

УДК 004.056.5

ОРГАНІЗАЦІЯ КОНТРОЛЮ ЗАХИЩЕНОСТІ БЕЗДРОТОВИХ КОМП'ЮТЕРНИХ МЕРЕЖ НА БАЗІ НЕЙРО-НЕЧІТКИХ МЕРЕЖ

¹О. М. Юдін, канд. техн. наук, доц.;

²Ю. І. Хлапонін, канд. техн. наук, старш. наук. співроб.

¹Полтавський університет економіки і торгівлі

²Національний авіаційний університет

yfcnz0408@ukr.net

У статті розглянуто вирішення завдання організації контролю захищеності вузлів бездротової комп'ютерної мережі, яке базується на використанні апарату теорії нечітких множин. Надано підхід для основи його автоматизації, що дозволить підвищити ефективність контролю вузлів і оперативність дій адміністратора мережі. Розглянуто підхід, який дозволяє побудувати систему організації контролю захищеності бездротової комп'ютерної мережі на основі нейро-нечіткої (гібридної) мережі, яка вирізняється адаптивністю, простотою використання, можливістю краще визначати послідовність проведення аналізу уразливостей на вузлах бездротової комп'ютерної мережі. Особливість запропонованого підходу полягає в тому, що враховується динамічний характер бездротової комп'ютерної мережі.

Ключові слова: лінгвістична змінна, терми, нейро-нечітка мережа, нейронна мережа, бездротова мережа, нечітка логіка.

In the article the solution of the problem of security control node wireless computer network, which is based on the use of the apparatus of fuzzy sets. Powered by the article approach is the basis for its automation that will improve the efficiency of control units and speed of action network administrator. The approach allows to build a system of security control wireless computer network based on neuro-fuzzy (hybrid) network, which is different adaptability, ease of use, the ability to better identify the sequence analysis of vulnerabilities in a wireless computer network nodes. The feature of the proposed approach is taken into account the dynamic nature of the wireless computer network.

Keywords: linguistic variable terms, neuro-fuzzy network, neural network, wireless network, fuzzy logic.

Вступ

Основним компонентом у процедурах нечіткого виводу є база правил нечітких продукцій, за допомогою якої знання експертів про особливості функціонування деякого об'єкта (системи) подаються у вигляді лінгвістичних висловлювань: якщо <входи>, то <виходи>. Можливість таким чином інтерпретувати експертну інформацію, є безсумнівною перевагою нечіткої логіки [1]. Разом з тим, в апараті нечіткої логіки відсутні механізми навчання. Тому результати нечіткого логічного виводу дуже залежать від виду функцій приналежності, якими формалізуються нечіткі терми. Крім того, вихідний набір нечітких правил, сформульований експертом, може виявитися неповним і суперечливим.

Здатність до навчання є головною особливістю нейронних мереж. Вона реалізується за допомогою спеціально розроблених алгоритмів, наприклад, за допомогою алгоритму зворотного поширення помилки.

Для навчання нейронної мережі не потрібно ніякої апріорної інформації про структуру шуканої функціональної залежності. Потрібна лише навчальна вибірка у вигляді експериментальних пар <вхід-вихід>.

Платою за це є те, що навчена нейронна мережа — граф зі зваженими дугами — не піддається змістовній інтерпретації [2]. Результатом навчання є нейронна мережа — граф (сплайн). Перевагою моделей, побудованих на основі нейронних мереж, є можливість отримання нової інформації про проблемну область у вигляді деякого прогнозу.

Недоліком нейронних мереж є представлення знань про проблемну область в спеціальному вигляді, який суттєво відрізняється від можливої змістовної інтерпретації існуючих взаємозв'язків і відносин.

Таким чином, нейронні мережі і нечітка логіка — різні математичні конструкції, об'єднання яких дозволяє створити принципово нову якість.

Нечіткі нейронні мережі або гібридні мережі за задумом їх розробників покликані об'єднати переваги нейронних мереж і систем нечіткого виводу. Отримана в результаті такого об'єднання нейро-нечітка мережа володіє двома найважливішими властивостями. З одного боку, вона дозволяє розробляти і подавати моделі систем у формі правил нечітких продукцій, що володіють наочністю і простотою змістовної інтерпретації. З другого — для побудови правил нечітких продукцій використовують методи нейронних мереж, що дозволяє проводити навчання в реальному масштабі часу [3].

Формулювання проблеми

У праці [4] розглянуто вирішення завдання організації контролю захищеності вузлів бездротової комп'ютерної мережі на основі нечіткої логіки. Даний підхід є основою для автоматизації контролю захищеності, дозволяє підвищити його ефективність, а також поліпшити оперативність дій адміністратора комп'ютерної мережі. Разом з тим, проведені експериментальні дослідження показали необхідність більш точного налаштування отриманої раніше бази правил нечітких продукцій. У вступній частині статті було показано, що вирішення даного завдання можливе на основі використання нейро-нечіткої мережі.

Основна частина

Нечітка база знань системи організації контролю захищеності вузлів бездротової комп'ютерної мережі на основі нечіткої логіки містить 25 правил, отриманих на основі комбінації термів двох вхідних лінгвістичних змінних: T_1 — «автономність вузла» і T_2 — «якість зв'язку». Кожна лінгвістична змінна описується п'ятьма термами: $T_1 = \{\text{«дуже низька»}, \text{«низька»}, \text{«середня»}, \text{«висока»}, \text{«дуже висока»}\}$; $T_2 = \{\text{«дуже неякісний»}, \text{«неякісний»}, \text{«середній»}, \text{«якісний»}, \text{«дуже якісний»}\}$. Вихідна лінгвістична змінна «важливість вузла», описується терм-множиною $T_3 = \{\text{«дуже низька»}, \text{«низька»}, \text{«середня»}, \text{«висока»}, \text{«дуже висока»}\}$.

Додаткова робота з експертами показала, що вхідні лінгвістичні змінні краще задати на однакових кількісних шкалах, що характеризують автономність вузла або якість зв'язку в діапазоні від 1..100 %. Крім того, проведені експериментальні дослідження показали необхідність зміни деяких правил у базі знань. Так, наприклад, велику важливість для системи, з точки зору забезпечення максимального охоплення контролем вузлів бездротової мережі, мають вузли, що потрапляють в так звану «зону ризику», що характеризується високою ймовірністю відключення пристрою внаслідок низького заряду батареї.

При цьому для таких вузлів необхідно також враховувати значення другої вхідної змінної — якість зв'язку: чим вище якість зв'язку, тим швидше можна провести аналіз захищеності бездротового вузла, оскільки швидкість обміну інформацією, в даному випадку, буде вище. Змінену нечітка база знань, з урахуванням вище вказаних чинників, показана в табл. 1.

Таблиця 1

Правила нечіткої бази знань

	Дуже низька	Низька	Середня	Висока	Дуже висока
Дуже неякісний	низька	низька	дуже низька	дуже низька	дуже низька
Неякісний	середня	середня	низька	низька	дуже низька
Середній	висока	висока	середня	низька	дуже низька
Якісний	дуже висока	висока	висока	середня	низька
Дуже якісний	дуже висока	дуже висока	висока	середня	низька

Моделювання нейро-нечіткої мережі виконувалося в середовищі математичного пакета Matlab.

Нейро-нечітка (гібридна) мережа пакета Matlab є адаптивною системою нейро-нечіткого виводу (Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System, ANFIS). Гібридна мережа являє собою багатоварову нейронну мережу спеціальної структури без зворотних зв'язків, у якій використовуються звичайні (не нечіткі) сигнали, ваги і функції активації.

Основна ідея, покладена в основу моделі гібридних мереж, полягає в тому, щоб використовувати існуючу вибірку даних для визначення параметрів функцій приналежності, які найкраще відповідають деякій системі нечіткого виводу. При цьому для знаходження параметрів функцій приналежності використовуються відомі процедури навчання нейронних мереж.

З одного боку, гібридна мережа ANFIS є нейронною мережею з єдиним виходом і кількома входами, які являють собою нечіткі лінгвістичні змінні.

При цьому терми вхідних лінгвістичних змінних описуються стандартними функціями приналежності, а терми вихідної змінної представляються лінійною або константною функцією приналежності.

З другого боку, гібридна мережа ANFIS являє собою систему нечіткого виводу типу Сугено [1].

Навчити нейронну мережу — значить повідомити їй, чого від неї вимагають, тому при відборі даних для навчання нейронної мережі необхідно враховувати такі факти [5]:

– під час вирішення реальних завдань за допомогою нейронної мережі досить часто важко встановити зв'язок вихідного показника за наявними даними, тому проводять збирання якомога більшої кількості даних;

– наявність кореляції між даними не дозволяє провести їх ранжування, тому використовувати простий алгоритм відбраковування за ступенем важливості неможливо;

– для того щоб знизити дію фактору «дуже великої розмірності», часто просто видаляють деяке число змінних; при цьому можливе видалення таких, які можуть нести істотну інформацію.

Відсутність експериментальних даних, необхідних для навчання нейронної мережі, поставило завдання розробки підходу, що дозволяє таку вибірку отримати.

Набір даних для навчання і тестування нейронної мережі генерувався програмою на основі розробленої спрощеної математичної моделі, що базується на наступних припущеннях про значення важливості бездротового вузла залежно від значень його автономності та якості зв'язку (рис. 1).

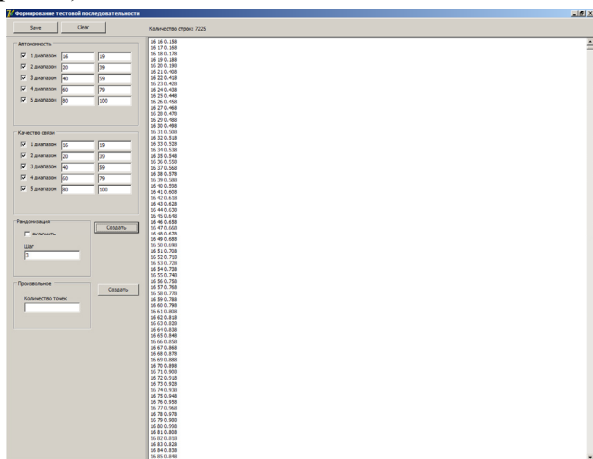


Рис. 1. Програма створення набору даних для навчання і тестування нейро-нечіткої мережі

Важливість вузла може набувати значень в діапазоні від 0 до 1. Оскільки лінгвістична змінна «важливість вузла» представляється п'ятьма термами, то справедливо припустити, що значення важливості для кожного терму буде перебувати в діапазоні від 0 до 0,2. У свою чергу вхідні змінні змінюються в діапазоні від 1 до 100.

Таким чином, для двох вхідних змінних маємо 10000 можливих комбінацій. Кожна вхідна лінгвістична змінна також представляється

п'ятьма термами. Тобто, в межах шкали для одного терму, значення вхідної змінної змінюється в діапазоні від 1 до 20. Для двох змінних маємо 400 значень. Важливість, як було зазначено вище, в межах одного терму може приймати значення від 0 до 0,2. Таким чином, маємо матрицю розмірністю 20×20, значення якої по горизонталі відрізняються на 0,0005, а по вертикалі — на 0,01. Тоді, можливо сформувати для навчання нейро-нечіткої мережі набір даних, значення важливості для якого будуть розраховуватися за формулою:

$$V=0,01*(QC-1)+AV*5E-4, \tag{1}$$

де V — важливість; QC — якість зв'язку; AV — автономність вузла.

Отримане в результаті розрахунку за формулою (1) значення важливості необхідно підсумувати з мінімальним значенням важливості для певного терму вихідної змінної (табл. 2).

Таблиця 2

Відповідність між діапазонами зміни вихідної змінної та її мінімальним значенням

№ з/п	Діапазон	Мінімальне значення важливості
1	0 – 0,2	0
2	0,21 – 0,4	0,2
3	0,41 – 0,6	0,4
4	0,61 – 0,8	0,6
5	0,81 – 1	0,8

Розглянемо приклад.

Припустимо, що AV = 39, QC = 40. Знаходимо за формулою (1) V = 0,1955. Відповідно до заданих значень вхідних змінних можна сказати, що автономність є «низькою», а якість зв'язку — «неякісна». За табл. 1 знаходимо значення для важливості вузла — «середня». Мінімальне значення важливості в цьому випадку дорівнює 0,4. Остаточний результат значення важливості вузла для заданих значень AV QC, V = 0,4 + 0,1995 = = 0,5955.

Оцінка якості розробленої математичної моделі системи нечіткого виводу за формулою 1, була виконана за допомогою регресійного аналізу. Результати аналізу показують, що якість розробленої моделі є досить високою: значення коефіцієнта детермінації становить понад 0,8 і дорівнює R² = 0,87694. Тобто, на 87,6 % розрахункові параметри моделі пояснюють залежність і зміни параметру, що вивчається від досліджуваних факторів.

Розглянемо ще одну умову, що робить істотний вплив на формування тестової і навчальної послідовності. Аналіз інформації, отриманої від експертів, показав, що бездротові пристрої при

заряді акумулятора менше 14 % практично повністю переходять в автономний режим роботи.

Крім того, якщо якість зв'язку оцінюється менш, ніж 15 %, то час, необхідний для аналізу захищеності вузла через поганий зв'язок різко збільшується. З урахуванням даних факторів, діапазон змін вхідних змінних при створенні навчальної та тестової послідовності був скоректований і встановлений від 16 до 100.

Сучасні нейромережі для успішного навчання вимагають навчальні набори даних великого розміру, оскільки від розмірності набору залежить якість навчання мережі. У зв'язку з цим, для навчання нейро-нечіткої мережі було створено навчальний набір даних, розмірністю в 5202 рядки, що охоплює більше 70 % усіх можливих значень. Тестовий набір даних складався з 2023 рядків, тобто майже 30 % значень. Формування наборів даних виконувалося за наступним алгоритмом. Область можливих значень для вихідних змінних була розбита на 400 квадратів зі стороною 5 одиниць. Тобто, кожен квадрат містить 25 значень. З цих 25 значень, випадковим чином, 18 відбиралися для навчальної послідовності, 7 — для тестової послідовності. Функції належності вхідних змінних системи нечіткого виводу були представлені функцією Гауса (рис. 2).

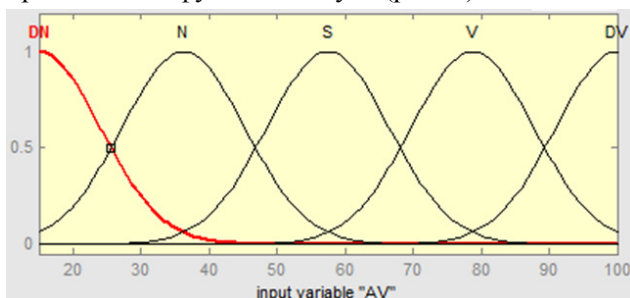


Рис. 2. Функції приналежності термів лінгвістичної змінної «автономність вузла»

Навчання нейро-нечіткої мережі було здійснено за 8000 циклів. Помилка навчання за такої кількості циклів для заданої послідовності становила трохи менше 2 % (рис. 3). З графіка помилки навчання видно, що фактично навчання закінчилося після 6500 циклів — помилка перестала змінюватися. Навчальна вибірка пред'являлась строго послідовно. Можливо, для випадку, коли навчальні дані вибиралися б випадковим чином, отримані значення помилки і циклів навчання були б іншими.

Перевірка роботи нейро-нечіткої мережі після навчання за допомогою тестової послідовності показана на рис. 6. Результат перевірки показує практично повний збіг тестових і розрахункових даних. Середня величина помилки при цьому також знаходиться в межах 2%.

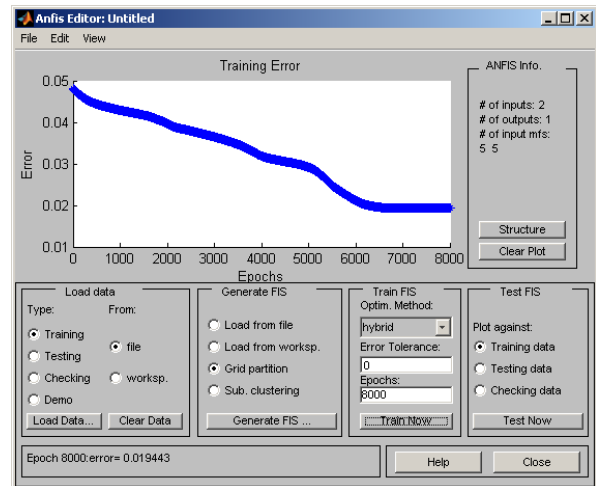


Рис. 3. Помилка за результатами навчання нейро-нечіткої мережі

Графіки функцій належності для вхідних змінних «автономність» і «якість зв'язку» після навчання нейро-нечіткої мережі показані на рис. 4 і 5 відповідно. Зовнішній вигляд функцій приналежності, особливо для вхідної змінної «автономність вузла», сильно змінився.

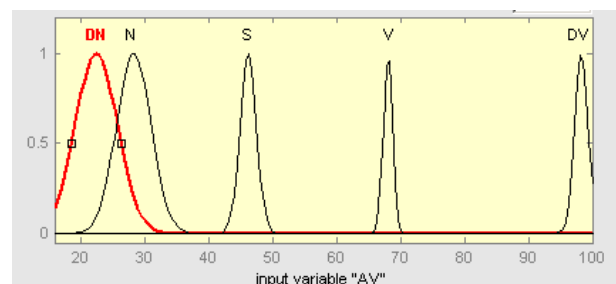


Рис. 4. Функції приналежності термів лінгвістичної змінної «автономність вузла» після навчання нейро-нечіткої мережі

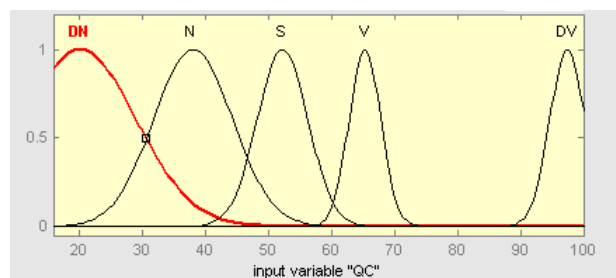


Рис. 5. Функції приналежності термів лінгвістичної змінної «якість зв'язку» після навчання нейро-нечіткої мережі

Оцінку помилки моделі, що характеризує абсолютну величину розкиду випадкової складової моделі, виконаємо за формулою [6]:

$$E = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - y_{pi})^2}{n - k}}, \quad (2)$$

де n — об'єм вибірки; k — кількість факторів.

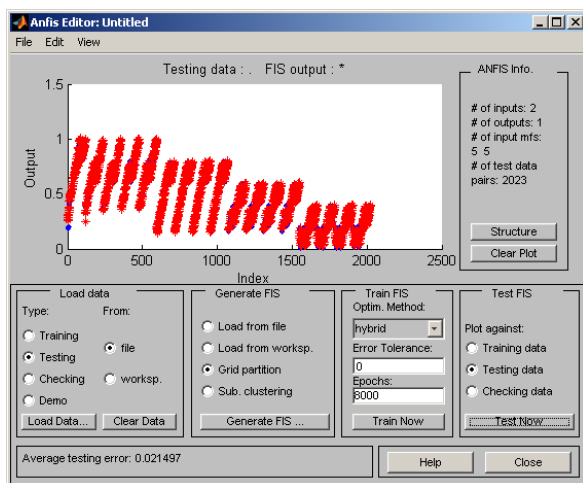


Рис. 6. Перевірка роботи навченої нейро-нечіткої мережі за допомогою тестової послідовності

Значення y_i і y_{pi} отримаємо у такий спосіб: y_i буде результатом роботи програми для 7225 пар вхідних змінних; y_{pi} — результатом роботи навченого нейро-нечіткого модуля для тих самих пар вхідних змінних. У результаті розрахунків отримуємо досить мале значення помилки:

$$E = 0,022446 .$$

Отримане значення помилки можна виразити у відсотках, якщо скористатися формулою:

$$E\% = \frac{E}{y_c} 100\% . \quad (3)$$

Після підстановки в формулу (3) відповідних значень величин, отримаємо таке значення помилки у відсотках:

$$E\% = \frac{0,022446}{0,461622} 100\% = 4,86\% .$$

Висновки

Отримав подальший розвиток підхід до організації контролю захищеності бездротової комп'ютерної мережі за рахунок використання нейро-нечіткої (гібридної) мережі, як основи для побудови модулю нечіткого виводу.

Додаткова робота з експертами і проведене навчання гібридної мережі дозволило, з одного боку, значно вдосконалити нечітку базу знань, з другого — поліпшити вигляд функцій належності термів вхідних лінгвістичних змінних.

Відсутність експериментальних даних, необхідних для навчання гібридної мережі зумовило

необхідність розробки математичної моделі системи нечіткого виводу, а на її основі — розробки спеціальної програми.

Проведений регресійний аналіз показав, що якість розробленої моделі є досить високою: коефіцієнт детермінації $R^2 = 0,87694$. Перевірка навченої гібридної мережі тестовою послідовністю показала, що помилка тестування також є невисокою і становить трохи більше 2 %. Помилка, що характеризує розкид параметрів випадкової складової моделі також виявилася незначною.

Таким чином, розглянутий підхід дозволяє побудувати систему організації контролю захищеності бездротової комп'ютерної мережі на основі нейро-нечіткої (гібридної) мережі, яка відрізняється адаптивністю, простотою використання, можливістю краще визначати послідовність проведення аналізу уразливостей на вузлах бездротової комп'ютерної мережі.

ЛІТЕРАТУРА

1. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. Леоненков. — СПб.: изд-во «БХВ-Петербург», 2005. — 736 с.
2. Ротштейн А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткие множества, генетические алгоритмы, нейронные сети / А. П. Ротштейн. — Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. — 320 с.
3. Круглов В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети: учеб. пособие / В. В. Круглов, М. И. Длин, Р. Ю. Голунов. — М.: изд-во физико-математической литературы, 2001. — 224 с.
4. Юдін О. М. Контроль захищеності бездротових комп'ютерних мереж / О. М. Юдін, Ю. І. Хлапонін // Наука і техніка Повітряних Збройних сил України, 2015, №2 (19). — С. 92–96.
5. Нгуен Данг Минь. Влияние обучающих выборок на процесс обучения адаптивных нейро-нечетких сетей для решения задачи классификаций деталей [Електронний ресурс] — Електронні дані — Режим доступу: <http://research-journal.org/technical/vliyanie-obuchayushhix-vyborok-na-process-obucheniya-adaptivnykh-nejro-nchetkix-setej-dlya-resheniya-zadachi-klassifikacij-detalej> — Назва з екрана. — Дата звернення: 10.06.2016.
6. Дрейпер Н. Прикладной регрессионный анализ: у 2 т. / Н. Дрейпер, Г. Смит. — М.: Финансы и статистика, 1986.

Стаття надійшла до редакції 31.08.2016