

ВПЛИВ ФУНКЦІЇ АКТИВАЦІЇ RBF НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ НА ЕФЕКТИВНІСТЬ ПРОГНОЗУВАННЯ КІЛЬКОСТІ ВІДМОВ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

© Яковина В., 2012

Досліджено вплив функції активації нейронної мережі типу RBF на ефективність навчання та прогнозування надійності програмного забезпечення у вигляді часових рядів. Показано, що оптимальною функцією активації для цієї задачі є Inverse Multiquadric з 10 нейронами у вхідному шарі та 30 – у прихованому.

Ключові слова: надійність програмного забезпечення, часовий ряд, нейронна мережа типу RBF, функція активації.

In this paper the affect of RBF neural network activation function on the network learning efficiency and software reliability prediction is studied. The obtained results show that the optimal activation function is Inverse Multiquadric with 10 neurons in the input layer and 30 neurons in the hidden one.

Key words: software reliability, time series, RBF neural network, activation function.

Вступ

Програмне забезпечення (ПЗ) сучасних обчислювальних систем та інформаційно-управляючих систем повинне відповідати не тільки своїм функціональним параметрам. Під час його розроблення накладаються певні обмеження на вартість і час, а також висувуються жорсткі вимоги до надійності, безпеки, готовності, цілісності та, відповідно, якості функціонування, оскільки відмова програмного забезпечення може викликати катастрофічні наслідки. Багато організацій, що займаються створенням програмного забезпечення, до 50 % коштів, виділених на розроблення програм, витрачають на тестування.

За найпоширенішими традиційними підходами до моделювання та оцінювання надійності програмного забезпечення використовують моделі, які опрацьовують результати тестування ПЗ та розглядають програмний продукт як "чорну скриньку" [1, 2]. При цьому моделі містять апріорні припущення про розподіл таких випадкових величин, як час між помилками чи кількість помилок [2, 3].

Разом з тим, крім традиційних підходів, існують методи з використанням непараметричних моделей, які не потребують апріорних знань про функціональну залежність зростання надійності програмного забезпечення з часом. Одним з таких підходів є використання штучних нейронних мереж [4], оскільки за останнє десятиліття доведено, що нейронні мережі можуть бути універсальним апроксиматором для будь-якої нелінійної неперервної функції з довільною точністю. Більшість нейронних мереж, що використовуються для моделювання надійності програмного забезпечення, можуть бути поділені на два класи: перший використовує для моделювання такі архітектури нейронних мереж як рекурентні, мережі Елмана тощо, другий клас моделює надійність ПЗ на основі НМ типу "множинний вхід із затримкою – одиничний вихід" [5–7].

У попередніх роботах автор розпочав оцінювання надійності за допомогою нейронних мереж [8]. Метою цієї роботи є дослідження впливу функції активації нейронної мережі на ефективність прогнозування кількості виявлених у ПЗ помилок, представлених у вигляді часового ряду.

Враховуючи те, що задача прогнозування є випадком задачі регресії, для цього дослідження було обрано радіально-базисну нейронну мережу (RBF) та 4 найпоширеніших функції активації: Gaussian, Multiquadric, Inverse Multiquadric та Mexican Hat [9].

Опис проведених експериментів

Для експериментів використано програмну реалізацію нейронної мережі RBF, яка давала змогу змінювати основні параметри мережі: функцію активації, кількість нейронів вхідного та прихованого шарів, похибку та кількість епох навчання. Було проведено дві серії експериментів, кожна з яких містила по одному експерименту з кожною функцією активації. В першій серії конструювалась нейронна мережа з 10 нейронами вхідного шару та 30 нейронами прихованого шару. В другій серії експериментів нейронна мережа містила 30 нейронів у вхідному шарі та 10 – у прихованому. Навчання нейронної мережі здійснювалось до досягнення похибки 0,005 або ж до 5000 епох навчання – залежно, що наставало раніше.

Як вхідні дані для навчання та прогнозування нейронної мережі використано результати тестування веб-браузера з відкритим вихідним кодом Chromium. Було використано загальнодоступні звіти за 870 днів тестування, під час якого було виявлено близько 1000 помилок. Для навчання мережі інтервали, за якими є відомості про помилки, повинні бути рівномірно розподілені, тому вхідні дані перед навчанням повинні проходити нормалізацію. Оскільки у тестуванні брала участь різна кількість тестувальників, результати тестування переводяться в людино-дні.

Проведені під час попередніх досліджень експерименти показали, що часовий ряд у вигляді залежності "кількість помилок"–"часовий інтервал" незадовільно прогнозується як нейронною мережею Елмана, так і RBF [8]. Натомість в цій роботі було використано часовий ряд у вигляді кумулятивної кількості помилок: "кількість помилок, виявлених до часу t "–"час t ". Таке подання результатів тестування програмних продуктів значно покращало якість прогнозування помилок в програмному продукті за допомогою нейронних мереж (як рекурентних, так і RBF).

Після такої попередньої обробки отриманий часовий ряд використовували для навчання нейронної мережі. Вхідні дані в цій роботі були розбиті на 150 рівномірних часових інтервалів. Перші 100 інтервалів було використано для навчання нейронної мережі, а останні 50 – для перевірки точності прогнозу (прогнозовані нейронною мережею результати порівнювались з цими контрольними значеннями).

Для оцінювання ефективності прогнозування використовували такі параметри: кількість епох навчання, яка характеризувала швидкість навчання нейронної мережі; квадрат коефіцієнта кореляції Пірсона між передбаченими та експериментальними даними, який свідчить про лінійну залежність цих двох вибірок та середнє квадратичне відхилення, яке характеризує апроксимацію моделі до статистичних даних у рівномірній метриці та показує близькість передбачених та експериментальних даних. Результати статистичного опису ефективності прогнозування помилок ПЗ за допомогою нейронної мережі RBF під час обох серій експериментів наведено в табл. 1.

Аналіз отриманих результатів

Як видно з таблиці, найпридатнішою для прогнозування є функція активації Inverse Multiquadric, яка в обох конфігураціях показала найкращі статистичні показники якості прогнозування в поєднанні з не дуже великим часом навчання. Функція активації Gaussian може бути хорошою альтернативою для експрес-аналізу надійності, оскільки час її навчання є найменшим, а точність прогнозу майже не поступається найкращому випадку (за умови оптимально підібраних інших параметрів архітектури мережі). Натомість функція активації Mexican Hat виявилась не придатною для задачі прогнозування надійності ПЗ у вигляді кумулятивного часового ряду в обох конфігураціях нейронної мережі і продемонструвала найбільшу схильність до "паралічу" під час навчання. Слід також зауважити, що функція активації Gaussian виявила найбільшу стійкість до "паралічу" навчання, який часто виникав у другій серії експериментів, а у випадку функції активації Multiquadric – також і в першій серії. Тому, на нашу думку, функцію Multiquadric, незважаючи на задовільні характеристики прогнозування, не слід використовувати для цієї задачі через схильність такої нейронної мережі до "паралічу" під час навчання.

Статистичні характеристики якості прогнозування надійності ПЗ нейронною мережею типу RBF з різними функціями активації

| Функція активації та експеримент | Кількість епох навчання | Квадрат коефіцієнту кореляції | Середнє квадратичне відхилення |
|----------------------------------|-------------------------|-------------------------------|--------------------------------|
| Gaussian I | 105 | 0,997 | 15,4 |
| Multiquadric I | 432 | 0,995 | 22,3 |
| Inverse Multiquadric I | 293 | 0,997 | 14,4 |
| Mexican Hat I | 130 | 0,980 | 146,1 |
| Gaussian II | 186 | 0,986 | 113,9 |
| Multiquadric II | 4185 | 0,988 | 174,0 |
| Inverse Multiquadric II | 4149 | 0,994 | 63,2 |
| Mexican Hat II | 3060 | 0,946 | 360,9 |

Графіки залежності кількості прогнозованих та реальних помилок веб-браузера Chromium на інтервалах 100–150 наведено на рис. 1 і 2 для випадків використання функцій активації Inverse Multiquadric та Mexican Hat відповідно. Рис. 1 демонструє близькість прогнозованих та реальних точок та загальну якість прогнозу і ефективність використання RBF нейронних мереж для цієї задачі за умови оптимального вибору параметрів нейронної мережі.

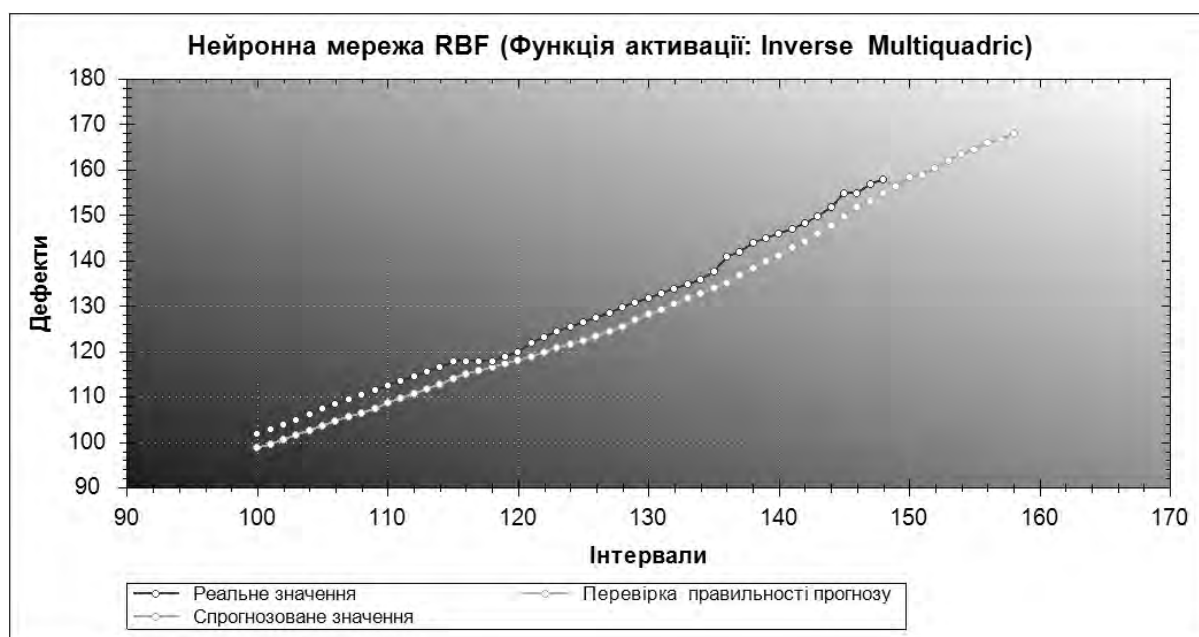


Рис. 1. Часові залежності прогнозованої та реальної кількості помилок веб-браузера Chromium (прогноз – нейронна мережа RBF з функцією активації Inverse Multiquadric)

Натомість з рис. 2 можна отримати наочне підтвердження даних таблиці про непридатність функції активації Mexican Hat для прогнозування надійності програмного забезпечення – починаючи з мінімального відхилення на сотому часовому інтервалі (який ще входив до навчальної вибірки), відхилення зростає і сягає більш ніж 30% на 150-му часовому інтервалі.

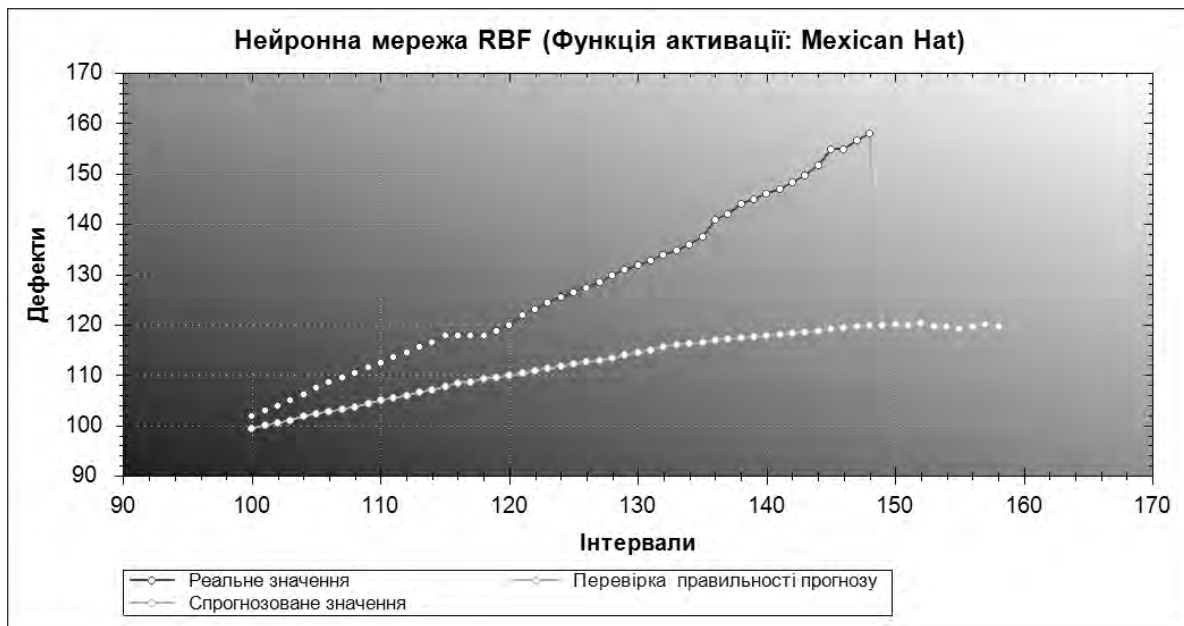


Рис. 2. Часові залежності прогнозованої та реальної кількості помилок веб-браузера Chromium (прогноз – нейронна мережа RBF з функцією активації Mexican Hat)

Висновки

У роботі досліджено вплив функції активації нейронної мережі RBF на ефективність прогнозування кількості помилок у ПЗ. Для ефективного прогнозування вхідний часовий ряд слід представляти в кумулятивному вигляді. Показано, що оптимальною з погляду швидкості навчання є функція Gaussian, тоді як з точки зору точності прогнозування такою функцією є Inverse Multiquadric (квадрат коефіцієнта кореляції між прогнозованими та експериментальними даними становить 0,997 для обох функцій активації, тоді як середнє квадратичне відхилення – 14,4 та 15,4). Функція активації Mexican Hat є непридатною для такої постановки задачі прогнозування надійності ПЗ.

1. H. Pham "System Software Reliability" // Springer series in reliability engineering, Springer-Verlag London Limited 2006.
2. H. Pham, M. Pham "Software Reliability Models for Critical Applications" // EGG-2663 Technical Report. Idaho National Engineering Laboratory, 1991.
3. A.L. Goel "Software reliability models: assumptions, limitations, and applicability" // IEEE Trans. on software engineering SE-11 (1985), No 12, 1411-1423.
4. T.M. Khoshgoftaar, R.M. Szabo "Predicting software quality, during testing, using neural network models: A comparative study" // International Journal of Reliability, Quality and Safety Engineering 1 (1994), 303–319.
5. Y.-S. Su, C.-Y. Huang "Neural-network-based approaches for software reliability estimation using dynamic weighted combinational models" // The Journal of Systems and Software 80 (2007) 606-615.
6. K.Y. Cai, L. Cai, W.D. Wang, Z.Y. Yu, D. Zhang "On the neural network approach in software reliability modeling" // The Journal of Systems and Software 55 (2001), 47-62.
7. J. Zheng "Predicting software reliability with neural network ensembles" // Expert Systems with Applications 36 (2009), 2116-2122.
8. V. Yakovyna, O. Synytska, T. Kremen, V. Smirnov On the possibility of software reliability prediction using RBF neural network // Proc. VI-th Int. Sci. Tech. Conf. "Computer Science and Information Technologies" CSIT 2011, Lviv, Ukraine, 39–42.
9. M. Paliwal, U.A. Kumar "Neural networks and statistical techniques: A review of applications" // Expert Systems with Applications 36 (2009), 2–17.