

**ВИКОРИСТАННЯ ГЕНЕТИЧНОГО АЛГОРИТМУ ДЛЯ РОЗВ'ЯЗАННЯ
ОБЕРНЕНОЇ ЗАДАЧІ ЕЛІПСОМЕТРІЇ**

**М.Г. Демиденко, С.І. Проценко, О.Б. Проценко, О.В. Федченко,
П. Шифолович***

Сумський державний університет

** Інститут фізики Словацької Академії наук, м. Братислава*

У роботі запропоновано підхід до використання генетичних алгоритмів при обробці експериментальних даних, отриманих методом нуль-еліпсометрії при дослідженні багатошарових плівкових структур. Показано, що генетичні алгоритми можуть бути застосовані при знаходженні фізичних розв'язків у системах, які мають велику кількість невідомих параметрів.

ВСТУП

Еліпсометрія – це метод вивчення поверхні твердих тіл на основі даних стану поляризації світлового пучка, відбитого від поверхні та заломленого у ній. Падаюче на поверхню плоскополяризоване світло набуває при відбитті та заломленні еліптичну поляризацію через існування перехідного шару на межі поділу середовищ. Залежність між оптичними постійними шару та параметрами еліптично-поляризованого світла встановлюється на основі співвідношень Френеля. Вимірюваною величиною є головний азимут ψ і різниця фаз Δ при відомому куті падіння θ . Основне рівняння еліпсометрії дозволяє за відомим експериментальним значенням ψ та Δ знайти параметри досліджуваної системи (наприклад, товщину та показник заломлення плівки). Метод нуль-еліпсометрії часто використовується для вивчення оптичних властивостей багатошарових металевих плівок [1], результатом таких досліджень, як зазначено вище, є тільки два значення – ψ і Δ , на основі яких, розв'язуючи обернену задачу еліпсометрії, здійснюється спроба знайти велику кількість параметрів, що характеризують багатошарову плівкову структуру (кожен шар характеризується трьома параметрами: товщина d та показники заломлення плівки $n+ik$). У зв'язку з цим, при розв'язку оберненої задачі еліпсометрії, може існувати велика кількість розв'язків, тому для пошуку найбільш ймовірних та фізичних розв'язків найкраще використовувати генетичні алгоритми.

Генетичні алгоритми (ГА) - це адаптивні методи пошуку, які останнім часом широко використовуються для розв'язування задач оптимізації. Основні принципи ГА були сформульовані Дж. Холандом (Holland J.H., 1975) і добре описані у багатьох працях. Робота цих алгоритмів заснована на принципах природного відбору, тому можливий "розвиток" розв'язку реальної задачі. ГА працюють з сукупністю "осіб" – популяцією, кожна з яких є можливим розв'язком задачі. Особа оцінюється мірою "приспосованості" згідно тому, наскільки "добре" відповідний їй розв'язок задачі. Найбільш пристосовані отримують можливість "відтворити" потомство. Це призводить до появи нових осіб, які мають характеристики, як у "батьків". Найменш пристосовані особи з меншою ймовірністю зможуть відтворювати потомство, тому їх властивості поступово будуть зникати із популяції в процесі еволюції. Так з'являється нова популяція допустимих розв'язків. Таким чином, з покоління в покоління хороші характеристики розповсюджуються по всій популяції. Використання пристосованих осіб призводить до того, що досліджуються найбільш перспективні ділянки простору пошуку. Тому

популяція буде сходиться до оптимального розв'язку задачі. Робота ГА являє собою ітераційний процес, який продовжується до тих пір, поки не виповниться задане число поколінь або інший критерій зупинки. На кожному поколінні алгоритму реалізується відбір пропорційної пристосованості, кроссовер і мутація.

Основні правила і методи роботи генетичних алгоритмів викладені в [2]. Такий важливий фактор, як пристосованість та його вплив на розв'язок задачі, описаний у роботі [3]. Реалізувати ГА можна за допомогою таких мов програмування, як C, C++, LabVIEW, Java, Matlab та ін., нами були модифіковані і використані програмні бібліотеки ГА, які можуть бути вільно завантажені з офіційного сайту Інтернаціонального інституту комп'ютерних наук в Берклі, Каліфорнія [4]. Основні правила та поради по використанню ГА, а також по їх реалізації на програмному забезпеченні, наведені у роботах [4-6].

У даній роботі розв'язувалась зворотна задача еліпсометрії - знаходження показника заломлення та товщини шарів. Іноді розв'язування цієї задачі проводять методом крокової мінімізації функціоналу [7,8], який побудований з використанням строгого рівняння еліпсометрії. Але цей метод має деякі математичні ускладнення: вибір нульового наближення, фільтрація хибних мінімумів функціоналу, вибір критерію зупинки при наближенні до абсолютного мінімуму. У роботі [9] пропонується більш ефективний метод чисельного розв'язку зворотної задачі еліпсометрії, який базується на техніці контурного інтегрування. Проте, у цьому випадку рівняння для еліпсометричної функції має наближений характер, тому з'являються додаткові систематичні похибки. Зазначені вище математичні ускладнення може вирішити ГА. Так, у роботах [10,11] описуються його переваги перед градієнтним методом, оскільки ГА може знайти глобальний мінімум і вийти із локального (див. рис. 3 [10] і рис. 2 [11]). У роботі [10] визначалася товщина наночарів метал-оксид-напівпровідник методом еліпсометрії. Для отримання результатів використовувався CGA (комбінований генетичний алгоритм), де ГА підготовлював дані, які потім використовувалися LM-алгоритмом (градієнтний метод Levenberg-Marquardt). Цей алгоритм зупиняється після заданої кількості генерацій. Перша генерація (необхідна кількість генів) створюється випадковим чином. Далі проходять вибрані модифікації (мутації). Коли з'явиться останній ген, дані поступають до LM-алгоритму, де проходить оптимізація. Після останнього кроку LM-алгоритму розраховується середньоквадратична похибка (MSE) і порівнюється з заданою. Якщо отримана величина менша, ніж задана, то хромосома замінюється на нову. Так проходить процес відбору кращих даних. Все повторюється до тих пір, поки не буде досягнута необхідна кількість хромосом. Головні параметри CGA – це ймовірність мутації, кількість генів у хромосомі, кількість генерацій, кількість кроків LM-алгоритму протягом першої генерації та протягом всієї еволюції. Цей метод менш чутливий до локальних мінімумів ніж градієнтний. CGA знаходив коректні розв'язки. Таким чином, ГА знаходить розв'язки там, де не зміг знайти LM-алгоритм (див. табл. 1 [10]). Тому, можливе використання «простого» генетичного алгоритму. Якість його роботи залежить від декількох параметрів. Так, у роботі [12] були досліджені шість ГА з різними механізмами селекції, кроссовером та коефіцієнтом мутації і визначено найбільш ефективну комбінацію цих параметрів для поставленої задачі.

1 МЕТА І ЗАДАЧІ ДОСЛІДЖЕНЬ

Основною метою даної роботи було, використовуючи генетичні алгоритми, розробити програмне забезпечення для знаходження показника заломлення та товщини шарів у багатошарових плівкових

спін-вентельних структурах Au/Co/Cu/Co/SiO₂/Si. Як правило, для вивчення фазового складу, дифузійних процесів, межі поділу та прецизійного визначення товщини окремих шарів багатошарових плівок, широко застосовують методи рентгенівської рефлектометрії та дифракції [13-15], які також використовують генетичні алгоритми при аналізі експериментальних даних. Але дослідження спін-вентельних структур на основі Co/Cu методом рентгенівської рефлектометрії призводить до великих похибок у знаходженні товщини шарів та величини шорсткості меж поділу у зв'язку з тим, що густини Co і Cu близькі за величиною. Нуль-еліпсомерія у нашому випадку представляє собою додатковий експериментальний метод при дослідженні тонких шарів Co та Cu, оскільки їх оптичні константи різні у видимому діапазоні.

2 МЕТОДИКА РОЗРАХУНКУ

Запропоноване нами програмне забезпечення розроблялося в середовищі програмування компанії National Instruments LabVIEW 8.5. Мова програмування LabVIEW за своєю суттю графічна і підтримує концепцію dataflow. Всі програмні конструкції в LabVIEW такі як цикли, структури Event, Case, масиви, кластери та ін. реалізуються у вигляді графічних піктограм. Зв'язок між елементами реалізується за допомогою провідників, по яким переміщуються дані згідно концепції dataflow (команди виконуються тільки тоді, коли усі вхідні данні отримані). Графічний підхід до програмування в останні роки набув великого поширення, особливо серед науковців та інженерів, оскільки нема необхідності запам'ятовувати синтаксичні деталі, характерні текстовим мовам програмування. Також LabVIEW має велику перевагу при створенні паралельного програмного забезпечення з великою кількістю одночасно працюючих потоків, оскільки LabVIEW представляє собою двовимірну мову програмування з підтримкою нативного паралелізму. Вище зазначена перевага, дуже суттєва у зв'язку з поширенням багатоядерних процесорів, а також з неможливістю легко створювати паралельне програмне забезпечення, використовуючи традиційні текстові мови програмування. Використання генетичних алгоритмів потребує великої кількості розрахункових ресурсів і, у зв'язку з подальшими планами авторів перенести запропоноване програмне забезпечення на розрахунковий кластер з 20 двоядерних ПК, вибір мови програмування для реалізації даного проекту був однозначний, оскільки більш гнучкого і вдалого інструментарію для створення сильно розпаралелених програм знайти на даний час важко.

Зовнішній вигляд ліцевої панелі розробленого програмного забезпечення наведений на рис.1. Масив кластерів - 1 слугує для завдання розрахункового стеку багатошарової плівкової структури та відображенню результатів. Існує можливість задати матеріал шару, його параметри заломлення n і k , товщину шару (d), межі пошуку $n_{min} - n_{max}$, $k_{min} - k_{max}$ і $d_{min} - d_{max}$ та необхідність пошуку. Група кнопок - 2 використовується для додавання або видалення шарів в розрахунковому стеку. Позиція 3 показує кількість шарів, що приймають участь у розрахунку. Група кнопок - 4 слугує для операцій з файлами, налаштування, старту, зупинки розрахунку та ін. Позиція 5 слугує для введення експериментальних та представлення розрахункових значень ψ і Δ . Позиція 6 показує поточну похибку розрахунку. Графік 7 відображає процес знаходження розв'язку і поступове наближення популяцій до експериментальних значень ψ і Δ . Додатково в опціях користувач може зазначити наступні параметри: кут падіння, довжину хвилі, розмір популяції, стратегію генетичного алгоритму (є можливість вибору із 10 різних стратегій), *crossover*, *weighting* та задати формулу розрахунку *cost function*.

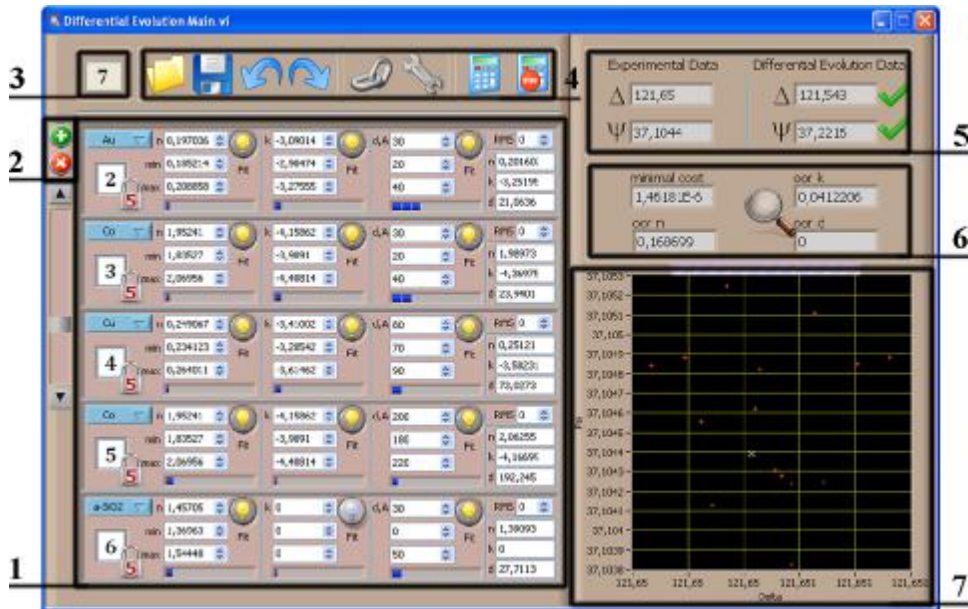


Рисунок 1 - Зовнішній вигляд розробленого програмного забезпечення у середовищі LabVIEW 8.5

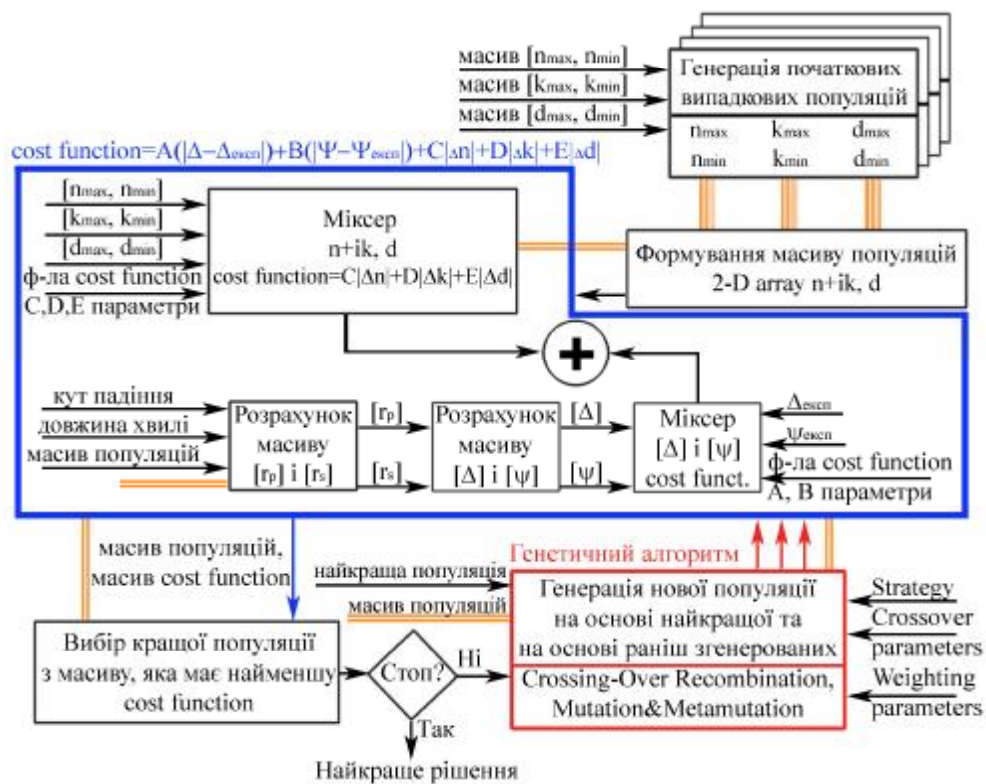


Рисунок 2 - Блок-діаграма розв'язання оберненої задачі еліпсометрії з використанням генетичного алгоритму

Архітектурно програма базується на State Machine на основі черги (Queue State Machine) (більш детально див. [16]) та на трьох паралельно працюючих потоках: інтерфейсний потік відповідає за реакцію подій користувача і User Events, потік підготовки та відображення даних, розрахунковий потік. Передача даних та синхронізація між паралельно працюючими потоками відбувається через User Events та за допомогою черги (метод Queue by name). Селектором стану State Machine є кластер, що складається з Enum Type Definition та даних типу варіант. Така архітектура дозволяє легко підтримувати, розширяти та масштабувати програму. При необхідності розрахунковий потік може бути легко модифікований та запущений паралельно на декількох ПК або ядрах процесора, що призведе до збільшення розрахункових популяцій та швидкодії практично лінійно. Старт паралельних потоків та передача reference на User Events реалізується через VI Server.

Блок-діаграма частини розрахункового потоку, яка відповідає безпосередньо за розв'язок оберненої задачі еліпсометрії з використанням генетичного алгоритму, показана на рис. 2. Головна стратегія алгоритму – пошук таких параметрів моделі, при яких *cost function* буде мати мінімальне значення. На першому етапі необхідно згенерувати набори початкових випадкових популяцій у кількості зазначеними користувачем тільки для тих параметрів, для яких задана необхідність пошуку (рис. 1, поз. 1, кнопка із зображенням лампи). Наприклад, на рис. 1 задано 14 параметрів для пошуку і в опціях користувачем задана необхідність генерувати 15 наборів популяцій. В результаті першого етапу ми отримуємо двовимірний масив 14x15 початкових випадкових згенерованих популяцій. Особливістю цього етапу є те, що початкові випадкові популяції параметрів можуть при необхідності генеруватися в вузькому діапазоні min-max заданого для кожного параметра окремо (див. рис. 1, поз. 1), в такому випадку значення згенерованих параметрів знаходяться поруч із можливими розв'язками і час на пошук кінцевого розв'язку зменшується. Хоча існує можливість задати довільні початкові значення, що призводить до збільшення часу пошуку, але якщо точно невідома модель досліджуваного об'єкта, то такий підхід буде найоптимальнішим. Далі сформований двовимірний масив параметрів передається у підпрограму розрахунку *cost function*, яка знаходить окремо для кожної згенерованої популяції максимальну похибку і відхилення від заданої моделі, наприклад, загальне співвідношення запропоноване нами для знаходження величини *cost function* може бути представлено в такому вигляді:

$$cost\ function = A(|\Delta - \Delta_{експ}|)^{n_1} + B(|\Psi - \Psi_{експ}|)^{n_2} + C(|\Delta n|)^{n_3} + D(|\Delta k|)^{n_4} + E(|\Delta d|)^{n_5}, \quad (1)$$

де *cost function* – сумарна похибка і відхилення згенерованої популяції по відношенню до заданої моделі і зазначених експериментальних значень $\Psi_{експ}$ і $\Delta_{експ}$; розрахункові параметри Ψ , Δ , n , k , d – головний азимут, різниця фаз, показник заломлення $n+ik$ та товщина шару; A , B , C , D , E та показники степеня n_1 , n_2 , n_3 , n_4 , n_5 – вагові параметри, які задають величину внеску в сумарну *cost function* відхилення розрахункових параметрів Ψ і Δ від експериментальних значень $\Psi_{експ}$ і $\Delta_{експ}$ та відхилення розрахункових параметрів n , k і d від інтервалів $n_{min} - n_{max}$, $k_{min} - k_{max}$, $d_{min} - d_{max}$.

Далі з усіх згенерованих популяцій вибирається найкраща (з мінімальним значенням *cost function*) і на основі неї ГА формує новий набір популяцій параметрів шляхом мутації, заміщення та рекомбінації

(див. детальний опис нижче). Нові популяції потрапляють в підпрограму розрахунку *cost function* і далі ведеться розрахунок по колу. Критерієм зупинки розрахунку може бути зменшення *cost function* нижче граничного (наприклад менше 10^{-10} , в залежності від значень вагових параметрів, які входять в *cost function*) або зупинка за вимогою користувача.

Змінюючи вагові параметри *cost function*, ми можемо впливати на процес пошуку розв'язку і за необхідністю робити зміну того чи іншого розрахункового параметру більш впливовою на кінцеву сумарну *cost function*. Наприклад, якщо ми впевнені в отриманих експериментальних значеннях $\Psi_{експ}$ і $\Delta_{експ}$ то, можемо задати параметри A та B на рівні, наприклад, 10^4 , а показники степені n_1 і n_2 вибрати в діапазоні 3-5. Параметри C , D , $n_{min} - n_{max}$, $k_{min} - k_{max}$ і показники степені n_3 і n_4 вибираються в залежності від того, чи точно відома модель розрахункового стеку багатопарової плівкової системи. Також необхідно відмітити, що нами використовуються табличні дані показника заломлення $n+ik$ для масивних зразків в залежності від довжини хвилі (дисперсійна залежність). Це обумовлює незначне природне розходження розрахункових значень $n+ik$ на рівні 5% для плівкових зразків і табличних значень для масивних зразків. З урахуванням зазначеного розходження необхідно вибрати діапазон зміни параметрів $n_{min} - n_{max}$ і $k_{min} - k_{max}$ на рівні 5% по відношенню до табличних значень у випадку точно відомої моделі розрахункового стеку, параметри C і D можуть мати значення, наприклад, 10^3 , а показники степені n_3 і n_4 вибрані в діапазоні 2-3. При виборі параметрів E , $d_{min} - d_{max}$ та показника степені n_5 керуються подібною логікою. В залежності від того, відома товщина шарів чи, навпаки, її необхідно знайти, в нашому випадку діапазон $d_{min} - d_{max}$ вибирався широкий (до 100% по відношенню до прогнозованої товщини), параметр E мав значення 10^2 , а показник степеня n_5 варіювався в діапазоні 2-3.

На рис. 3 наведена детальна схема реалізації ГА на прикладі стратегії /best/1/exp [4]. Архітектура розробленої нами підпрограми ГА базується на двох циклах: зовнішньому for та внутрішньому while, а чорні стрілки вказують на потік даних і порядок виконання коду.

Вхідними параметрами підпрограми є двовимірний масив популяцій (поз. 1), масив «найкраща популяція», ваговий параметр (weighting parameter), crossover parameter та кількість нових популяцій. Зовнішній цикл for здійснює послідовну вибірку популяцій (поз. 5) із загального двовимірного масиву популяцій (поз. 1). В даному випадку використовується властивість циклу for до автоіндексації вхідних масивів (поз. 5.1) з подальшою передачею вибраного одновимірного масиву у внутрішній цикл while (поз. 5.2) для здійснення його модифікації і рекомбінації. Також цикл for на кожній ітерації здійснює випадкову вибірку з двовимірного масиву (поз. 1), двох одновимірних масивів популяцій (поз. 3) також з подальшою передачею їх у внутрішній цикл while, де на основі їх буде здійснюватись мутація поточної популяції. Кількість ітерацій циклу for дорівнює кількості рядків двохвимірного масиву (поз. 1). Внутрішній цикл while реалізує модифікацію поточної популяції (поз. 5, 8) на основі мутації значень найкращої популяції (поз. 4, 7.2) за допомогою двох випадково вибраних циклом for масивів популяцій (поз. 3). На першій ітерації циклу while генерується випадкове число (поз. 6), яке вказує на стартову позицію масивів: поточна популяція (поз. 5), найкраща популяція (поз. 4) та двох випадково вибраних масивів (поз. 3), з яких в майбутніх ітераціях буде здійснюватись послідовна вибірка елементів, проведення арифметичних дій (мутація) (поз. 7-7.2) і запис нових елементів (поз. 8) за відповідними

індексами у поточну популяцію (поз. 5). Цикл while здійснює послідовне заміщення елементів масиву поточна популяція (поз. 5) до тих пір, поки не буде заміщений останній елемент масиву (якщо результатом виконання умови 9.1 буде false), або згенероване випадкове число буде більше за значення crossover параметру (не виконається умова 9.2). У результаті виконання обох циклів ми отримуємо новий двовимірний масив популяцій, в якому у кожному рядку буде знаходитись послідовність випадкової довжини нових елементів, розрахованих на базі кращої популяції і двох випадково вибраних масивів.

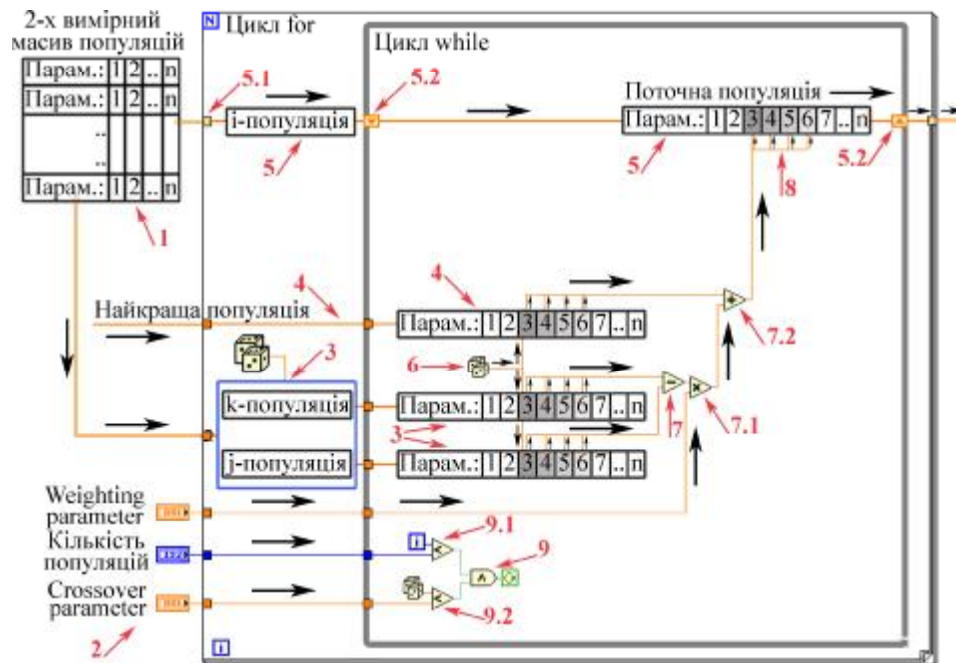


Рисунок 3 - Блок-діаграма принципу дії генетичного алгоритму

Загальне співвідношення, що описує ГА стратегії /best/1/exp може бути представлено у такому вигляді:

$$temp[n_i, m_j] = best\ fit[m_j] + weighting(randk[m_j] - randj[m_j]), \quad (2)$$

де $temp[n_i, m_j]$ – новий двовимірний масив популяцій; $best\ fit[m_j]$ – найкраща популяція (з найменшим поточним значенням $cost\ function$); $weighting$ – ваговий параметр; $randk[m_j]$, $randj[m_j]$ – два випадково вибраних масива.

Основні поради по підбору величини $weighting$ та $crossover$ параметрів при використанні ГА наведені в роботах [4,5]; нами були використанні наступні значення параметрів: $weighting = 0.8$, $crossover = 0.9$.

3 ЕКСПЕРИМЕНТАЛЬНІ РЕЗУЛЬТАТИ ТА ЇХ ОБГОВОРЕННЯ

Спін-вентельні структури Au(Знм)/Co(Знм)/Cu(6-12нм)/Co(20нм)/SiO₂/Si отримували шляхом термічного випаровування у надвисокому вакуумі ~10⁻⁷ Па на ретельно підготовлені підкладки SiO₂/Si. Контроль товщини в процесі наплення здійснювався методом кварцового резонатора.

Дослідження оптичних властивостей здійснювалось за допомогою нуля-еліпсометра, який був самостійно виготовлений з оптичних елементів компанії THORLABS. Всі вимірювання здійснювались при куті падіння 70° та довжині хвилі $\lambda=632,8$ нм. На рис. 4, а наведені отримані експериментальні значення Δ і Ψ при дослідженні вказаних спін-вентельних систем. Особливістю досліджувальних зразків, було те, що всі вони отримувалися в одному технологічному циклі, усі товщини шарів рівні крім шару міді, товщина якого варіювалась в діапазоні 6-12 нм. На рис. 4, б наведена модель розрахункового стеку багат шарової плівкової структури яка використовувалась для пошуку розв'язків в запропонованому нами програмному забезпеченні. Коридор значень параметрів заломлення n і k (в яких здійснювався пошук розв'язків) складав 3%, а діапазон значень можливих товщин окремих шарів вибирався більш широкий.

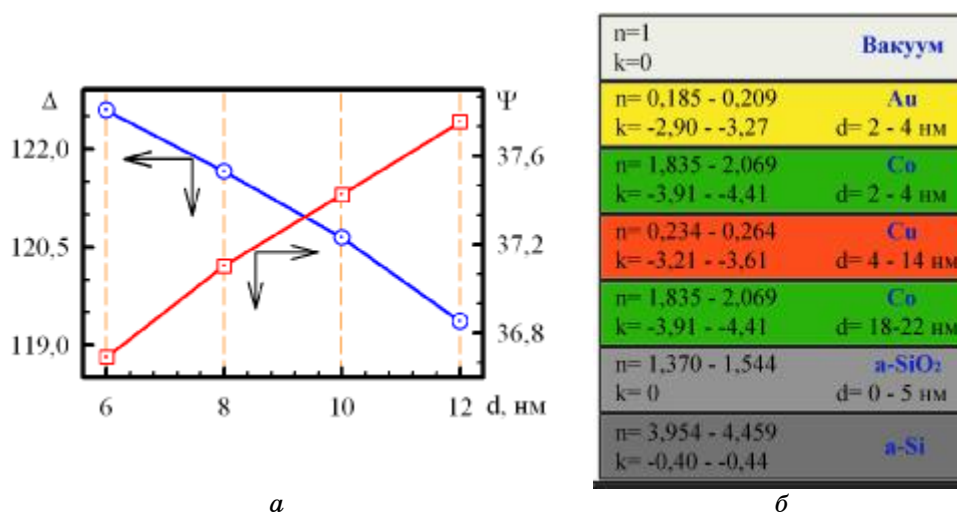


Рисунок 4 – Експериментальні значення Δ і Ψ в залежності від товщини шару Cu в багат шаровій плівковій спін-вентельній системі Au(3нм)/Co(3нм)/Cu(6-12нм)/Co(20нм)/SiO₂/Si (а) та схематичне представлення моделі досліджувальних багат шарових систем із зазначенням коридорів, в яких здійснювався пошук розв'язків (б)

Як видно із рис. 4, а незначна зміна товщини шару міді призводить до суттєвих змін отриманих експериментальних значень Δ і Ψ , якщо врахувати точність визначення Δ і Ψ в нашому випадку не гіршу за $0,01^\circ$, можна стверджувати, що еліпсометричний метод добре підходить до прецензійного визначення товщини ультратонких плівок. У таблиці 1 представлені узагальнені результати розрахунку з використанням ГА.

Як добре видно з даних, наведених у таблиці, всі розв'язки, які знайшов ГА фізичні. Ймовірність того, що ГА знайде не фізичний розв'язок зростає зі збільшенням кількості параметрів, для яких здійснюється пошук та у випадку задавання надто широких діапазонів пошуку. Цікавим є поведінка ГА у випадку завдання хибного діапазону зміни, наприклад, товщини. Як правило у цьому випадку ГА не зможе знайти розв'язок, що є ще одним підтвердженням переваги ГА для пошуку фізичних розв'язків. Як видно з таблиці, всі знайдені значення товщин, як правило менші ніж товщини, які були визначені за допомогою метода кварцового резонатора, що пояснюється доволі великою його похибкою (на рівні 10-20%).

Таблиця 1 – Результат роботи ГА по пошуку можливих розв’язків в багат шаровій плівковій спін-вентельній системі Au(3нм)/Co(3нм)/Cu(6-12нм)/Co(20нм)/SiO₂/Si

Матеріал шару	Табличні данні		Товщина, кварц d, нм	Розрахункові данні з використанням ГА		
	n	k		n	k	d, нм
Au(3нм)/Co(3нм)/Cu(6нм)/Co(20нм)/SiO ₂ /Si, Δ _{експ} =122,587, Ψ _{експ} =36,69						
Au	0,1970	-3,0901	3	0,196±0,01	-3,269±0,1	2,58±0,2
Co	1,9524	-4,1586	3	1,974±0,03	-4,384±0,2	2,9±0,5
Cu	0,2491	-3,4100	6	0,239±0,01	-3,552±0,1	5,55±0,3
Co	1,9524	-4,1586	20	1,942±0,01	-4,179±0,2	19,1±0,5
a-SiO ₂	1,4571	0	-	1,420±0,07	0	3,3±0,5
a-Si	4,2063	-0,4223	-	4,420±0,1	-0,426±0,02	-
Au(3нм)/Co(3нм)/Cu(8нм)/Co(20нм)/SiO ₂ /Si, Δ _{експ} =121,650, Ψ _{експ} =37,104						
Au	0,1970	-3,0901	3	0,202±0,01	-3,156±0,1	2,08±0,1
Co	1,9524	-4,1586	3	1,920±0,05	-4,381±0,2	3,48±0,2
Cu	0,2491	-3,4100	8	0,249±0,01	-3,559±0,1	7,06±0,2
Co	1,9524	-4,1586	20	1,977±0,06	-4,236±0,1	19,2±0,5
a-SiO ₂	1,4571	0	-	1,398±0,08	0	2,1±0,5
a-Si	4,2063	-0,4223	-	4,423±0,1	-0,411±0,02	-
Au(3нм)/Co(3нм)/Cu(10нм)/Co(20нм)/SiO ₂ /Si, Δ _{експ} =120,639, Ψ _{експ} =37,42						
Au	0,1970	-3,0901	3	0,198±0,01	-3,271±0,05	2,03±0,2
Co	1,9524	-4,1586	3	1,942±0,1	-4,390±0,05	3,21±0,2
Cu	0,2491	-3,4100	10	0,250±0,01	-3,607±0,02	9,09±0,2
Co	1,9524	-4,1586	20	2,009±0,05	4,05072±0,1	19,1±0,5
a-SiO ₂	1,4571	0	-	1,395±0,08	0	2,3±0,5
a-Si	4,2063	-0,4223	-	4,449±0,2	-0,43±0,02	-
Au(3нм)/Co(3нм)/Cu(12нм)/Co(20нм)/SiO ₂ /Si, Δ _{експ} =119,360, Ψ _{експ} =37,75						
Au	0,1970	-3,0901	3	0,196±0,01	-3,250±0,05	2,00±0,2
Co	1,9524	-4,1586	3	1,970±0,1	-4,330±0,05	3,65±0,2
Cu	0,2491	-3,4100	12	0,249±0,01	-3,605±0,02	11,25±0,2
Co	1,9524	-4,1586	20	2,060±0,05	-4,120±0,1	19,71±0,5
a-SiO ₂	1,4571	0	-	1,410±0,08	0	1,5±0,5
a-Si	4,2063	-0,4223	-	4,293±0,2	-0,441±0,02	-

Використання запропонованого нами програмного забезпечення на базі ГА для обробки експериментальних даних, отриманих методом еліпсометрії, при аналізі багат шарових плівок може дати змогу проводити дослідження, наприклад, дифузійних процесів, твердофазних реакцій [17-18] у системах, аналіз яких другими методами складний або неможливий.

Робота виконана в рамках спільного науково-технічного проекту між Сумським державним університетом та Інститутом фізики Словацької Академії наук (м. Братислава). Проценко С.І. вдячний директору Інституту фізики Д-ру наук Еві Майковій та фонду SAIA за наданий індивідуальний грант і можливість проводити дослідження на сучасному обладнанні Інституту фізики протягом 5 місяців, в результаті чого з’явилась ідея написання цієї спільної роботи.

SUMMARY

USAGE OF GENETIC ALGORITHM FOR THE SOLUTION OF THE RETURN PROBLEM OF THE ELLIPSOmetry

M.G. Demidenko, S.I. Protsenko, O.B. Protsenko, O.V. Fedchenko, P. Siffalovic*

Sumy State University

* Institute Physics of Slovak Academy of Sciences, Bratislava

The approach to usage of genetic algorithms at processing of the experimental data obtained by the method null-ellipsometry method from the investigation of multilayer film structures has been offered In this work. It is shown, that genetic algorithms can be applied at finding of physical solutions in systems which have a considerable quantity of unknown parameters.

СПИСОК ЛІТЕРАТУРИ

1. Hilfiker J. N., Thompson D. W., Hale J. S., at all. In-situ ellipsometric characterization of the electrodeposition of metal films // Thin Solid Films.- 1995.- V.270.- P.73-77.
2. Mitchell M. An Introduction to Genetic Algorithms.Fifth printing. – MA.: The MIT Press, 1999.-221p.
3. Holland J. H. Adaptation in Natural and Artificial Systems. – Ann Arbor: The MIT Press, 1992. –228p.
4. <http://www.icsi.berkeley.edu/~storn/code.html>
5. Ken Price, Rainer Storn, Jouni Lampinen. Differential Evolution - A Practical Approach to Global Optimization. – Springer, 2005.–538p.
6. Randy L. Haupt, Sue Ellen Haupt. Practical Genetic Algorithms. – New York: Wiley-Interscience, 1997.–272p.
7. Аззам Р, Башара Н. Эллипсометрия и поляризованный свет.– М.: Мир, 1981.–583с.
8. Карпуша В.Д., Швец У.С. Взаимосвязь оптических свойств приповерхностных слоев и объемных характеристик аморфных сплавов // ФТТ.- 2007.-Т.49., Вып.3.- С. 465 – 467.
9. Романенко А.А. О повышении чувствительности эллипсометрического метода исследования нанослоев // ЖТФ.– 2000.– Т.26,В.14.– С. 18-23.
10. Kudla A. Application of the genetic algorithms in spectroscopic ellipsometry // Thin Solid Films –V.455. – 2004. – P. 804-808.
11. Polgar O., Fried M., Lohner T., Barsony I. Comparison of algorithms used for evaluation of ellipsometric measurements. Random search, genetic algorithms, simulated annealing and hill climbing graph-searches // Surface Science.–2000.– V. 457. – P. 157-177.
12. Aleksandra B. Djuricic, Jovan M. Elazar, Aleksandar D. Rakic. Modelsig the optical constants of solids using genetic algorithms with parameter space size adjustment //Optics Communications.- 1997.- V.134.- P. 407-414.
13. Tiilikainen J, Bosund V, Tilli J-M., et all. Genetic algorithm using independent component analysis in x-ray reflectivity curve fitting of periodic layer structures // J. Phys. D: Appl. Phys.- 2007.- V.40.- P.6000-6004
14. Marszaek M., Jaworski J., Michalik A., et all. Structural and magnetoresistive properties of Co/Cu multilayers // J. of Mag. Magn. Mater.-2001.- V. 226.- P. 1735-1737.
15. Bjorck M., Andersson G. GenX: an extensible X-ray reflectivity refinement program utilizing differential evolution // J.Appl.Cryst.- 2007.- V. 40.- P. 1174–1178.
16. Rick Bitter, Taqi Mohiuddin. LabVIEW. Advanced programming techniques. - Illinois: CRS Press, 2007. – 497 p.
17. Jergel M., Cheshko I., Protsenko S., at all. *Thermally induced structural transformation in Co films for giant magnetoresistance spin valves.* Materials of XXI Congress and General Assembly of the International Union of Crystallography. – Osaka, 23 – 31 August, 2008.
18. Majkova E., Protsenko S., Cheshko I., at all. *Correlation between structure and optical properties of Au(Ag)/Co films systems.* Materials of XLII Zakopane School of Physics “Breaking Frontiers: Submicron Structures in Physics and Biology”. – Zakopane, 19 - 24 May, 2008.

Демиденко М.Г., аспірант кафедри прикладної фізики;

Проценко С.І., доцент кафедри прикладної фізики;

Проценко О.Б., доцент кафедри інформатики;

Федченко О.В., студентка фізико-технічного факультету;

Шифолович П., доктор, Інститут фізики Словацької Академії наук

Надійшла до редакції 23 травня 2008 р.