

УДК 004.891.3: 004.3

О.В. ПОМОРОВА, Т.О. ГОВОРУЩЕНКО

Хмельницький національний університет, Україна

## ДОСЛІДЖЕННЯ ОСОБЛИВОСТЕЙ ВБУДОВАНИХ ФУНКЦІЙ ПАКЕТУ MATLAB ДЛЯ МАСШТАБУВАННЯ ВХІДНИХ ДАНИХ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Проведено дослідження особливостей навчання і тестування штучної нейронної мережі оцінювання якості програмного забезпечення немасштабованими та масштабованими вибірками.

**Ключові слова:** програмне забезпечення (ПЗ), метрики ПЗ, штучна нейронна мережа (ШНМ), нейромережний метод оцінювання результатів проектування та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення (НМОП), масштабування входів ШНМ.

### Вступ

В галузі метричного аналізу програмного забезпечення (ПЗ) проводились і проводяться численні дослідження, однак на сьогодні не вирішеним залишається ряд питань: 1) відсутність єдиних стандартів на метрики; 2) складність інтерпретації величин метрик для користувача, замовника, а часто і для програміста; 3) технологія вимірювання якості ще не досягла зрілості - лише 2% софтверних організацій намагаються оцінити і покращити якість процесів та готового ПЗ кількісно за допомогою метрик.

Складність обґрунтування вибору та інтерпретації метрик в процедурах прийняття виробничих рішень та ігнорування етапів життєвого циклу ПЗ не дозволяють повноцінно використовувати метрики для підвищення якості ПЗ та зменшення його складності.

Для оцінювання і прогнозування складності та якості ПЗ на основі метричного аналізу слід вирішити задачу визначення взаємозв'язку між значеннями метрик та такими характеристиками, як якість і складність проекту ПЗ та вже розробленого ПЗ. Одним із засобів, який дозволяє узагальнити інформацію та виявити залежності між вхідними і результативними даними, є штучні нейронні мережі.

У роботах [1, 2] авторами запропоновано нейромережний метод оцінювання результатів проектування та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення (НМОП), в якому ШНМ здійснює апроксимацію метрик ПЗ етапу проектування та надає оцінку складності і якості проекту ПЗ і безпосередньо розробленого за цим проектом ПЗ.

Вхідними даними для ШНМ є: множина метрик складності етапу проектування з точними значеннями

СМЕV = {cmev<sub>i</sub> / i = 1..4}; множина метрик якості етапу проектування з точними значеннями QMEV = {qmev<sub>j</sub> / j = 1..5}; множина метрик складності етапу проектування з прогнозованими значеннями СМРV = {cmprv<sub>k</sub> / k = 1..6}; множина метрик якості етапу проектування з прогнозованими значеннями QMPV = {qmpv<sub>n</sub> / n = 1..9}.

Результатами опрацювання цих множин є: оцінка складності проекту РСЕ; оцінка якості проекту РQE; прогнозована оцінка складності розроблюваного програмного забезпечення SCP; прогнозована оцінка якості розроблюваного програмного забезпечення SQP - рис.1 [1, 2].

На основі аналізу 4-х одержаних результатів робиться висновок про якість і складність проекту та очікувану якість і складність розроблюваного за цим проектом програмного забезпечення.

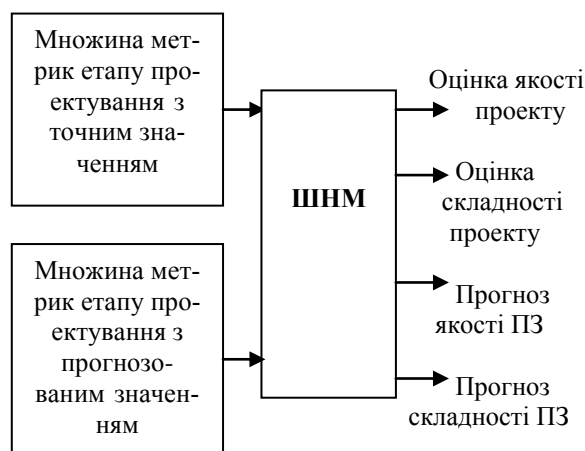


Рис.1. Нейромережна складова НМОП

У результаті аналізу відомих архітектур штучних нейронних мереж [2] для аналізу метрик етапу

проекування ПЗ та прогнозу характеристик якості ПЗ було обрано тришаровий перцептрон.

ШНМ має 9 входів для кількісних значень метрик етапу проєкування з точними значеннями та 15 входів для кількісних значень метрик етапу проєкування з прогнозованими значеннями [1, 2]. Якщо певна метрика не визначалась, то на відповідний вхід ШНМ подається -1.

Архітектуру та визначення діапазонів значень вхідних векторів ШНМ описано у [2]. Реалізацію та процес навчання і тестування ШНМ нейромережної складової НМОП досліджено у [3, 4].

НМОП складається з етапів: 1) підготовки метрик етапу проєкування з точними та прогнозованими значеннями для подання їх на вхід ШНМ; 2) перевірки, чи не виходять одержані значення метрик, за межі діапазонів значень входів ШНМ; 3) опрацювання значень метрик штучною нейроною мережею; 4) аналізу результатів функціонування ШНМ; 5) формування висновку про складність та якість проєкту і розроблюваного ПЗ на основі результатів ШНМ.

Якість рішень, наданих ШНМ, суттєво залежить від якості інформації, що використовується для її навчання. Тому актуальною задачею при реалізації НМОП є підготовка навчальної та тестової вибірок з даними про значення метрик етапу проєкування ПЗ.

### 1. Дослідження вхідної інформації нейромережної складової НМОП

Перш, ніж проводити дослідження вбудованих функцій пакету Matlab, що реалізують попереднє опрацювання навчальної та тестової вибірок нейромережі, розглянемо діапазони значень вхідних векторів ШНМ (табл. 1).

Таблиця 1

Діапазони значень метрик ПЗ етапу проєкування

<b>Метрики етапу проєкування з точними значеннями</b>	<b>Метрики етапу проєкування з прогнозованими значеннями</b>
<b>(1)</b>	<b>(2)</b>
Метрика Чепіна - [-1, 0..32500]	Очікувана LOC-оцінка - [-1, 0..50000]
Метрика Джилба (абсолютна) - [-1, 0..2450]	Метрика Холстеда - [-1, 0..1562500]
Метрика Мак-Клура - [-1, 0..120050]	Метрика Маккейба - [-1, 0..2402]
<b>(1)</b>	<b>(2)</b>

Метрика Кафура - [-1, 0..497500]	Метрика Джилба (відносна) - [-1, 0..1]
Метрика зв'язності - [-1, 0..10]	Прогнозована кількість операторів програми - [-1, 0..50000]
Метрика зчеплення - [-1, 0..9]	Прогнозована оцінка складності інтерфейсів ПЗ - [-1, 0..1]
Метрика звертання до глобальних змінних - [-1, 0..1]	Загальний час розроблення ПЗ - [-1, 0..520] (роб. днів)
Час модифікації моделей - [-1, 0..46] (роб. днів)	Час етапу проєкування ПЗ - [-1, 0..182] (роб. днів)
Загальна кількість знайдених помилок при інспектуванні моделей та прототипів модулів - [-1, 0..5000]	Очікувана вартість розроблення ПЗ - [-1, 0..200000] (грн)
	Прогнозована вартість перевірки якості ПЗ - [-1, 0..20000] (грн)
	Продуктивність розроблення ПЗ - [-1, 0..5] (хв. на один рядок коду)
	Прогнозовані витрати на реалізацію коду - [-1, 0..70000] (грн)
	Прогнозований функційний розмір - [-1, 0..2945]
	Оцінка трудовитрат за моделлю Боєма - [-1, 0..394] (людино-місяців)
	Оцінка тривалості проєкту за моделлю Боєма - [-1, 0..520] (роб.днів)

Таблиця 1 показує, що існує великий розкид діапазонів значень вхідних даних - значення вхідних векторів розрізняються в десятки, сотні, тисячі та навіть мільйони разів.

Процеси навчання та тестування ШНМ з немасштабованими вибірками за алгоритмом градієнтного спуску з вибором параметра швидкості налагодження (traingda) показані на рис.2 (нижня лінія відображає навчання, а верхня лінія - тестування ШНМ). Навчальна вибірка складається з 1935 векторів, тестова вибірка - з 324 векторів.

В результаті навчання отримуємо ШНМ, похибка навчання якої складає приблизно 0,102197.

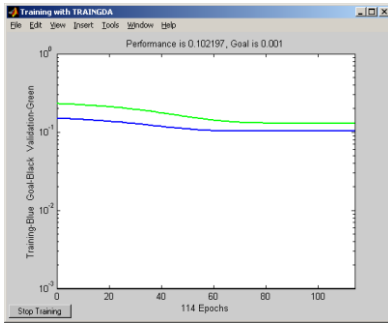


Рис.2. Процеси навчання і тестування ШНМ немасштабованими вибірками

Протестуємо роботу нейромережі на двох вибірках, які різняться лише значенням однієї з метрик, що має малий діапазон значень, на основі яких розраховується якість проекту.

Перша вибірка:

$c1 = \{ [1625; 170; 6050; 30000] \}$ ; - вектор для входу Input1;  
 $[10; 1; 0; 2; 250]$ ; - вектор для входу Input2;  
 $[5900; 156251; 240; 0.1; 5000; 0.1]$ ; - вектор для входу Input3;  
 $[52; 19; 20000; 2000; 0.6; 7000; 280; 43; 3]$ ; - вектор для входу Input4.

Вихідний вектор після опрацювання першої вибірки:

$m1 = \{ [0.95; 0.97; 0.901; 0.91] \}$ .

подамо на входи нейромережі другу вибірку:

$c2 = \{ [1625; 170; 6050; 30000] \}$ ;  
 $[10; 1; 1; 2; 250]$ ;  
 $[5900; 156251; 240; 0.1; 5000; 0.1]$ ;  
 $[52; 19; 20000; 2000; 0.6; 7000; 280; 43; 3]$ };

Вихідний вектор після опрацювання другої вибірки:

$m2 = \{ [0.95; 0.97; 0.901; 0.91] \}$ .

Як бачимо, вихідний вектор нейромережі абсолютно не змінився - і для першої, і для другої вибірок він свідчить про високу якість проекту і ПЗ, хоча значення метрики звертання до глобальних змінних змінилось з мінімального значення, яке свідчить про високу якість проекту, на максимальне значення, яке свідчить про низьку якість проекту.

Розглянемо інший приклад.

подамо на входи нейромережі вибірку:

$c1 = \{ [29250; 2210; 108050; 449500] \}$ ;  
 $[1; 7; 0.9; 41; 4500]$ ;  
 $[45100; 1406251; 2160; 1; 45000; 0.9]$ ;  
 $[468; 163; 180000; 18000; 4.6; 63000; 2660; 361; 21]$ };

Вихідний вектор після опрацювання такої вибірки:

$m1 = \{ [0.1; 0.11; 0.104; 0.101] \}$ .

подамо на входи нейромережі іншу вибірку, яка знову відрізнятиметься лише значенням однієї з метрик, на основі яких прогнозується складність розроблюваного ПЗ:

$c2 = \{ [29250; 2210; 108050; 449500] \}$ ;  
 $[1; 7; 0.9; 41; 4500]$ ;  
 $[45100; 78126; 2160; 1; 45000; 0.9]$ ;  
 $[468; 163; 180000; 18000; 4.6; 63000; 2660; 361; 21]$ };

Вихідний вектор після опрацювання цієї вибірки:

$m2 = \{ [0.1; 0.11; 0.54; 0.101] \}$ .

В цьому випадку вихідний вектор нейромережі суттєво змінився - для першої вибірки він свідчить про високу складність проекту і ПЗ, для другої вибірки - про високу складність проекту і середню складність розроблюваного ПЗ, хоча змінилось значення лише однієї метрики - метрики Холстеда - з максимального значення, яке свідчить про високу складність розроблюваного ПЗ, на близьке до мінімального значення, яке свідчить про простоту розроблюваного ПЗ.

Проведено також інші експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з малими діапазонами значень, але вихідні вектори ШНМ залишались незмінними, а також експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з великими діапазонами значень, що призводило до істотної зміни певних значень вихідних векторів. Отже, якщо подавати на входи ШНМ дані в немасштабованому вигляді, то ШНМ стає нечутливою до входів з малими діапазонами значень, тобто метрики зв'язності, зчеплення, звертання до глобальних змінних, час модифікації моделей, Джилба (відносна), прогнозована оцінка складності інтерфейсів, продуктивність розроблення ПЗ не впливають на результати роботи ШНМ, а визначальними при розрахунку результатів нейромережі є входи (метрики) з великими діапазонами значень.

Очевидно, що слід певним чином опрацьовувати вхідні дані ШНМ. Виконаємо опрацювання навчальної та тестової вибірок ШНМ за допомогою масштабування Matlab-функцією `premnmx` [5] - препроцесорна обробка навчальної вибірки шляхом приведення значень елементів векторів входу та цілі до інтервалу  $[-1..1]$ .

## 2. Дослідження впливу масштабування вхідних даних на якість навчання ШНМ

Рис.3 відображає процеси навчання та тестування ШНМ масштабованими (функцією `premnmx`) вибірками за алгоритмом градієнтного спуску з вибором параметра швидкості налагодження (`trainingda`).

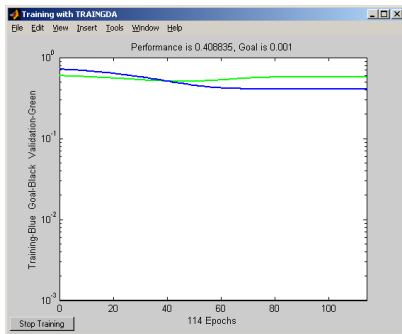


Рис.3. Процеси навчання і тестування ШНМ масштабованими (функцією `prempmx`) вибірками

Похибка навчання, яка відображає реакцію ШНМ на вхідні дані, складає приблизно 0,408835.

Протестуємо роботу нейромережі на двох вибірках, які різняться лише одним значенням - однієї з метрик з малим діапазоном значень, на основі яких розраховується якість проекту. Перша вибірка:

```
c1={ [1625;170;6050;30000];
      [10;1;0;2;250];
      [5900;156251;240;0.1;5000;0.1]; -
      [52;19;20000;2000;0.6;7000;280;43;
      3]};
```

Вихідний вектор після опрацювання першої вибірки:

```
m1={ [0.95;0.97;0.901;0.91]}.
```

подамо на входи нейромережі другу вибірку:

```
c2={ [1625;170;6050;30000];
      [10;1;1;2;250];
      [5900;156251;240;0.1;5000;0.1];
      [52;19;20000;2000;0.6;7000;280;43;
      3]};
```

Вихідний вектор після опрацювання другої вибірки:

```
m2={ [0.95;0.547;0.901;0.91]}.
```

Результати функціонування ШНМ для першої вибірки свідчать про високу якість проекту і ПЗ, а вихідний вектор нейромережі для другої вибірки свідчить про середню якість проекту, хоча змінилось значення лише однієї метрики - метрики звертання до глобальних змінних - з мінімального значення, яке свідчить про високу якість проекту, на максимальне значення, яке свідчить про низьку якість проекту.

Розглянемо інший приклад.

подамо на входи ШНМ вибірку:

```
c1={ [29250;2210;108050;449500];
      [1;7;0.9;41;4500];
      [45100;1406251;2160;1;45000;0.9];
      [468;163;180000;18000;4.6;63000;
      2660;361;21]};
```

Вихідний вектор після опрацювання такої вибірки:

```
m1={ [0.1;0.11;0.104;0.101]}.
```

подамо на входи ШНМ іншу вибірку, яка знову відрізнятиметься лише одним значенням - однієї з метрик, на основі яких прогнозується складність розроблюваного ПЗ:

```
c2={ [29250;2210;108050;449500];
      [1;7;0.9;41;4500];
      [45100;78126;2160;1;45000;0.9];
      [468;163;180000;18000;4.6;63000;
      2660;361;21]};
```

Вихідний вектор після опрацювання цієї вибірки:

```
m2={ [0.1;0.11;0.104;0.101]}.
```

в цьому випадку вихідний вектор нейромережі абсолютно не змінився - він свідчить про високу складність проекту і ПЗ, хоча істотно змінилось значення метрики Холстеда - з максимального значення, яке свідчить про високу складність розроблюваного ПЗ, на близьке до мінімального значення, яке свідчить про простоту розроблюваного ПЗ.

Проведено також інші експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з малими діапазонами значень, що призводило до змін певних величин вихідних векторів, а також експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з великими діапазонами значень, що абсолютно не впливало на вихідні вектори нейромережі.

Отже, при масштабуванні вхідних значень нейромережі функцією `prempmx` входи з малими діапазонами значень значно впливатимуть на результати функціонування ШНМ, а входи з великими діапазонами значень викличуть появу нейронів, які не враховуються при розрахунку результуючого вектора ШНМ. Відтак, втрачається частина значущої інформації, оскільки метрики з великими діапазонами значень (метрики Чепіна, Мак-Клура, Кафура, ЛОС-оцінка, Холстеда, прогнозована кількість операторів програми, очікувана вартість розроблення ПЗ, прогнозована вартість перевірки якості ПЗ, прогнозовані витрати на реалізацію коду) не впливають на результати роботи нейромережі.

## Висновки

Дослідження показали, що при опрацюванні немасштабованих вхідних вибірок ШНМ нечутлива до входів з малими діапазонами значень, а входи з великими діапазонами визначають результати роботи ШНМ. Отже, підготовка вхідної інформації для даної ШНМ необхідна.

При опрацюванні масштабованих вхідних вибірок саме входи з малими діапазонами значень є визначальними, а входи з великими діапазонами значень не впливають на роботу нейромережі, тобто вбудована у пакет Matlab функція масштабування

входів нейромережі не підходить для опрацювання значень метрик програмного забезпечення.

Вбудована у Matlab функція нормування *prest* може опрацьовувати вхідні значення, які мають нормальний закон розподілу, отже, також не підходить для опрацювання значень метрик ПЗ. Вбудована функція факторного аналізу *rgrersa* також не може опрацьовувати значення метрик ПЗ, оскільки для її застосування вхідні значення не повинні корелювати між собою.

Отже, жодна із вбудованих функцій пакету Matlab не підходить для опрацювання значень метрик ПЗ етапу проектування. Відтак, потрібно розробити нову або модифікувати одну із вбудованих функцій підготовки вхідної інформації ШНМ таким чином, щоб вона рівнозначно враховувала вхідні дані як з великими, так і з малими діапазонами для запобігання втрати значущої інформації.

## Література

Рецензент:

### ИССЛЕДОВАНИЕ ОСОБЕННОСТЕЙ ВСТРОЕННЫХ ФУНКЦИЙ ПАКЕТА МАТЛАВ ДЛЯ МАСШТАБИРОВАНИЯ ВХОДНЫХ ДАННЫХ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ОЦЕНИВАНИЯ КАЧЕСТВА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ

*О.В.Поморова, Т.А.Говорущенко*

Проведены исследования особенностей обучения и тестирования искусственной нейронной сети оценивания качества программного обеспечения немасштабируемыми и масштабируемыми выборками.

**Ключевые слова:** программное обеспечение (ПО), метрики ПО, искусственная нейронная сеть (ИНС), нейросетевой метод оценивания результатов проектирования и прогнозирования характеристик качества программного обеспечения (НМОП), масштабирование входов ИНС.

### THE RESEARCH OF MATLAB FUNCTIONS FEATURES FOR SCALING OF INPUT DATA OF SOFTWARE QUALITY EVALUATION ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

*Oksana Pomorova, Tetyana Hovorushchenko*

The research of features of training and testing of artificial neural network of software quality evaluation with non-scalable and scalable samples was conducted.

**Key words:** software, software metrics, artificial neural network (ANN), the artificial neural network's method of design results evaluation and software quality characteristics prediction (NMEP), ANN inputs scaling.

**Поморова Оксана Вікторівна** – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри системного програмування Хмельницького національного університету, e-mail: o.pomorova@gmail.com.

**Говорущенко Тетяна Олександрівна** – кандидат технічних наук, доцент, старший науковий співробітник, доцент кафедри системного програмування Хмельницького національного університету, e-mail: tat\_yana@ukr.net.

1. Поморова О.В., Говорущенко Т.О. Интеллектуальный метод оцінювання результатів проектування та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення // *Радіоелектронні і комп'ютерні системи* – Харків: НАУ "ХАІ", 2010 – № 6, с.211-218

2. Поморова О.В., Говорущенко Т.О., Онищук О.С. Оцінювання результатів проектування та прогнозування характеристик якості програмного забезпечення // *Вісник Хмельницького національного університету* - Хмельницький: ХНУ, 2011 - №2, с.168-178

3. O.Pomorova, T.Hovorushchenko. Research of Artificial Neural Network's Component of Software Quality Evaluation and Prediction Method // - USA, NJ 08855-1331: IEEE Operations Center, 2011 - vol.2, p. 959-962 (IEEE Catalog Number: CFP11803-PRT)

4. Поморова О.В., Говорущенко Т.О., Козак М.В. Реалізація та дослідження нейромережної складової методу оцінювання та прогнозування якості програмного забезпечення // *Науковий вісник Чернівецького університету. Комп'ютерні системи та компоненти*, 2011. Т. 2. Вип. 1.- Чернівці, ЧНУ, 2011 - с.19-26

5. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети Matlab 6 / Под общей редакцией к.т.н. В.Г.Потемкина – М.: Диалог-Мифи, 2002. – 496 с.

Надійшла в редакцію 00.00.2012