

## ТЕХНІКА ТА ПРИСТРОЇ НВЧ ДІАПАЗОНУ. АНТЕННА ТЕХНІКА

УДК 621.396.674.3

### НЕЙРОННО-ГЕНЕТИЧНИЙ МЕТОД СИНТЕЗУ АНТЕН ТА ПРИСТРОЇВ НВЧ

*Дубровка Ф.Ф., Василенко Д.О.*

*Запропоновано підхід до синтезу антен та пристроїв НВЧ, в якому моделювання об'єкту здійснюється за допомогою штучних нейронних мереж, а синтез здійснюється шляхом інверсії штучної нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму.*

Проектування антен та пристроїв НВЧ із використанням програм точного електродинамічного розрахунку та сучасних методів оптимізації (таких, наприклад, як генетичні алгоритми) демонструє високу надійність та ефективність, однак вимагає значних витрат обчислювальних ресурсів та часу. Так, при використанні генетичного алгоритму значна частина часу оптимізації витрачається на розв'язання електродинамічної задачі для кожного з пристроїв, що відповідають хромосомам у популяції. Це значною мірою унеможливає використання достатньо великих значень популяції, необхідних для всебічного дослідження простору можливих рішень, що через стохастичну природу генетичного алгоритму змушує повторювати процес оптимізації 10...20 разів для упевненості знаходження глобального екстремуму (оптимального розв'язку) задачі.

Для пришвидшення процесу оптимізації необхідно відмовитися від використання програм точного електродинамічного розрахунку параметрів антен та пристроїв НВЧ на користь їх наближених моделей. У моделюванні різноманітних антен та пристроїв НВЧ широкого розповсюдження набув метод просторового відображення [1], різноманітні його модифікації [2,3] та штучні нейронні мережі (ШНМ) [4,5]. Метод відображення поєднує в собі використання високоточних даних обчислень у програмах точного електродинамічного розрахунку та наближених моделей, що використовують еквівалентні кола або квазістатичну апроксимацію і встановлює функціональну залежність між цими двома моделями. Метод відображень показав високу ефективність при оптимізації різноманітних НВЧ фільтрів та кіл [2,3], ліній передачі [6], простих щільних та клаптикових антен. Однак, багато пристроїв НВЧ та ширококугових антен є занадто складними, щоб їх можна було описати емпіричними чи аналітичними формулами. З іншого боку, нейронні мережі (НМ) є універсальними і дозволяють створювати моделі для різноманітних пристроїв НВЧ [7] та антен [8] складної конструкції. ШНМ традиційно використовують для аналізу, моделюючи залежність електродинамічних параметрів пристрою від його геометрії. При синтезі пристроїв необхідна зворотна до даної функція. Опис такої функціональної залежності за допомогою НМ, згідно з проведеними дослідженнями

ми [9], унеможливлене здійснення повністю автоматичного процесу синтезу. Він можливий лише для обмеженого кола задач, що пов'язано, в першу чергу, з багатозначністю інверсної функції. Ми пропонуємо здійснювати інверсію ШНМ із модульною структурою за допомогою генетичного алгоритму (ГА), що забезпечує ефективний синтез пристроїв НВЧ та антен.

### Нейронна модель об'єкта синтезу

Ефективним у створенні прямої моделі для відображення геометрії пристрою у його електродинамічні параметри є багатшаровий перцептрон ([від лат. *perceptio*) – сприймання, пізнання і (елект)рон] – електронний пристрій для розпізнавання зорових образів), що відомий своєю здатністю описувати будь-яку складну функцію з глобальними узагальнюючими властивостями [10]. Нейрони у багатшаровому перцептроні організовані в пошарову структуру з прямою передачею

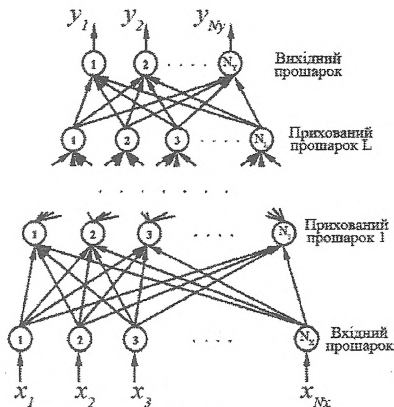


Рис. 1

сигналу. Типова мережа містить вхідний прошарок, вихідний прошарок та принаймні один прихований прошарок (рис.1). Для перцептрона характерна архітектура, коли кожен нейрон поєднаний з кожним з нейронів у наступному прошарку, але не поєднаний з нейронами з того самого прошарку. Кожний нейрон мережі продукує зважену суму своїх входів, пропускає цю величину через передавальну функцію і видає вихідне значення. Математичний опис нейрону при цьому має вигляд:

$$y_j = g\left(\sum_{k=1}^K w_{jk} x_k - \theta_j\right)$$
, де  $x_k$  та  $w_{jk}$  – значення на вході  $j$ -го нейрону та відповідні їм вагові коефіцієнти;  $\theta_j$  – порогове значення нейрону;  $y_j$  – вихідне значення  $j$ -го нейрону. Передавальна функція нейрону  $g(\cdot)$  в залежності від потреб оптимізації може бути лінійною, кусочно-лінійною або S-подібного (сигмоїдного) типу. Для моделей складних пристроїв найчастіше використовують передавальну функцію логарифмічного типу

$$g(z) = \frac{1}{1 + \exp(-az)}$$
, або у вигляді гіперболічного тангенсу

$$g(z) = \frac{1 - \exp(-az)}{1 + \exp(-az)}$$
. Кількість нейронів у вихідному ( $N_y$ ) і вхідному

( $N_x$ ) прошарку визначається кількістю функцій ( $y_1, \dots, y_{N_y}$ ), які моделюють

ШНМ, та кількістю змінних  $(x_1, \dots, x_{N_x})$ , від яких залежать дані функції. Нейрони у вхідному прошарку призначені для сприймання вхідних параметрів ШНМ і тому кожен такий нейрон має лише один вхід і, як правило, найпростішу лінійну передавальну функцію.

Мережею можна моделювати функцію будь-якої складності. Чим складніша передавальна функція, тим більше потрібно прошарків і нейронів у кожному прошарку. Визначення числа проміжних прошарків і числа нейронів у них є важливим при моделюванні мережі. Для визначення розміру нейронної мережі існують лише загальні правила. Так, згідно з [11], для досягнення узагальнюючих властивостей кількість нейронів

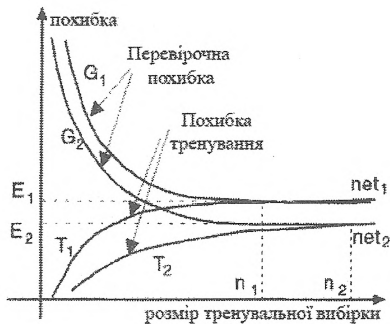


Рис.2

( $J$ ) у прихованому прошарку має складати:  $J = \frac{PT}{10(K + I)}$ , де  $PT$  -

кількість тренувальних даних,  $K$  та  $I$  - кількість нейронів у вхідному та вихідному прошарку відповідно. Але на практиці архітектуру нейронної мережі вибирають за емпіричними даними або за результатами числових досліджень. Рис. 2 демонструє взаємозв'язок параметрів у нейронній мережі. Так, оптимальним режимом тренування ШНМ можна вважати стан, коли значення перевірконої похибки і похибки тренування однакові. При цьому тренувальна вибірка використана оптимально. При збільшенні ступенів свободи у ШНМ (перехід від  $net1$  до  $net2$ ), тобто збільшення прошарків або/та кількості нейронів у прошарках, для досягнення стану рівноваги необхідний більший розмір тренувальної вибірки ( $n_2 > n_1$ ), але якість нейронної мережі при цьому зростає (зменшується похибка,  $E_2 < E_1$ ). Після того, як визначено число прошарків і число нейронів у кожному з них, потрібно знайти значення для синаптичних – мікроскопічні спеціалізовані утворення, через які передаються нервові збудження) ваг і порогів мережі, які спроможні мінімізувати похибку результату. Саме для цього існують алгоритми навчання, де відбувається підгонка моделі мережі до наявних навчальних даних. Похибка  $E^p(w)$  для конкретної моделі мережі визначається шляхом проходження через мережу всіх навчальних прикладів і порівняння наявних вихідних значень  $y(p)$  з бажаними значеннями  $d(p)$ . За функцію похибок найчастіше беруть суму квадратів похибок

$$E^p(w) = \sum_{p=1}^{PT} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^I [d_i(p) - y_i(p)]^2.$$

У класичному алгоритмі тренування нейронної мережі, який базується на зворотному поширенні похибки, зміна синаптичних ваг у нейронах відбувається у зворотному напрямку до вектора градієнту поверхні похибок:  $\Delta w = -\eta \cdot \nabla E^p(w)$ . Складність полягає у виборі довжини кроків  $\eta$ . При довгих кроках збіжність буде швидшою, але є небезпека перестрибнути розв'язок, або піти в неправильному напрямку. При короткому кроці, правильний напрямок буде виявлений, але зростає кількість ітерацій. На практиці розмір кроку береться пропорційним крутизні схилу з деякою константою - швидкістю навчання. Правильний вибір швидкості навчання залежить від конкретної задачі і здійснюється дослідним шляхом. Ця константа може також залежати від часу, зменшуючись по мірі просування алгоритму. Процес навчання припиняється, коли пройдена визначена кількість епох або коли похибка досягає визначеного рівня малості, або коли похибка перестає зменшуватись. Епохою називається обробка всіх тренувальних даних алгоритмом навчання один раз. При цьому для визначення напрямку зміни синаптичних ваг береться сума похибок від кожної окремої тренувальної пари вхідних/вихідних параметрів – таким чином навчання проходить відразу по всій вибірці. Для уникнення проблем, пов'язаних із класичним алгоритмом зворотного поширення, використовують метод спряжених градієнтів та квазі-ньютонівські методи. З метою покращення узагальнюючих властивостей ШНМ можна мінімізувати в процесі навчання зважену суму квадратів вагових коефіцієнтів ШНМ та похибок. Краще узагальнення досягається тим, що при невеликих значеннях вагових коефіцієнтів у ШНМ малій зміні вхідних параметрів відповідає невелика зміна вихідних параметрів. Часто для створення моделі використовується мала кількість тренувальних даних, що створює можливість виникнення перенавчання. При цьому ШНМ дуже добре відображає тренувальні дані, але при перевірці ШНМ на даних, які не містилися у тренувальній вибірці, похибка значно перевищує похибку при тренуванні. Певним захистом від цього може слугувати передчасна зупинка процесу тренування, якщо протягом певної кількості епох похибка перевірки зростає при одночасному зменшенні похибки тренування.

#### Інверсія нейронної мережі за допомогою генетичного алгоритму

Інверсія НМ полягає у знаходженні таких вхідних значень мережі, що відповідають певним, наперед заданим вихідним параметрам. При цьому жоден із вагових коефіцієнтів НМ під час інверсії не змінюється. Ідею інверсії одношарової ШНМ за допомогою градієнтного пошуку вперше запропонував *Williams* [12], і трохи пізніше розширив *Linden* та *Kinderman* [13]. У класичному вигляді для інверсії використовують алгоритм зворотного поширення похибки, який вимагає, щоб пристрій, параметри якого піддаються оптимізації, був описаний лише однією нейронною мережею. Однак, більшість антен та пристроїв НВЧ занадто складні, щоб їх параметри можна було змоделювати лише однією ШНМ, що робить використання

класичного алгоритму інверсії неможливим. Інша проблема, що виникає при інверсії складних багатошарових ШНМ (а саме такі використовуються для моделювання більшості антен та пристроїв НВЧ), полягає у наявності значної кількості локальних екстремумів (оптимумів) функції, яка описує залежність вихідних параметрів ШНМ від вхідних. У локальних екстремумах градієнтні методи, як відомо, можуть «застрягнути». Розв'язати ефективно цю проблему можливо, якщо замінити в інверсії градієнтний пошук на ГА. ГА – це стохастичний метод пошуку глобального оптимуму, що базується на дарвіністській теорії природного відбору та еволюції [14]. Просування у бік глобального оптимуму забезпечується у ГА за рахунок використання процесу відбору, керованого за допомогою функції пристосування, тоді як дослідження простору рішень відбувається завдяки рекомбінації та мутації хромосом у даній популяції. Схему алгоритму, що пропонується, представлено на рис.3. Алгоритм забезпечує інверсію ШНМ із застосуванням ГА. Об'єктом оптимізації тут є глобальна НМ, яка містить різні модулі, що відображають геометричні параметри об'єкту у електродинамічні параметри, такі як коефіцієнт відбиття, коефіцієнт спрямованої дії, ширина головної пелюстки діаграми спрямованості, рівень бічних пелюсток, рівень кросполяризаційних пелюсток, тощо.



Рис.3

В залежності від складності кожен модуль представляє параметри об'єкта в усій робочій смузі частот або лише на одній частоті; при цьому всі ШНМ мають ті самі вхідні параметри, що відображають геометрію об'єкту. Така архітектура дозволяє змінювати частотну дискретизацію або додавати нові електродинамічні параметри без потреби проводити нове тренування існуючих ШНМ. При використанні ГА для інверсії є можливість враховувати при оптимізації як безперервні (наприклад, лінійні розміри чи позиція окремих елементів об'єкту дослідження) так і дискретні геометричні параметри та параметри середовища (наприклад, діелектрична проникність підкладки). У ГА можливі варіанти розв'язку представлені у вигляді штучної хромосоми (ланцюга), в якому відповідним чином закодовані всі параметри, модифікацією яких досягається синтез пристрою. Якщо використовується бінарний ГА, то кількість бітів, яка потрібна для кодування параметру, визначається точністю можливого конструктивного виконання та чутливістю пристрою до зміни певного параметра. ГА оперує не окремими хромосомами, а відразу їх об'єднанням у групу (популяцію). При переході до наступної популяції ГА модифікує попередню шляхом використання рекомбінації (обмін частинами хромосом) та мутації (випадкової зміни не-

великої частини хромосоми).

При оптимізації антен та пристроїв НВЧ за допомогою ГА можна задавати бажані параметри пристрою у вигляді діапазону значень. При цьому функція пристосування часто має складний вигляд [15]. При застосуванні ж інверсії параметри об'єкту дослідження ( $P1\_spec, \dots, PN\_spec$ , наприклад, коефіцієнти  $S11\_spec, G\_spec$ ) повинні бути задані для кожної частоти перед застосуванням алгоритму. Особливу увагу при цьому слід звернути на можливість фізично реалізувати в даному пристрої задані параметри. ГА знаходить такі геометричні параметри об'єкту дослідження, які забезпечують оптимальний розв'язок з параметрами, найближчими до заданих. Рішення, які хромосоми беруть участь у рекомбінації для створення наступної популяції, приймається на основі значення функції пристосування ( $F$ ), яка обчислюється як проста сума різниць по кожній із частот між заданими параметрами об'єкту та значеннями, що дає ШНМ для кожної хромосоми ( $P1, \dots, PN$ ): 
$$F = K_1 \sum_{freq} |P1 - P1\_spec| + \dots + K_N \sum_{freq} |PN - PN\_spec|$$

Коефіцієнти  $K_N$  використовують для того, щоб вирівняти або, навпаки, надати перевагу одному з параметрів і таким чином вплинути на процес добору через функцію пристосування. Із такою функцією пристосування алгоритм працює в режимі мінімізації і теоретично найкраща хромосома після закінчення інверсії має мати значення  $F = 0$ . Якість інверсії значною мірою залежить від ступеня свободи функції з багатьма змінними, що описує залежність електродинамічних параметрів від геометрії об'єкту. Чим більше геометричних параметрів впливає на електродинамічні параметри, тим краще можна задовольнити визначеним параметрам під час інверсії. З іншого боку, зростання ступенів свободи призводить до ускладнення архітектури та процесу тренування ШНМ. Оскільки ШНМ вимагають значно менше комп'ютерного часу для обчислення електродинамічних характеристик ніж програми точного розрахунку, то дослідження простору можливих рішень під час інверсії можна в повній мірі забезпечити встановленням достатньо великого значення популяції. Коефіцієнт мутації можна при цьому зафіксувати на низькому рівні (наприклад, 1%).

### Висновки

Запропоновано ефективний метод синтезу антен та пристроїв НВЧ, який базується на поєднанні інверсії нейронних мереж та ГА. Використання ГА для інверсії нейронної мережі дозволяє знаходити глобальний екстремум, використовувати модульну конструкцію, що значно полегшує створення моделі пристрою, дозволяє змінювати частотну дискретизацію або додавати нові електродинамічні параметри без потреби проводити нове тренування існуючих нейронних мереж.

### Література

1. Bandler J., Cheng Q., Dakroury S., Mohamed A.. Space mapping: the state of the art // IEEE Transactions on MTT. – 2004. – Vol. 52. – P. 337-361.
2. Bandler J. W., Hailu D. M., Madsen K., Pedersen F. A space-mapping interpolating surrogate algorithm for highly optimized EM-based design of microwave devices // IEEE Transactions on MTT. – 2004. – Vol. 52. – P. 2593-2600.
3. Bandler J. W., Ismail M.A., Rayas-Sanchez J.E., Zhang Q.J. Neural Inverse Space Mapping (NISM) Optimization for EM-Based Microwave Design // International

- Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering. 2003. V. 13. P.136 - 147.
4. Beine C. Einsatz künstlicher neuronaler Netze bei der Analyse und Synthese planarer Patchantennen für den Mobilfunk. Inst.f. HF-Technik. Diplomarbeit, Ruhr-Universitaet Bochum, 1999.
  5. Guney K., Sarikaya N.A Hybrid Method Based on Combining Artificial Neural Network and Fuzzy Inference System for Simultaneous Computation of Resonant Frequencies of Rectangular, Circular, and Triangular Microstrip Antennas // IEEE Transactions on Antennas and Propagation.— 2007.— Vol. 55.— P. 659-668.
  6. Yildiz C., Turkmen M. Very accurate and simple CAD models based on neural networks for coplanar waveguide synthesis // International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering.— 2005.— Vol. 15.— P. 218-224.
  7. Burrascano P., Fiori S., Mongiardo M. A review of artificial neural networks applications in microwave computer-aided design // International Journal of RF and Microwave Computer-Aided Engineering.— 1999.— Vol. 9.— P. 158-174.
  8. Kim Y., Keely S., Ghosh J., Ling H. Application of artificial neural networks to broadband antenna design based on a parametric frequency model // IEEE Transactions on Antennas and Propagation.— 2007.— Vol. 55.— P. 669-674.
  9. Fedi G., Manetti S., ets. FEM-trained artificial neural networks for the analysis and design of cylindrical posts in a rectangular waveguide // Electromagnetics. 2002. №4. P.323-330.
  10. Haykin S. Neural Networks: A Comprehensive Foundation. — Prentice Hall PTR Upper Saddle River. — New York, 1994.
  11. Baum E., Haussler D. What size net gives valid generalization? // Neural Computation. — 1990. — №1. — P. 151-160.
  12. Williams R. Inverting a connectionist network mapping by backpropagation of error // Proc.8th Annu.Conf.Cognitive Sc. Soc., Hillsdale, NJ:Lawrence Erlbaum, 1986, P.859-865
  13. Linden A., Kindermann J. Inversion of multilayer nets // Proc. Int. Joint Conf. Neural Networks, Washington, DC, 1989, P. 425-430.
  14. Rahmat-Samii Y., Michielssen E. Electromagnetic optimization by genetic algorithms. — J. Wiley. — New York, 1999.
  15. Vasylenko D. O., Dubrovka F. F., Edenhofer P. Contour optimization of a planar broadband dipole using genetic algorithms // Int. Conf. on Antenna Theory and Techniques, September 2007, P. 247-249.

<b>Ключові слова:</b> антени, НВЧ пристрої, методи розрахунку антен та НВЧ пристроїв	
Дубровка Ф.Ф., Василенко Д.А.	Dubrovka F.F., Vasylenko D.O.
<b>Нейронно-генетический метод синтеза антенн и устройств СВЧ</b>	<b>Neural-genetic method for synthesis of antennas and microwave devices</b>
Предложен синтез антенн и устройств СВЧ, в котором моделирование объекта осуществляется с помощью искусственных нейронных сетей, а собственно синтез осуществляется инверсией искусственной нейронной сети с помощью генетического алгоритма.	A neural-genetic concept is proposed for synthesis of antennas and microwave devices. A device to be optimized is modeled by artificial neural networks and synthesis is made by genetic algorithm based inversion of the artificial neural networks.

УДК 621.372

## МОДЕЛЮВАННЯ ПОЛЯ АНТЕННОЇ РЕШІТКИ НА ЦИЛІНДРИЧНИХ ДІЕЛЕКТРИЧНИХ РЕЗОНАТОРАХ

Трубін О.О., Трубаров І.В.

*Викладено загальну методику аналітичного розрахунку полів систем діелектричних резонаторів. Розглянуто пласку решітку з 5-ти діелектричних резонаторів, наведено теоретичні і експериментальні результати моделювання її характеристик.*

### Вступ

Актуальність дослідження можливостей використання діелектричних резонаторів (ДР) в антенній техніці зумовлена освоєнням все більш ви-