

ДОСЛІДЖЕННЯ ХАРАКТЕРИСТИК НАВЧАЛЬНОЇ ВИБІРКИ ДЛЯ ШТУЧНОЇ НЕЙРОННОЇ МЕРЕЖІ ОЦІНЮВАННЯ ЯКОСТІ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ

Вступ

У галузі дослідження програмних метрик проводились і проводяться численні дослідження, але на сьогодні залишається *ряд невирішених питань*: 1) технологія вимірювання якості ще не досягла зрілості - лише 1.5% софтверних організацій намагаються оцінити якість процесів і готового продукту кількісно, за допомогою метрик, і лише 0.5% софтверних організацій намагаються покращити роботу, керуючись кількісними критеріями якості з метою випуску бездефектних продуктів; 2) відсутні єдині стандарти на метрики - створено більше тисячі метрик, кожен постачальник "вимірювальної" системи пропонує власні способи оцінки якості і відповідно метрики; 3) проблема складності інтерпретації величин метрик - значення метрик, одержані за допомогою "вимірювальних систем", неінформативні або малоінформативні для користувача, замовника, а часто і для програміста; 4) розрахунок метрик лише для готового ПЗ - всі "вимірювальні" системи орієнтовані на розрахунок метрик для програмного коду, але часто є необхідність у розрахунку метрик вже на етапі проектування - метрик з точними значеннями для проекту ПЗ і метрик з прогнозованими значеннями для розроблюваного за проектом програмного забезпечення; 5) низький рівень автоматизації аналізу та опрацювання метрик складності та якості програмного забезпечення - на сьогодні автоматизовано лише процеси збирання, реєстрації та обчислення метричної інформації; 6) відсутність можливості порівняння принципово нового проекту з попередніми, що призводить до неможливості інтерпретації одержаних метрик для нового проекту; 7) вибір вартості та тривалості проекту і репутації фірми-проектувальника в якості основних параметрів при виборі проекту ПЗ, але рішення, прийняті на основі цих параметрів, не завжди гарантують належну якість ПЗ.

Невирішеність цих питань та ігнорування етапів життєвого циклу ПЗ не дозволяють повноцінно використовувати метрики для зменшення складності та підвищення якості ПЗ. Для оцінювання і прогнозування складності та якості ПЗ на основі метричного аналізу слід вирішити задачу визначення взаємозв'язку між значеннями метрик та якістю і складністю проекту і розроблюваного ПЗ. Одним із засобів, який дозволяє узагальнити інформацію та виявити залежності між вхідними і результуючими даними, є штучні нейронні мережі. Автори запропонували 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 [1-3].

НМОП складається з етапів: 1) підготовки метрик етапу проектування 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 нейронною мережею; 4) аналізу результатів функціонування ШНМ; 5) формування висновку про складність та якість проекту і розроблюваного ПЗ на основі результатів ШНМ.

Вхідними даними для ШНМ є: множина метрик складності етапу проектування з точними значеннями; множина метрик якості етапу проектування з точними значеннями; множина метрик складності етапу проектування з прогнозованими значеннями; множина метрик якості етапу проектування з прогнозованими значеннями [1-3].

Результатами опрацювання цих множин є: оцінка складності проекту; оцінка якості проекту; прогнозована оцінка складності розроблюваного програмного забезпечення; прогнозована оцінка якості розроблюваного програмного забезпечення. 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.

Вибір архітектури, реалізація, навчання і тестування нейромережної складової НМОП описані у [2-4]. Структурна схема шарів ШНМ в пакеті Simulink відображена на рис.1.

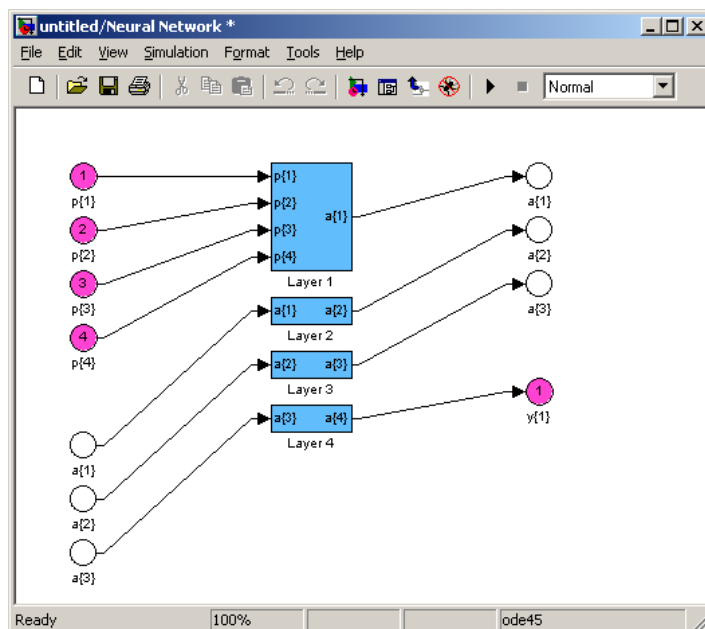


Рис.1. Структурна схема шарів нейромережної складової НМОП в пакеті Simulink

Дослідження характеристик та способу представлення вхідної інформації для навчання і тестування ШНМ є актуальною задачею, оскільки якість рішень, наданих ШНМ, суттєво залежить від якості інформації, що використовується для її навчання.

1. Дослідження якості навчання нейромережі при опрацюванні немасштабованої вхідної інформації

Аналіз діапазонів значень метрик етапу проектування програмного забезпечення, визначених у [2, 3], показує, що існує великий розкид діапазонів значень вхідних даних - значення вхідних векторів розрізняються в десятки, сотні, тисячі та навіть мільйони разів.

Протестуємо функціонування нейромережі на немасштабованих вхідних вибірках після її навчання також немасштабованою вибіркою. Вхідні вибірки та результати роботи нейромережі представлені в таблиці 1.

Таблиця 1. Результати роботи нейромережі на різних немасштабованих вхідних вибірках

№ експ	Вхідна вибірка	Результат ШНМ
(1)	(2)	(3)
1	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
	c2={ [2034;200;8000;34900]; [10;9;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m2={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
2	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
	c3={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;1562500;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m3={ [0.93;0.998;0.472;0.902] }

(1)	(2)	(3)
3	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
	c4={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 5 ;7020;283;44;3]};	m4={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
4	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180; 0.08 ;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
	c5={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180; 0.98 ;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m5={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
5	c1={ [2034;200; 8000 ;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93 ;0.998;0.922;0.902] }
	c6={ [2034;200; 120050 ;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m6={ [0.46 ;0.998;0.922;0.902] }
6	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19; 20100 ;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922; 0.902] }
	c7={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19; 200000 ;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m7={ [0.93;0.998;0.922; 0.441] }

У експерименті №1 вихідний вектор нейромережі для обох вибірок свідчить про високу якість проекту і ПЗ, причому значення виходів нейромережі однакові для обох вибірок, хоча значення метрики зчеплення, яка має малий діапазон значень, змінилось з близького до мінімального значення на максимальне значення. Виконана зміна значення метрики зчеплення повинна була призвести до зменшення оцінки якості проекту, оскільки чим більше зчеплення, тим вище взаємозалежність модулів, тим більша їх чутливість до внесення змін, отже, проект матиме меншу якість.

У експерименті №2 вихідний вектор нейромережі суттєво змінився - для вибірки c1 він свідчить про низьку складність проекту і розроблюваного за проектом ПЗ, для вибірки c3 - про низьку складність проекту, але зростаючи до середньої складності розроблюваного ПЗ, хоча змінилось значення лише однієї метрики - метрики Холстеда, яка має великий діапазон значень, - з близького до мінімального значення, яке свідчить про простоту розроблюваного ПЗ, до максимального значення, яке свідчить про високу складність розроблюваного ПЗ.

У експерименті №3 значення виходів нейромережі однакові для обох вибірок, тобто нейромережа не враховує зміни значення метрики прогнозованої продуктивності розроблення ПЗ, яка має малий діапазон значень, із близького до мінімального на максимальне значення, хоча така зміна повинна була призвести до зменшення прогнозованої якості розроблюваного ПЗ.

Експеримент №4 показав, що зміна значення метрики відносної логічної складності ПЗ, яка має малий діапазон значень, з близького до мінімального на близьке до максимального значення не приз-

водить до зміни значень виходів нейромережі, хоча збільшення цієї метрики свідчить про зростання складності розроблюваного ПЗ.

У експерименті №5 значення виходу ШНМ, який показує оцінку складності проекту, зменшилось після істотного збільшення значення метрики Мак-Клура, що має великий діапазон значень, тобто в даному експерименті збільшення лише однієї метрики призвело до зменшення оцінки складності проекту, що вказує на зростання складності проекту.

У експерименті №6 вихідний вектор нейромережі для вибірки c1 свідчить про високу якість розроблюваного ПЗ, а вихідний вектор для вибірки c7 свідчить про середню якість розроблюваного ПЗ, хоча змінилось лише значення однієї метрики очікуваної вартості розроблення ПЗ, яка має великий діапазон значень, приблизно в 10 разів.

Інші експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з малими діапазонами значень, також показали, що вихідні вектори ШНМ залишаються незмінними. Експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з великими діапазонами значень, призводили до істотної зміни певних значень вихідних векторів. Отже, ШНМ нечутлива до входів з малими діапазонами значень, тобто метрики з малими діапазонами значень не впливають на результати роботи ШНМ, а визначальними при розрахунку результатів нейромережі є входи (метрики) з великими діапазонами значень, що призводить до втрати певної частини значущої інформації.

2. Дослідження якості навчання нейромережі при опрацюванні масштабованої вхідної інформації

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].

Протестуємо тепер функціонування нейромережі на масштабованих вхідних вибірках після її навчання також масштабованою вибіркою. Вхідні вибірки та результати роботи нейромережі представлені в таблиці 2.

Таблиця 2. Результати роботи нейромережі на різних масштабованих вхідних вибірках

№ експ	Вхідна вибірка	Результат ШНМ
(1)	(2)	(3)
1	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
	c2={ [2034;200;8000;34900]; [10;9;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m2={ [0.93;0.488;0.922;0.902] }
2	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }
	c3={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;1562500;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005;0.61;7020;283;44;3]};	m3={ [0.93;0.998;0.922;0.902] }

(1)	(2)	(3)
3	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922; 0.902]}
	c4={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 5 ;7020;283;44;3]};	m4={ [0.93;0.998;0.922; 0.446]}
4	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180; 0.08 ;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998; 0.922 ;0.902]}
	c5={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180; 0.98 ;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m5={ [0.93;0.998; 0.451 ;0.902]}
5	c1={ [2034;200; 8000 ;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902]}
	c6={ [2034;200; 120050 ;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19;20100;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m6={ [0.93;0.998;0.922;0.902]}
6	c1={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19; 20100 ;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m1={ [0.93;0.998;0.922;0.902]}
	c7={ [2034;200;8000;34900]; [10;1;0.05;1;100]; [4150;109001;180;0.08;3200;0.07]; [52;19; 200000 ;2005; 0.61 ;7020;283;44;3]};	m7={ [0.93;0.998;0.922;0.902]}

Результати функціонування ШНМ для вибірки c1 свідчить про високу якість проекту і ПЗ, а вихідний вектор нейромережі для вибірки c2 свідчить про середню якість проекту, хоча змінилось значення лише метрики зчеплення, яка має малий діапазон значень, - з близького до мінімального значення, яке свідчить про високу якість проекту, на максимальне значення, яке свідчить про низьку якість проекту.

У експерименті №2 вихідний вектор нейромережі для вибірки c3 співпадає з вихідним вектором для вибірки c1, хоча істотно змінилось значення метрики Холстеда, на основі якої прогнозується складність розроблюваного ПЗ і яка має великий діапазон значень, - з близького до мінімального значення, яке свідчить про простоту розроблюваного ПЗ, до максимального значення, яке свідчить про високу складність розроблюваного ПЗ.

У експерименті №3 нейромережа враховує зміну значення метрики прогнозованої продуктивності розроблення ПЗ, яка має малий діапазон значень, із близького до мінімального на максимальне значення і відбувається зменшення оцінки прогнозованої якості розроблюваного ПЗ.

Експеримент №4 показав, що суттєва зміна значення метрики відносної логічної складності ПЗ, яка має малий діапазон значень, призводить до зменшення оцінки складності розроблюваного ПЗ, тобто вказує на зростання складності розроблюваного ПЗ.

У експерименті №5 вихідні вектори ШНМ однакові до та після істотного збільшення значення метрики Мак-Клура, що має великий діапазон значень, тобто в даному експерименті збільшення метрики не призвело до очікуваного зменшення оцінки складності проекту.

У експерименті №6 вихідні вектори нейромережі для обох вибірок свідчать про високу прогнозовану якість розроблюваного ПЗ, хоча значення метрики очікуваної вартості розроблення ПЗ, яка має великий діапазон значень, змінилось приблизно в 10 разів.

Інші експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з малими діапазонами значень, показали зміни певних величин вихідних векторів, а експерименти, в яких істотно змінювались значення метрик з великими діапазонами значень, показали, що такі зміни абсолютно не впливають на вихідні вектори нейромережі.

Отже, при масштабуванні вхідних значень нейромережі функцією `premnmx` 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. Очевидно, що неврахування метрик з великими діапазонами значень призведе до істотного зниження ефективності оцінювання складності та якості проекту і ПЗ.

Висновки

Дослідження функціонування нейромережі при опрацюванні немасштабованої вхідної інформації показали, що ШНМ нечутлива до входів з малими діапазонами значень, а входи з великими діапазонами визначають результати роботи ШНМ. Отже, необхідне попереднє опрацювання вхідної інформації для даної ШНМ.

Дослідження функціонування нейромережі при опрацюванні масштабованої вхідної інформації показали, що після масштабування вхідних вибірок визначальними є входи з малими діапазонами значень, а входи з великими діапазонами значень не впливають на роботу нейромережі, що призводить до істотного зниження ефективності оцінювання складності та якості проекту і ПЗ, а також до втрати частини значущої інформації. Отже, вбудована у пакет Matlab функція масштабування входів нейромережі `premnmx` не підходить для опрацювання значень метрик ПЗ.

Вбудована у Matlab функція нормування `prestd` може опрацьовувати вхідні значення, які мають нормальний закон розподілу, отже, без модифікації не підходить для опрацювання значень метрик ПЗ. Вбудована функція факторного аналізу `prepca` також не може опрацьовувати значення метрик ПЗ без попередньої модифікації, 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 без попередньої модифікації. Відтак, перспективним є розроблення нового або модифікованого методу опрацювання інформації (масштабування, нормування, факторного аналізу), що забезпечив би рівнозначне врахування метрик як з великими, так і з малими діапазонами для запобігання втрати значущої інформації та ефективності оцінювання складності та якості проекту і ПЗ.

Література

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. Поморова О.В., Говорущенко Т.О. Нейромережний метод оцінювання та прогнозування складності та якості програмного забезпечення // Поступ в науку. Збірник наукових праць Бучацького інституту менеджменту і аудиту – Бучач, 2011 – с.406-410
4. 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)
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.