

СИНТЕЗ КЛАСИФІКАТОРА ЗАКЛАДНИХ ПРИСТРОЇВ НЕЛІНІЙНОГО ЛОКАТОРА

Одним з ефективних методів пошуку закладних пристроїв є нелінійна локація. Найбільш поширена проблема, що виникає при використанні локаторів нелінійностей (ЛН), це помилкові спрацьовування, які здатні викликати звичайні побутові електронні прилади. Якісний ЛН повинен володіти можливістю проводити обробку та аналіз відбитих сигналів, а також приймати рішення про наявність або відсутність, в досліджуваній зоні, напівпровідникових компонентів з мінімальною ймовірністю прийняття неправильного рішення.

В статті запропоновано основні підходу для синтезу класифікатора нелінійностей, який заснований на структурно-параметричному синтезі нейронних RBF-мереж. Наведений підхід, у порівнянні з непараметричної процедурою класифікації, побудованої на основі оцінок щільності ймовірності Парзена-Розенблатта, полягає у суттєво кращій якості класифікації і істотно меншій складності вирішального правила прийняття рішення.

Ключові слова: закладний пристрій, локатор нелінійностей, нейромережевий класифікатор.

Вступ. Державні та комерційні організації, в процесі своєї діяльності стикаються з різноманітними загрозами, які негативно впливають на ефективність їх роботи. Однією з таких загроз діяльності підприємств, організацій, міністерств, відомств і т.п. є несанкціоноване знімання циркулюючої в них інформації: службової, комерційної, особистої та ін. На теперішній час, у цій сфері діяльності застосовуються найсучасніші досягнення науки і техніки, що використовують різноманітні технічні методи отримання необхідної інформації.

Одними з найпоширеніших способів отримання конфіденційної інформації є:

- підслуховування розмов в приміщенні або в автомобілі за допомогою попередньо встановлених радіомікрофонів, радіостетоскопів, мініатюрних магнітофонів та ін;
- контроль телефонних переговорів, телексних і телефаксних ліній зв'язку, радіотелефонів та радіостанцій, інтернету;
- дистанційне знімання інформації різноманітними технічними засобами та ін.

У свою чергу світова промисловість, в першу чергу китайська, масово виробляє різні пристрої знімання інформації, (наприклад мініатюрні відеокамери), призначені для розважально-шпигунських цілей. До таких міні пристроїв відносяться: годинник-камера, ручка-камера, камера-краватка, відеокамера в гудзику і маса інших закладних пристроїв. Камера-годинник і камера-ручка, найбільш популярні вироби, що мають надзвичайно низьку вартість. У зв'язку з популярністю таких пристроїв та їх вартістю, виникає небезпека масового їх використання, включаючи непрофесіоналів з метою особистого збагачення. Таким чином, розробка нових сучасних методів і засобів пошуку закладних пристроїв (ЗП) несанкціонованого знімання інформації є актуальною науковою задачею.

Аналіз останніх досліджень. Одним з ефективних методів пошуку ЗП є нелінійна локація. Здатність виявляти радіоелектронні об'єкти за допомогою локатора заснована на специфічній властивості напівпровідникових матеріалів, яка полягає в тому, що при їх опроміненні високочастотним радіосигналом відбувається перетворення його частоти в кратні гармоніки з подальшим перевипромінюванням в навколишнє середовище [1].

На відміну від більшості інших методів нелінійний локатор дозволяє виявляти: непрацюючі ЗП (з відключеним електроживленням); ЗП з дистанційним управлінням, що знаходяться в режимі очікування; ЗП із спеціальними технологіями передачі інформації, які застосовуються для підвищення скритності їх роботи (вузькосмугова модуляція, передача сигналів короткими серіями після їх попереднього накопичення в пристрої, використання декількох несучих частот, різні складні види модуляції, та ін.).

Дана особливість нелінійних локаторів має важливе практичне значення, оскільки

дозволяє при проведенні пошукових робіт, не враховувати можливість дистанційного відключення ЗП підслуховуючою стороною, а також підвищує ймовірність виявлення пристрою.

У той же час за допомогою нелінійного локатора не можна виявити, так звані, напівактивні закладки, які не містять напівпровідникових елементів, однак такі закладки використовуються відносно рідко.

Найбільш поширена проблема, що виникає при використанні локаторів нелінійностей (ЛН), це помилкові спрацьовування, які здатні викликати звичайні побутові електронні прилади. На практиці подібні спрацьовування легко помітні візуально, проте, помилкові спрацьовування також можуть виникати через наявність металевих об'єктів, що не містять ніяких електронних компонентів. Отже, якісний ЛН повинен відрізняти напівпровідникові з'єднання від ненапівпровідникових і виключити помилкові спрацьовування. Помилкові спрацьовування також можуть виникати в корозійних металевих конструкціях або місцях з'єднання двох різних металів, які викликають гармонійний відбитий сигнал через свої нелінійні характеристики.

Через відмінності в нелінійних характеристиках напівпровідникових і не напівпровідникових компонентів, відгуки 2-ої і 3-ої гармонік будуть мати різний рівень.

Виходячи з вищевикладеного, якісний ЛН повинен володіти можливістю проводити обробку та аналіз відбитих сигналів, а також приймати рішення про наявність або відсутність, в досліджуваній зоні, напівпровідникових компонентів з мінімальною ймовірністю помилкового спрацьовування (прийняття неправильного рішення). Таким чином, ЛН повинен містити систему обробки інформації, яка приймає відповідне рішення, про наявність чи відсутність в досліджуваній зоні ЗП із заданою вірогідністю, а також (для вирішення деяких спец. задач) проводити класифікацію таких ЗП. Дану задачу можна звести до задачі створення класифікатора нелінійностей.

Формулювання цілей статті. У більшості практичних завдань невідомі статистичні характеристики сигналів і перешкод, які необхідні для синтезу оптимальних систем обробки інформації. При наявності апріорної невизначеності застосовуються різні підходи до обробки інформації. Поряд з класичними статистичними методами останнім часом розвивається новий підхід до обробки емпіричних даних, заснований на нейромережових технологіях. Так в умовах суттєвої апріорної невизначеності з використанням штучних нейронних мереж розроблено підходи до вирішення задач розпізнавання образів, ідентифікації, прогнозування та інших. Ці завдання в більшості випадків можуть бути зведені до наступних основних завдань, або їх комбінаціям: відновлення залежностей; розпізнавання образів (класифікація); оцінювання щільності ймовірності; кластеризація (поділ суміші розподілів).

Проблема класифікації за наявності істотної апріорної невизначеності, виникає в багатьох практичних завданнях: при розпізнаванні мови та зображень, в технічній діагностиці, при виявленні сигналів в радіо-і гідролокації, при прийомі сигналів в системах радіозв'язку [2, 3, 4, 5]. Таким чином, завдання синтезу конструктивних нейромережових класифікаторів є актуальною задачею для вирішення багатьох практичних завдань.

Виклад основного матеріалу. Завдання багатоальтернативної класифікації пов'язана з формуванням вирішального правила, що дозволяє на основі обробки даних спостереження $x \in X$ приймати рішення $u = F(x)$, $u \in U$, де $X \subseteq \mathcal{R}^m$ – множина спостережень. Множина рішень $U = \{u_1, u_2, \dots, u_{K_U}\}$ складається з K_U елементів, один з яких вибирається в результаті виконання процедури класифікації. Дані спостереження $x = [x_1, x_2, \dots, x_m]^T$ містять інформацію про невідомий стан $y \in Y$ досліджуваної системи, де $Y = \{y_1, y_2, \dots, y_{K_Y}\}$ – множина станів цієї системи.

Оптимальний баєсівський класифікатор [6] забезпечує найменше значення середнього ризику

$$G = \sum_{i=1}^{K_Y} \sum_{j=1}^{K_U} g(u_j, y_i) P_{ji} P_i, \quad (1)$$

де P_i – апіорна ймовірність стану $y_i \in Y$; $g(u_j, y_i)$ – задане значення втрат, а P_{ji} – ймовірність винесення рішення за умови, що система знаходиться в стані $y_i \in Y$.

Найменше значення середнього ризику (1) досягається при використанні баєсівського вирішального правила [6]

$$\hat{u} = \arg \min_{u_j \in U} \sum_{i=1}^{K_Y} g(u_j, y_i) P_i p_i(x) \quad (2)$$

де $p_i(x)$ – умовна щільність ймовірності, визначена на множині спостережень X при фіксованому стані $y_i \in Y$. Для здійснення класифікації на основі виразу (2) повинні бути відомі умовні щільності ймовірності $p_i(x)$ і апіорні ймовірності P_i знаходження системи в стані $y_i \in Y$, $i = \overline{1, K_Y}$.

В умовах апіорної невизначеності безпосереднє застосування вирішального правила (2) неможливо, оскільки в загальному випадку $p_i(x)$ і P_i невідомі, $i = \overline{1, K_Y}$. При цьому процедура класифікації будується з використанням вибіркової послідовності незалежних спостережень $x(n)$, $y(n)$, $n = \overline{1, N}$. Використовуючи значення $y(n)$, представимо послідовність спостережень $x(n)$ $n = \overline{1, N}$, у вигляді $X_i = \{x_i(1), \dots, x_i(N_i)\}$, $i = \overline{1, K_Y}$, де N_i – кількість спостережень, відповідних i -му стану системи $\sum_{i=1}^{K_Y} N_i = N$.

Серед безлічі методів класифікації, байєсівська методологія вирішення дозволяє враховувати специфіку розв'язуваної задачі. Для цього задаються втрати $g_{ji} = g(u_j, y_i)$, які виникають при винесенні рішення $u_j \in U$, коли система знаходиться в стані $y_i \in Y$. В окремих задачах, апіорні ймовірності станів вважаються відомими. Якщо апіорні ймовірності станів невідомі, їх можна оцінити за навчальною вибіркою $\bar{P}_i = \frac{N_i}{N}$, $i = \overline{1, K_Y}$. У вирішальному правилі (2) замість апіорних ймовірностей P_i і невідомих щільності ймовірностей $p_i(x)$, $i = \overline{1, K_Y}$ використовуються їх оцінки.

Для формування конструктивно-реалізованої оцінки m -мірної щільності ймовірності $p_i(x)$ можна скористатися полігаусовскою апроксимацією [7, 8, 9]

$$f_i(x, w_i, v_i) = \sum_{j=1}^{q_i} w_{ij} \varphi_{ij}(x, v_{ij}), i = \overline{1, K_Y}, \quad (3)$$

де w_{ij} – питоми ваги, які представляють собою апіорні ймовірності компонентів у суміші розподілів. Кожен з компонентів являє собою гаусову щільність ймовірності

$$\varphi_{ij}(x, v_{ij}) = \varphi(x, M_{ij}, R_{ij}) = (2\pi)^{-m/2} (\det R_{ij})^{-1/2} e^{-\frac{1}{2}(x-M_{ij})^T R_{ij}^{-1}(x-M_{ij})} \quad (4)$$

де M_{ij} – m -вектори математичного сподівання, R_{ij} – $(n \times m)$ коваріаційні матриці.

Вектор v_{ij} складається з елементів вектора M_{ij} і матриці R_{ij} , $i = \overline{1, K_Y}$, $j = \overline{1, q_i}$.

Вираз (3) можна розглядати як характеристику вхід-вихід штучної нейронної RBF-мережі [7, 10, 11] з гаусовими функціями активації нейронів прихованого шару (4). При цьому нейромеревий класифікатор (рис. 1) складається з K_Y RBF-мереж (3) і (4), на виході яких формуються оцінки $\hat{p}_i(x) = f_i(x, w_i, v_i)$, $i = \overline{1, K_Y}$, і блоку прийняття рішення (БПР), що використовує ці оцінки для обчислень за виразом (2) вирішального правила.

Правило класифікації можна записати у наступному вигляді:

$$\hat{u} = F(\mathbf{x}, \mathbf{w}, \mathbf{v}) = \arg \min_{u_j \in U} \sum_{i=1}^{K_Y} g(u_j, y_i) \hat{P}_i f_i(\mathbf{x}, \mathbf{w}_i, \mathbf{v}_i),$$

де \mathbf{w} і \mathbf{v} – параметри класифікатора, що являють собою параметри нейронних RBF-мереж, які підлягають визначенню.

При заданому числі нейронів прихованого шару q_i навчання RBF-мереж починається з визначення центрів M_{ij} , потім матриць R_{ij} , і на останньому етапі параметрів лінійного вихідного шару w_{ij} $i = \overline{1, K_Y}$, $j = \overline{1, q_i}$. Якість нейромережевого класифікатора залежить від кількості нейронів прихованого шару q_i .

Для визначення якості класифікатора пропонується згідно [7, 12], використовувати процедуру перехресної перевірки (ковзаючого іспиту). Для цього з вибірки виділяється одне спостереження, яке розглядається в якості контрольного. За рештою $(N - 1)$ спостережень будується класифікатор, якість якого оцінюється на основі виділеного контрольного спостереження. Зазначена процедура повторюється для кожного виділеного спостереження, а оцінка якості класифікатора визначається в результаті усереднення по N варіантам перехресної перевірки. У результаті процедури структурного синтезу знаходиться класифікатор, який забезпечує найменше значення цільової функції, що характеризує якість обробки інформації.

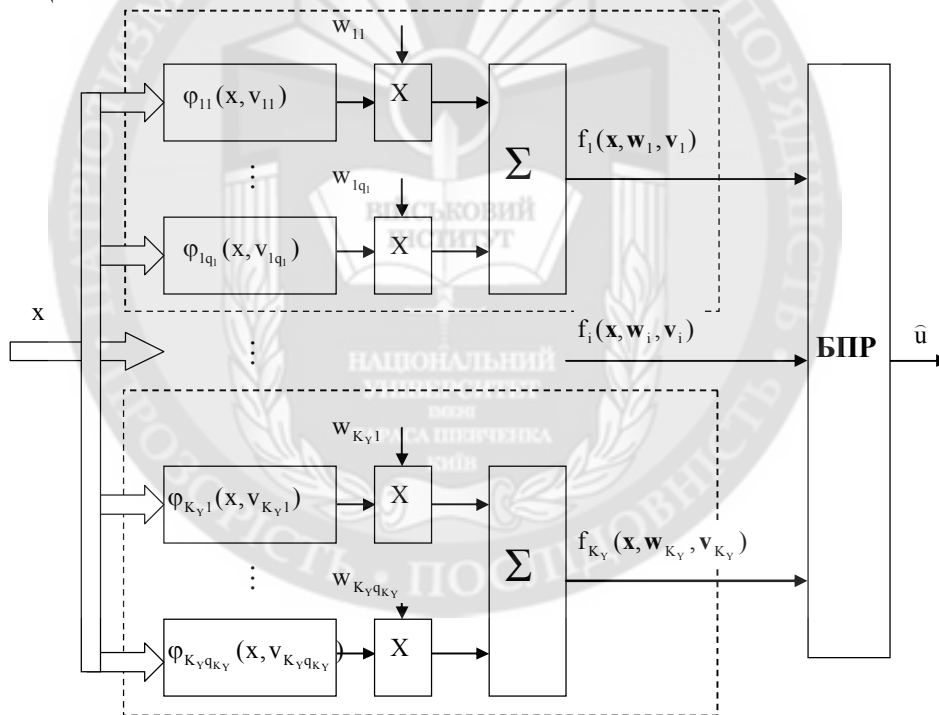


Рис. 1. Структурна схема нейромережевого класифікатора

Висновки. Основні переваги запропонованого підходу, заснованого на структурно-параметричному синтезі нейронних RBF-мереж, в порівнянні з непараметричною процедурою класифікації, побудованої на основі оцінок щільності ймовірності Парзена-Розенблатта, полягають у кращій якості класифікації (менших значеннях ймовірності помилки) і істотно меншій складності вирішального правила прийняття рішення.

Застосування розробленого класифікатора в локаторі нелінійностей дозволить істотно збільшити ймовірність правильного прийняття рішення про наявність закладних пристроїв або їх відсутність. Також, розроблений пристрій спроможний класифікувати ЗП типам та режимам роботи. Модифікація існуючих локаторів нелінійностей та використання

класифікаторів на основі RBF-мереж дозволить користувачам правильно оцінити стан приміщення, яке досліджується та прийняти відповідні рішення.

ЛИТЕРАТУРА:

1. <http://kiev-security.org.ua/box/8/125.shtml>.
2. Ананьев С.Н. О построении показателей эффективности алгоритмов автоматического распознавания / Ананьев С.Н., Вараксин А.Н., Куренков Н.И. // Информационные технологии. – 2001. – № 1. – С.35-38.
3. Баранов В.Г. Способ структурной идентификации многомерных статических систем / Баранов В.Г., Милов В.Р., Махмудов Я.Я. // Системы обработки информации и управления: Межвуз. сб. науч. тр. / НГТУ. - Н.Новгород. – 2001. – Вып. 7. – С. 109-114.
4. Вапник В.Н. Восстановление зависимостей по эмпирическим данным. - М.: Наука, 1979. - 448 с.
5. Селекция и распознавание на основе локационной информации / А.Л. Горелик, Ю.Л. Барабаш, О.В. Кривошеев, С.С. Эпштейн; Под ред. А.Л. Горелика. – М.: Радио и связь, 1990. – 240 с.
6. Репин В.Г. Статистический синтез при априорной неопределенности и адаптация информационных систем / Репин В.Г., Тартаковский Г.П. – М.: Сов. радио, 1977. – 432 с.
7. Милов В.Р. Синтез непараметрического классификатора на основе искусственных нейронных RBF-сетей // Известия ВУЗов. Радиофизика. – 2003. – Т. XLVI. – № 2. – С. 144-149.
8. Обнаружение радиосигналов / П.С. Акимов, Ф.Ф. Евстратов, С.И. Захаров и др.; Под ред. А.А. Колосова – М.: Радио и связь, 1989. – 288 с.
9. Сафиуллин Н.З., Чабдаров Ш.М. О преобразовании негауссовских случайных процессов радиотехническими системами. – 1978. – Т. 33. – № 4 – С. 91-95.
10. Albrecht S., Busch J., Kloppenburg M., Metze F., Tavan P. Generalized radial basis function networks for classification and novelty detection: self-organization of optimal Bayesian decision // Neural Networks. – 2000. -№ 13. – P. 1075-1093.
11. Zhu Q., Cai Y., Liu L. A global learning algorithm for a RBF network // Neural Networks. – 1999. - № 12. – P. 527-540.
12. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности / Айвазян С.А., Бухштабер В.М., Енюков И.С., Мешалкин Л.Д.; Под ред. С.А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

Рецензент: д.т.н., проф. Жердєв М.К., провідний науковий співробітник науково-дослідного центру Військового інституту Київського національного університету імені Тараса Шевченка

к.т.н., с.н.с. Жиров Г.Б., Жиров Б.Г.

СИНТЕЗ КЛАССИФИКАТОРА ЗАКЛАДНЫХ УСТРОЙСТВ НЕЛИНЕЙНОГО ЛОКАТОРА

Одним из эффективных методов поиска закладных устройств является нелинейная локация. Наиболее распространенная проблема, возникающая при использовании локаторов нелинейностей (ЛН), это ложные срабатывания, которые способны вызвать обычные бытовые электронные приборы. Качественный ЛН должен обладать возможностью проводить обработку и анализ отраженных сигналов, а также принимать решения о наличии или отсутствии, в исследуемой зоне, полупроводниковых компонентов с минимальной вероятностью принятия неправильного решения.

В статье предложены основы к подходу для синтеза классификатора нелинейностей, который основан на структурно-параметрическом синтезе нейронных RBF-сетей. Приведенный подход, по сравнению с непараметрической процедуре классификации, построенной на основе оценок плотности вероятности Парзена-Розенблатта, заключается в существенно лучшем качестве классификации и существенно меньшей сложности решающего правила принятия решения.

Ключевые слова: закладной устройство, локатор нелинейностей, нейросетевой классификатор.

Ph.D. Zhyrov G.B., Zhyrov B.G.

SYNTHESIS OF NONLINEAR CLASSIFIER EAVESDROPPING DEVICES LOCATOR

One of the most effective methods of finding eavesdropping devices is nonlinear location. The most common problem that occurs when using radar nonlinearities (LN) is false positives, which can cause common household electronic devices. Qualitative LN should have the ability to process and analyze the reflected signals and make decisions about the presence or absence in the study area semiconductor components with minimal probability of making wrong decisions.

In the article the basic approach for the synthesis of nonlinearities classifier, which is based on structural and parametric synthesis of neural RBF-networks. The above approach, compared with nonparametric classification procedure, based on estimates of the probability density Parzena-Rosenblatt, is significantly better quality grading and significantly less complexity decision rule decision.

Keywords: Embedded device locator nonlinearities, neural network classifier.