * L_e + (R_2*jw*L_2/(R_2 + jw*L_2)) + B1 ** 2 / (jw * M_ms + K_ms / jw +
R_ms))) ** 2).mean()) + 100*((abs(V / I -
B1 / (jw * M_ms + K_ms / jw + R_ms)) ** 2).mean()))

return f

toolbox.register("evaluate", myFunc)

```

У наступному літингу коду використовуються програмні реалізації генетичних операторів, а саме схрещення, мутація та відбір, що були розглянуті раніше. А також елітизм, що також був згаданий вище

```

toolbox.register("select", tools.selTournament, tournsize=10)
toolbox.register("mate", tools.cxSimulatedBinaryBounded, low=BOUND_LOW, up=BOUND_U,
eta=CROWDING_FACTOR)
toolbox.register("mutate", tools.mutPolynomialBounded, low=BOUND_LOW, up=BOUND_UP,
eta=CROWDING_FACTOR, indpb=1.0/DIMENSIONS)

population = toolbox.populationCreator(n=POPULATION_SIZE)

stats = tools.Statistics(lambda ind: ind.fitness.values)
stats.register("min", np.min)
stats.register("avg", np.mean)

hof = tools.HallOfFame(HALL_OF_FAME_SIZE)

population, logbook = elitism.eaSimpleWithElitism(population, toolbox, cxpb=P_CROSS
OVER, mutpb=P_MUTATION,
ngen=MAX_GENERATIONS, stats=stats, halloffame=hof, verbose=True)

```

## ї

**ВИСНОВКИ**

У ході теоретичної частини роботи було стисло викладено короткі теоретичні відомості щодо механічних коливальних систем. Виведено рівняння, що описують систему. Було описано короткі теоретичні відомості, що стосуються конструкції електродинамічного перетворювача, його зовнішнього оформлення та матеріалів, з яких він складається. Описано метод доданої маси, з яким у ході даної роботи були порівняні результуючі значення генетичного алгоритму. Було розглянуто теорію, що лежить в основі генетичних алгоритмів, і показано, як генетичні алгоритми працюють, збираючи найкращі рішення з невеликих структурних елементів, що володіють чудовими якостями. Далі було розібрано відмінності між генетичними і традиційними алгоритмами, в тому числі підтримку популяції рішень і використання генетичного уявлення рішень. Після цього було описано сильні сторони генетичних алгоритмів, що включають можливість глобальної оптимізації і застосовність до завдань зі складним математичним представленням або взагалі без представлення і стійкість до шуму. Також були освітлені недоліки: необхідність спеціальних визначень і налаштування гіперпараметрів, небезпеки передчасної збіжності. На закінчення перераховано ситуації, коли застосування генетичних алгоритмів може дати перевагу.

Метою даної роботи було визначення параметрів електродинамічного перетворювача за допомогою генетичного алгоритму. Генетичний алгоритм — це метод пошуку та оптимізації, що викликає високий науковий (для дослідження) та інженерний (для реалізації) інтерес. Цей алгоритм не прив'язаний до конкретної інженерної чи наукової галузі, що робить його універсальним, рівною мірою він використовується і в генетиці і у комп'ютерних науках. За допомогою генетичного алгоритму було визначено параметри та порівняно їх з більш класичним для акустики методом доданої

маси. Порівняльна таблиця у роботі ілюструє високу точність генетичного алгоритму у порівнянні з методом доданої маси. В ході роботи над практичною частиною, також щоб покращити поведінку моделі на частотах вищих за резонансну, було вирішено ускладнити модель електричної підсистеми перетворювача та увести додаткові параметри: паралельний опір та паралельну індуктивність. Ускладнена модель, як наслідок, почала краще відповідати вимірним значенням у всій частотній області, а отже є більш точною. Це є прикладом зручності використання генетичного алгоритму при переході від ідентифікації однієї моделі зі специфічними параметрами до іншої. Дана робота є ілюстрацією того, що генетичний алгоритм можна використовувати і у задачах акустики.

## ПЕРЕЛІК ДЖЕРЕЛ ПОСИЛАНЬ

1. S. Sivanandam, S. Deepa “Applications of Genetic Algorithms. In: Introduction to Genetic Algorithms”, Springer, Berlin, Heidelberg, 2008
2. S. Slimane, B. Mohamed, “Portfolio Selection Using Genetic Algorithm”, Journal of Applied Finance & Banking, Vol 2 № 4, pp. 143-154, 2012
3. S. Wang et al, “A multi-approaches-guided genetic algorithm with application to operon prediction”, Artificial Intelligence in Medicine, Vol. 41 № 2, pp. 151–159, 2007
4. Акустика: Учебник для вузов / Ш.Я. Вахитов, Ю. А. Ковалгин, А. А.
5. С. Луньова, конспект лекцій з електроакустики, 4 курс, 1 семестр.
6. E. Wirsansky, “Hands-On Genetic Algorithms with Python”, DMK Press, 2020
7. [https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%93%D0%B5%D0%BD%D0%B5%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9\\_%D0%B0%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC](https://uk.wikipedia.org/wiki/%D0%93%D0%B5%D0%BD%D0%B5%D1%82%D0%B8%D1%87%D0%BD%D0%B8%D0%B9_%D0%B0%D0%BB%D0%B3%D0%BE%D1%80%D0%B8%D1%82%D0%BC)
8. SB Acoustic, “Measuring Thiele/Small parameters”
9. Д. Волков, “Знаходження фізичних параметрів електродинамічного перетворювача методом використання параметра VL та методом доданої маси”, Microsystems Electronics Acoustics, Vol. 24 № 6, pp. 65 – 68, 2019
10. <https://deap.readthedocs.io/en/master/>
11. A. Novak, “Measurement of loudspeaker parameters: A pedagogical approach”, 23rd International congress on acoustics, Aachen, 2019
12. P.M. Brunet, B. Shafai, “State-Space Modeling and Identification of Loudspeaker with Nonlinear Distortion”, ResearchGate, 2011
13. [Hands-On-Genetic-Algorithms-with-Python/elitism.py at master · PacktPublishing/Hands-On-Genetic-Algorithms-with-Python · GitHub](#)

## ДОДАТКИ

Головний файл main.py

```

import math, cmath
import numpy as np
import scipy.io as sio
from deap import creator
from deap import tools
from deap import base
import random
import matplotlib.pyplot as plt
import seaborn as sns

import elitism

meas_data = sio.loadmat('VeryGoodMeasurement_measData.mat')

f = meas_data['f']
U = meas_data['U']
I = meas_data['I']
V = meas_data['V']

w = 2 * math.pi * f
jw = 1j * w

Z_tot = U / I

f_res_meas = 140 # Hz
R_e_meas = 3.54 # Ohm
L_e_meas = 1.45e-4 # H
Bl_meas = 2.49 # N./A
M_ms_meas = 2.8e-3 # kg
C_ms_meas = 4.65e-4 # m/N
K_ms_meas = 1 / C_ms_meas
R_ms_meas = 0.65 # kg/s

f_res_meas = 1/(2*math.pi*math.sqrt(M_ms_meas/K_ms_meas))
E_1_meas = (abs(U / I -
(R_e_meas + jw * L_e_meas + Bl_meas ** 2 / (jw * M_ms_meas + K_ms_meas / jw + R_ms
_meas))) ** 2).mean()

E_2_meas = (abs(V / I -
Bl_meas / (jw * M_ms_meas + K_ms_meas / jw + R_ms_meas)) ** 2).mean()

```

```

E_tot_meas = E_1_meas + E_2_meas

Z_tot_sim_meas = R_e_meas + jw * L_e_meas + Bl_meas ** 2 / (jw * M_ms_meas + K_ms_m
eas / jw + R_ms_meas)

DIMENSIONS = 6 # number of dimensions
BOUND_LOW, BOUND_UP = 0, 10.0 # boundaries for all dimensions

POPULATION_SIZE = 300
P_CROSSOVER = 0.9 # probability for crossover
P_MUTATION = 0.5 # (try also 0.5) probability for mutating an individual
MAX_GENERATIONS = 300
HALL_OF_FAME_SIZE = 30
CROWDING_FACTOR = 20.0 # crowding factor for crossover and mutation

RANDOM_SEED = 40
random.seed(RANDOM_SEED)

toolbox = base.Toolbox()

creator.create("FitnessMin", base.Fitness, weights=(-1.0,))

IND_SIZE = 6
creator.create("Individual", list, fitness=creator.FitnessMin)

def randomFloat(Low, up):
    return [random.uniform(l, u) for l, u in zip([low] * DIMENSIONS, [up] * DIMENSI
ONS)]

toolbox.register("attrFloat", randomFloat, BOUND_LOW, BOUND_UP)

toolbox.register("individualCreator", tools.initIterate, creator.Individual, toolbo
x.attrFloat)

toolbox.register("populationCreator", tools.initRepeat, list, toolbox.individualCre
ator)

def myFunc(individual):

```

```

f_res = 139.4
R_e = 3.54

L_e = individual[0] * 1e-4
B1 = individual[1]
M_ms = individual[2] * 1e-3
R_ms = individual[3] * 1e-1

R_2 = individual[4]
L_2 = individual[5] * 1e-4

K_ms = M_ms*(f_res*2*math.pi)**2

f = ((abs(U / I -
(R_e + jw * L_e + (R_2*jw*L_2/(R_2 + jw*L_2)) + B1 ** 2 / (jw * M_ms + K_ms / jw +
R_ms))) ** 2).mean()) + 100*((abs(V / I -
B1 / (jw * M_ms + K_ms / jw + R_ms)) ** 2).mean())

return f,

toolbox.register("evaluate", myFunc)

# genetic operators:
toolbox.register("select", tools.selTournament, tournamentsize=10)
toolbox.register("mate", tools.cxSimulatedBinaryBounded, low=BOUND_LOW, up=BOUND_UP
, eta=CROWDING_FACTOR)
toolbox.register("mutate", tools.mutPolynomialBounded, low=BOUND_LOW, up=BOUND_UP,
eta=CROWDING_FACTOR, indpb=1.0/DIMENSIONS)

population = toolbox.populationCreator(n=POPULATION_SIZE)

stats = tools.Statistics(lambda ind: ind.fitness.values)
stats.register("min", np.min)
stats.register("avg", np.mean)

hof = tools.HallOfFame(HALL_OF_FAME_SIZE)

population, logbook = elitism.eaSimpleWithElitism(population, toolbox, cxbp=P_CROSS
OVER, mutpb=P_MUTATION,
ngen=MAX_GENERATIONS, stats=stats, hallof
fame=hof, verbose=True)

best = hof.items[0]

```

```

print("-- Best Individual = ", best)
print("-- Calculated = ",L_e_meas*1e4,B1_meas,M_ms_meas*1e3,R_ms_meas*1e1)
print("-- Best Fitness = ", best.fitness.values[0])

f_res = 139.4
R_e = 3.54

L_e = best[0] * 1e-4
B1 = best[1]
M_ms = best[2]*1e-3
R_ms = best[3] * 1e-1

R_2 = best[4]
L_2 = best[5]*1e-4

K_ms = M_ms*(f_res*2*math.pi)**2

Z_tot_sim = R_e + jw * L_e + (R_2*jw*L_2/(R_2 + jw*L_2)) + B1 ** 2 / (jw * M_ms + K_ms / jw + R_ms)

f_res_gen = 1/(2*math.pi*math.sqrt(M_ms/K_ms))

print('f_res_meas = ',f_res_meas)
print('f_res_gen = ',f_res_gen)

minFitnessValues, meanFitnessValues = logbook.select("min", "avg")

sns.set_style("whitegrid")
plt.plot(minFitnessValues, color='red')
plt.plot(meanFitnessValues, color='green')
plt.xlabel('Generation')
plt.ylabel('Min / Average Fitness')
plt.title('Min and Average fitness over Generations')
plt.show()

plt.figure()
plt.grid()
plt.title('Input electrical impedance: Magnitude')
plt.xscale('log')
plt.grid()

plt.xlabel('Frequency, Hz')
plt.ylabel('Magnitude, Ohm')
plt.plot(f, abs(Z_tot), Label="Measured")
plt.plot(f, abs(Z_tot_sim_meas), Label="Calculated")
plt.plot(f, abs(Z_tot_sim), Label="Genetic")

```

```

plt.legend()
plt.show()

plt.figure()
plt.grid()
plt.title('Input electrical impedance: Phase')
plt.xscale('log')
plt.grid()

plt.xlabel('Frequency, Hz')
plt.ylabel('Phase, rad')
plt.plot(f, np.angle(Z_tot), Label="Measured")
plt.plot(f, np.angle(Z_tot_sim_meas), Label="Calculated")
plt.plot(f, np.angle(Z_tot_sim), Label="Genetic")

plt.legend()
plt.show()

```

### Допоміжний файл elitism.py

```

from deap import tools
from deap import algorithms

def eaSimpleWithElitism(population, toolbox, cxpb, mutpb, ngen, stats=None,
                        halloffame=None, verbose=__debug__):
    logbook = tools.Logbook()
    logbook.header = ['gen', 'nevals'] + (stats.fields if stats else [])

    invalid_ind = [ind for ind in population if not ind.fitness.valid]
    fitnesses = toolbox.map(toolbox.evaluate, invalid_ind)
    for ind, fit in zip(invalid_ind, fitnesses):
        ind.fitness.values = fit

    if halloffame is None:
        raise ValueError("halloffame parameter must not be empty!")

    halloffame.update(population)
    hof_size = len(halloffame.items) if halloffame.items else 0

    record = stats.compile(population) if stats else {}
    logbook.record(gen=0, nevals=len(invalid_ind), **record)
    if verbose:
        print(logbook.stream)

```

```
for gen in range(1, ngen + 1):

    offspring = toolbox.select(population, len(population) - hof_size)

    offspring = algorithms.varAnd(offspring, toolbox, cxpb, mutpb)

    invalid_ind = [ind for ind in offspring if not ind.fitness.valid]
    fitnesses = toolbox.map(toolbox.evaluate, invalid_ind)
    for ind, fit in zip(invalid_ind, fitnesses):
        ind.fitness.values = fit

    offspring.extend(halloffame.items)

    halloffame.update(offspring)

    population[:] = offspring

    record = stats.compile(population) if stats else {}
    logbook.record(gen=gen, nevals=len(invalid_ind), **record)
    if verbose:
        print(logbook.stream)

return population, logbook
```