

УДК 004.412

[https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11\(42\).2.30-37](https://doi.org/10.32515/2664-262X.2025.11(42).2.30-37)**А. С. Приходько, Є. В. Малахов**, проф., д-р техн. наук*Одеський національний університет імені І. І. Мечникова, м. Одеса, Україна**e-mail: whiterandrek@gmail.com, eugene.malakhov@onu.edu.ua*

Удосконалена математична модель оцінювання якості вебдодатків з відкритим кодом

Робота присвячена підвищенню достовірності оцінок якості вебзастосунків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням фреймворків PHP, за метриками RFC, CBO та WMC. Наукова новизна результатів дослідження полягає в удосконаленні математичної моделі у вигляді довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC на рівні додатку для оцінювання якості ПЗ на основі тривимірного перетворення Бокса-Кокса, яка, на відміну від існуючих моделей, дозволяє здійснювати відповідне оцінювання для веб-додатків з відкритим кодом, розроблених за допомогою PHP фреймворків. Отримані результати мають наукове та практичне значення для оцінювання якості веб-додатків з відкритим кодом, розроблених з використанням таких відомих PHP фреймворків, як CakePHP, CodeIgniter, Laravel, Symfony та Yii, за даними їхніх метрик RFC, CBO та WMC на рівні додатку та можуть бути застосовані для створення нових моделей та алгоритмів для оцінювання якості веб-додатків.

математична модель, якість, програмне забезпечення, веб-додаток, нормалізуюче перетворення, нелінійна регресія, програмна метрика

Постановка проблеми. Створення якісного програмного забезпечення (ПЗ) залишається одним з головних завдань індустрії його розробки. Останніми роками популярність ПЗ з відкритим вихідним кодом зростає і воно все частіше використовується або як програмний інструмент або як компонент програми [1]. Тому вибір якісного ПЗ з відкритим кодом є важливим. Зазначене також стосується веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням PHP фреймворків, оскільки сьогодні багато веб-додатків розробляються саме за їх допомогою.

Незважаючи на існуючі методи оцінювання якості ПЗ, все ще бракує ефективного методу оцінювання загальної якості [2]. Про важливість проблеми оцінювання якості ПЗ свідчать також публікації останніх років [1, 3-8]. Вищезазначене вимагає побудови математичних моделей для оцінювання якості ПЗ, у тому числі веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням PHP фреймворків.

Аналіз останніх досліджень і публікацій. Як відомо, для аналізу об'єктно-орієнтованого (ОО) ПЗ існують спеціальні набори метрик, наприклад, СК [9] і MOOD [10]. Однак лише метрики СК призначені для вимірювання трьох етапів ОО проектування у визначенні Буча. Тому сьогодні для оцінювання якості ПЗ у тому числі використовуються метрики СК, включаючи RFC (Response for Class), CBO (Coupling Between Objects) та WMC (Weighted Methods per Class) на рівні застосунку [8].

Хоча алгоритми машинного навчання стають все більш популярними для оцінювання якості ПЗ [3], методи регресійного аналізу ще не повністю розкрили свій потенціал [4, 8, 11-13]. У [4] автори об'єднали множинну лінійну регресію та метод нечіткої комплексної оцінки для побудови алгоритму оцінювання якості. У [13] автори використали алгоритм лінійної регресії для прогнозування щільності дефектів у програмних застосунках і дійшли висновку, що існуючі підходи, включаючи міркування на основі кейсів, є менш точними, ніж методологія лінійної регресії.

Але застосування лінійної регресії теоретично може бути обґрунтовано лише у певних випадках, зокрема, коли розподіл відхилень точок даних від лінії регресії є

нормальним. Тому в [11] для оцінювання якості ПЗ автори запропонували методику, засновану на довірчих інтервалах та інтервалах прогнозування нелінійної регресії для метрики RFC на рівні застосунку в залежності від метрик CBO та WMC. Наразі відоме використання цієї методики для оцінювання якості застосунків із відкритим кодом, розроблених на Java [11] та Kotlin [12]. Однак метрики CBO і WMC, як і RFC, також слід розглядати як залежні змінні, що характеризують якість програмних систем. Тому в [8] була запропонована модифікація зазначеної методики для оцінювання якості програмних систем з точки зору їх ОО проєктування. Ця модифікація базується на довірчих інтервалах і інтервалах прогнозування трьох нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC відповідно. На теперішній час не існує математичної моделі для оцінювання якості веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням РНР фреймворків. Тому подібно [8] в цій роботі ми запропонували побудувати математичну модель для оцінювання якості веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням РНР фреймворків.

Постановка завдання. Метою цієї роботи є удосконалення математичної моделі для оцінювання якості веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням РНР фреймворків, яка дозволить здійснити підвищення достовірності визначення якості цих застосунків за програмними метриками RFC, CBO та WMC.

Для досягнення зазначеної мети треба розв'язати наступні завдання.

1. Для побудови удосконаленої моделі сформулювати вибірку даних з програмних метрик RFC, CBO і WMC та розділили її на два набори (навчальний і тестовий).
2. Удосконалити математичну модель за навчальним набором даних та перевірити її якість за навчальним і за тестовим наборами даних.

Виклад основного матеріалу. Згідно з [8] для оцінювання якості веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням РНР фреймворків, спочатку нам треба побудувати три моделі нелінійної регресії для метрик RFC, CBO та WMC.

Ми будуюмо моделі нелінійної регресії для метрик RFC, CBO та WMC на основі тривимірною перетворення Бокса-Кокса (Вох-Сох) у формі [8]

$$Y = [\hat{\lambda}_Y (\hat{Z}_Y + \varepsilon) + 1]^{1/\hat{\lambda}_Y}, \quad (1)$$

де ε – гаусівська випадкова величина, $\varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$;

$\hat{\sigma}_\varepsilon$ – оцінка середньоквадратичного відхилення величини ε ;

$\hat{Z}_Y$ – результат прогнозу за рівнянням лінійної регресії $\hat{Z}_Y = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 Z_1 + \hat{b}_2 Z_2$ в залежності від факторів Z_1 та Z_2 для нормалізованих даних, які перетворені за допомогою тривимірною перетворення Бокса-Кокса (ПБК) з компонентами

$$Z_j = \begin{cases} (X_j^{\lambda_j} - 1)/\lambda_j, & \text{if } \lambda_j \neq 0; \\ \ln(X_j), & \text{if } \lambda_j = 0. \end{cases} \quad (2)$$

Щоб отримати модель нелінійної регресії для RFC за (1), треба підставити RFC , $\hat{\lambda}_{RFC}$, $\hat{Z}_{RFC}$, Z_{CBO} , Z_{WMC} , ε_1 та σ_{ε_1} замість Y , $\hat{\lambda}_Y$, $\hat{Z}_Y$, Z_1 , Z_2 , ε та σ_ε відповідно. Щоб отримати модель нелінійної регресії для CBO за (1), нам потрібно підставити CBO , $\hat{\lambda}_{CBO}$, $\hat{Z}_{CBO}$, Z_{RFC} , Z_{WMC} , ε_2 та σ_{ε_2} замість Y , $\hat{\lambda}_Y$, $\hat{Z}_Y$, Z_1 , Z_2 , ε та σ_ε відповідно. Щоб отримати модель нелінійної регресії для WMC за (1), нам потрібно підставити WMC , $\hat{\lambda}_{WMC}$, $\hat{Z}_{WMC}$, Z_{RFC} , Z_{CBO} , ε_3 та σ_{ε_3} замість Y , $\hat{\lambda}_Y$, $\hat{Z}_Y$, Z_1 , Z_2 , ε та σ_ε відповідно [8].

Як і в [8], щоб обчислити квадрат відстані Махаланобіса (КВМ) для тривимірної точки нормалізованих даних (точка i), ми застосовуємо формулу

$$d_i^2 = (T_i - \bar{T})^T S_N^{-1} (T_i - \bar{T}), \quad (3)$$

де T – вектор нормалізованих випадкових величин $T = \{Z_{RFC}, Z_{CBO}, Z_{WMC}\}^T$;

$\bar{T}$ – вектор вибірових середніх, $\bar{T} = \{\bar{Z}_{RFC}, \bar{Z}_{CBO}, \bar{Z}_{WMC}\}^T$;

S_N – вибіркова коваріаційна матриця

$$S_N = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (T_i - \bar{T})(T_i - \bar{T})^T. \quad (4)$$

Відповідно до [8], ми будемо довірчі інтервали нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC як

$$\Psi_Y^{-1} \left(\hat{Z}_Y \pm t_{\alpha/2, \nu} S_{Z_Y} \left\{ \frac{1}{N} + (z_X^+)^T S_Z^{-1} (z_X^+) \right\}^{1/2} \right). \quad (5)$$

де Ψ_Y – нормалізуюче перетворення для залежної змінної Y ;

$t_{\alpha/2, \nu}$ – квантиль t -розподілу Стюдента з рівнем значущості $\alpha/2$ та ν ступенями свободи, $\nu = N - 3$;

z_X^+ – вектор з компонентами $Z_{1i} - \bar{Z}_1$ та $Z_{2i} - \bar{Z}_2$ для i -го рядка, $\bar{Z}_j = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N Z_{ji}$,

$$j=1,2, S_{Z_Y}^2 = \frac{1}{\nu} \sum_{i=1}^N (Z_{Yi} - \hat{Z}_{Yi})^2;$$

S_Z – матриця 2×2

$$S_Z = \begin{pmatrix} S_{Z_1 Z_1} & S_{Z_1 Z_2} \\ S_{Z_1 Z_2} & S_{Z_2 Z_2} \end{pmatrix}, \quad (6)$$

де $S_{Z_q Z_r} = \sum_{i=1}^N [Z_{qi} - \bar{Z}_q][Z_{ri} - \bar{Z}_r]$, $q, r = 1, 2$.

Щоб побудувати довірчий інтервал нелінійної регресії для RFC за (5), потрібно підставити RFC , Ψ_{RFC} , $\hat{Z}_{RFC}$, Z_{CBO} , Z_{WMC} , $\bar{Z}_{CBO}$ та $\bar{Z}_{WMC}$ замість Y , Ψ_Y , $\hat{Z}_Y$, Z_1 , Z_2 , $\bar{Z}_1$ та $\bar{Z}_2$ відповідно. Щоб побудувати довірчий інтервал нелінійної регресії для CBO за (5), потрібно підставити CBO , Ψ_{CBO} , $\hat{Z}_{CBO}$, Z_{RFC} , Z_{WMC} , $\bar{Z}_{RFC}$ та $\bar{Z}_{WMC}$ замість Y , Ψ_Y , $\hat{Z}_Y$, Z_1 , Z_2 , $\bar{Z}_1$ та $\bar{Z}_2$ відповідно. Щоб побудувати довірчий інтервал нелінійної регресії для WMC за (5), потрібно підставити WMC , Ψ_{WMC} , $\hat{Z}_{WMC}$, Z_{RFC} , Z_{CBO} , $\bar{Z}_{RFC}$ та $\bar{Z}_{CBO}$ замість Y , Ψ_Y , $\hat{Z}_Y$, Z_1 , Z_2 , $\bar{Z}_1$ та $\bar{Z}_2$ відповідно [8].

Інтервал прогнозування нелінійної регресії будується аналогічно (5) з тією лише різницею, що до суми у фігурних дужках (5) потрібно додати ще 1.

Для побудови моделей у формі (1) ми використали дані з 124 веб-додатків, розміщених на GitHub для п'яти відомих фреймворків: CakePHP, CodeIgniter, Laravel, Symfony та Yii. Описова статистика цього набору даних наведена в [14]. Після видалення викидів з цих даних залишилися дані з 110 застосунків, описова статистика з яких наведена в таблиці 1.

Щоб уникнути проблеми оверфітінгу моделі, ми розділили вибірку даних на два набори: навчальний (60 точок даних) і тестовий (50 точок даних). Таблиця 2 містить описові статистики навчального та тестового наборів даних.

Оцінки параметрів трьох побудованих нелінійних регресійних моделей для метрик RFC, CBO та WMC у формі (1) наведені в таблиці 3.

Таблиця 1 – Описова статистика набору даних із 110 застосунків

Назва метрики	Min	Max	Середнє	СКВ
Number of classes	25	7743	491,600	946,931
RFC	3,00	20,98	10,413	3,757
CBO	1,68	8,72	4,382	1,593
WMC	1,75	67,83	14,301	14,568

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 2 – Описові статистики навчального та тестового наборів даних

Назва метрики	Min	Max	Середнє	СКВ	Min	Max	Середнє	СКВ
Number of classes	32	7743	655,467	1233,763	25	1496	282,960	283,544
RFC	3,00	20,98	10,518	4,468	6,31	16,47	10,287	2,708
CBO	1,68	8,72	4,506	1,792	2,00	6,59	4,233	1,318
WMC	1,75	67,83	15,849	16,733	2,73	43,73	12,444	11,265

Джерело: розроблено авторами

Таблиця 3 – Оцінки параметрів нелінійних регресійних моделей

No	Y	$\hat{b}_0$	$\hat{b}_1$	$\hat{b}_2$	σ_ϵ	$\hat{\lambda}_y$
1	RFC	0,61548	-0,00200	1,29779	0,1369	0,04570
2	CBO	1,43051	-0,05220	0,47253	0,6991	0,38434
3	WMC	-0,34586	0,70983	0,00992	0,1013	-0,43498

Джерело: розроблено авторами

Для розрахунку значень KBM за (3) обернена матриця до матриці (4) є такою:

$$S_N^{-1} = \begin{pmatrix} 99,164 & -70,390 & -0,9834 \\ -70,390 & 54,238 & 0,1086 \\ -0,9834 & 0,1086 & 2,081 \end{pmatrix}$$

та вибірові середні $\bar{Z}_{RFC}$, $\bar{Z}_{CBO}$ та $\bar{Z}_{WMC}$ дорівнюють 1,366, 2,384 та 1,951 відповідно. Квантиль $F_{3,N-3,0.005}$ дорівнює 4,754 для $N=60$.

Щоб визначити довірчі інтервали та інтервали прогнозування нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC, обернені матриці до матриці (6) є такими:

$$S_Z^{-1} = \begin{pmatrix} 0,03468 & -0,01404 \\ -0,01404 & 0,13021 \end{pmatrix}, S_Z^{-1} = \begin{pmatrix} 0,90387 & -1,17231 \\ -1,17231 & 1,64499 \end{pmatrix}, S_Z^{-1} = \begin{pmatrix} 0,07122 & -0,00982 \\ -0,00982 & 0,03452 \end{pmatrix},$$

а значення S_{Z_y} дорівнюють 0,1393, 0,7112 та 0,1030 відповідно.

У всіх випадках обчислення границь довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування необхідно використовувати в (5) $t_{0.05/2,57} = 2,002$, $N=60$ та $v=57$.

Щоб оцінити прогностичну точність нелінійних регресійних моделей для метрик RFC, CBO та WMC у формі (1), ми використали стандартні показники MMRE та PRED(0,25), граничні значення яких – не більше 0,25 і не менше 0,75 відповідно.

Для моделей у формі (1) із оцінками параметрів з таблиці 3 значення MMRE та PRED(0,25) для навчального і тестового наборів даних наведені в таблиці 4.

Таблиця 4 – Значення MMRE та PRED(0,25)

No	Y	навчальний набір даних		тестовий набір даних	
		MMRE	PRED(0,25)	MMRE	PRED(0,25)
1	RFC	0,1040	0,9833	0,1386	0,8800
2	CBO	0,3729	0,4333	0,3181	0,6400
3	WMC	0,2563	0,5333	0,3295	0,4000

Джерело: розроблено авторами

Ці значення свідчать про задовільну якість моделей у формі (1). Крім того, ці значення вказують на прийнятну якість моделі (1) лише для метрики RFC. Останнє можна пояснити тим, що поділ всього набору даних на два (навчальний та тестовий) проводився з урахуванням побудови моделі (3) лише для метрики RFC.

Ми оцінили якість веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням фреймворків PHP, за побудованою математичною моделлю у вигляді довірчих інтервалів і інтервалів прогнозування нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC, використавши методику з [8]. Серед 60 веб-додатків навчального набору даних 13,33% мають високу (high) якість, 3,33% – середню (medium) і 83,33% – низьку (low) якість з точки зору ОО проектування. Серед 50 веб-додатків тестового набору даних 10% мають високу якість, 2% – середню і 88% – низьку якість.

Результати оцінювання якості для восьми веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням різних фреймворків PHP, наведено в таблиці 5, в якій значення KBM для нормалізованих метрик позначено як KBMH. Веб-додаток Crater (<https://github.com/crater-invoice-inc/crater>), створений за допомогою Laravel, має середню якість, оскільки значення RFC, CBO та WMC для нього знаходяться в межах усіх довірчих інтервалів нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC.

Три веб-додатки (Gymie, Attendize та Cachet) мають високу якість, оскільки точки даних (значення RFC, CBO та WMC) для цих програм знаходяться між верхніми межами довірчих інтервалів і нижніми межами інтервалів прогнозування для метрик RFC, CBO та WMC. Веб-додаток Gymie (<https://github.com/lubusIN/laravel-gymie>) створений за допомогою Laravel для керування спортзалом і клубом. Attendize (<https://github.com/Attendize/Attendize>) – це платформа з відкритим кодом для продажу квитків і керування подіями, створена на фреймворку Laravel. Cachet (<https://github.com/CachetHQ/Cachet>) – це система власно-розміщених статусних сторінок з відкритим вихідним кодом на основі фреймворку Laravel.

Таблиця 5 – Результати оцінювання якості для восьми веб-додатків

i	Назва застосунку	RFC	CBO	WMC	KBMH	якість
1	Gymie	7,41	3,52	4,87	0,12	high
2	Attendize	8,01	4,53	5,35	0,33	high
3	Cachet	6,57	4,47	3,85	1,04	high
4	Crater	8,76	4,49	6,48	0,09	medium
5	Craft	15,14	7,59	20,45	3,35	low
6	Crud	12,20	4,43	9,13	2,09	low
7	Sandbox	10,49	2,93	7,04	2,18	low
8	Wallabag	12,59	5,65	8,45	4,49	low

Джерело: розроблено авторами

Чотири веб-додатки (Craft, Crud, Sandbox і Wallabag) мають низьку якість, оскільки деякі точки даних (значення RFC, CBO та WMC) для цих програм знаходяться

між верхніми межами довірчих інтервалів і верхніми межами інтервалів прогнозування для метрик RFC, CBO та WMC. Craft (<https://github.com/craftcms/cms>) – це гнучка, зручна CMS на основі фреймворку Yii для створення власного цифрового досвіду в Веб та за його межами. Crud (<https://github.com/FriendsOfCake/crud>) створено на основі Yii, щоб використовувати його для розробки стероїдів і надати розробникам достатньо гнучкості, щоб використовувати його як для швидкого створення прототипів, так і для виробничих програм. Sandbox (<https://github.com/dereuromark/cakephp-sandbox>) – це веб-додаток для демонстрації функцій CakePHP, а також створення пісочниці для випробувань. Wallabag (<https://github.com/wallabag/wallabag>) – це веб-додаток на основі Symfony, який дозволяє зберігати веб-сторінки для подальшого читання.

Висновки. Удосконалено математичну модель у вигляді довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC на рівні застосунку для оцінювання якості ПЗ на основі тривимірного ПБК, яка на відміну від існуючих моделей дозволяє здійснювати відповідне оцінювання для веб-додатків з відкритим кодом, розроблених за допомогою PHP фреймворків.

Для побудови удосконаленої математичної моделі було сформовано вибірку даних з метрик RFC, CBO і WMC 110 веб-додатків, розроблених за допомогою п'яти відомих фреймворків (CakePHP, CodeIgniter, Laravel, Symfony і Yii), та розділено її на два набори: навчальний (60 точок даних) і тестовий (50 точок даних). Побудова удосконаленої математичної моделі за навчальним набором даних та перевірка її якості як за навчальним, так і за тестовим наборами даних дозволила уникнути проблеми оверфітінгу моделі при отриманні задовільних значень стандартних показників її якості MMRE та PRED(0,25).

Перспективи подальших розвідок у цьому напрямі можуть включати використання додаткових наборів даних для підтвердження або майбутнього удосконалення математичної моделі у вигляді довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування нелінійних регресій для метрик RFC, CBO та WMC на рівні застосунку для оцінювання якості веб-додатків з відкритим кодом, розроблених із застосуванням PHP фреймворків.

Список літератури

1. Madaehoh A., Senivongse T. OSS-AQM: An open-source software quality model for automated quality measurement. *Data and Software Engineering (ICoDSE)* : proceedings. The 2022 International Conference. Denpasar, Indonesia: 2022. P. 126-131. DOI: 10.1109/ICoDSE56892.2022.9972135
2. Chen C., Shoga M., Boehm B. Exploring the dependency relationships between software qualities. *Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C)* : proceedings. the 2019 IEEE 19th International Conference. Sofia, Bulgaria: 2019. P. 105-108. DOI: 10.1109/QRS-C.2019.00032
3. Bombiri O., Poda P., Ouedraogo T.F. Application of machine learning in software quality: a Mini-review. *Natural and Engineering Sciences for Sahel's Sustainable Development (MNE3SD)* : proceedings. The 2023 IEEE Multi-conference. Bobo-Dioulasso, Burkina Faso: 2023. P. 1-7. DOI: 10.1109/MNE3SD57078.2023.10079800
4. Gao C., Luo W., Wang J. et al. Software quality evaluation model based on multiple linear regression and fuzzy comprehensive evaluation method. *Dependable Systems and Their Applications (DSA)* : proceedings. The 2022 9th International Conference. Wulumuqi, China: 2022. P. 383-389. DOI: 10.1109/DSA56465.2022.00058
5. Deshpande M.V., Soitkar A., Tripathi D. R. et al. Ensuring web application quality: The role of software testing as a form of quality assurance. *ICT in Business Industry & Government (ICTBIG)* : proceedings. The 2023 IEEE International Conference. Indore, India: 2023. P. 1-6. DOI: 10.1109/ICTBIG59752.2023.10456277
6. Fizza K., Banerjee A., Jayaraman P.P. et al. A survey on evaluating the quality of autonomic Internet of things applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*. 2023. Vol. 25, No. 1. P. 567-590. DOI: 10.1109/COMST.2022.3205377

7. Shyamal D.K.K., Asanka P.P.G.D., Wickramaarachchi D. A comprehensive approach to evaluating software code quality through a flexible quality model. *Smart Computing and Systems Engineering (SCSE)* : proceedings. The 2023 International Research Conference. Kelaniya, Sri Lanka: 2023. P. 1-8. DOI: 10.1109/SCSE59836.2023.10215004
8. Prykhodko S. Evaluating quality of software systems by the confidence and prediction intervals of regressions for RFC, CBO, and WMC metrics. *WSEAS Transactions on Systems*. 2024. Vol. 23. P. 322-330. DOI: 10.37394/23202.2024.23.36
9. Chidamber S.R., Kemerer C.F. Towards a metrics suite for object oriented design. *ACM SIGPLAN Notices*. 1991. Vol. 26, Issue 11. P. 197–211. DOI: 10.1145/118014.117970
10. Brito e Abreu F., Melo W. Evaluating the impact of object-oriented design on software quality. *Software Metrics* : proceedings. The 3rd International Symposium. Berlin, Germany: 1996. P. 90-99. DOI: 10.1109/METRIC.1996.492446
11. Prykhodko S., Prykhodko N. A technique for detecting software quality based on the confidence and prediction intervals of nonlinear regression for RFC metric. *Computer Sciences and Information Technologies (CSIT)* : proceedings. The 2022 IEEE 17th International Conference. Lviv, Ukraine: 2022. P. 499-502. DOI: 10.1109/CSIT56902.2022.10000532
12. Prykhodko S., Prykhodko N. Estimating quality of open-source Kotlin-based apps by the confidence and prediction intervals of nonlinear regression for RFC metric. *Computer Science and Information Technologies (CSIT)* : proceedings. The 2023 IEEE 18th International Conference. Lviv, Ukraine: 2023. P. 1-4. DOI: 10.1109/CSIT61576.2023.10324187
13. Saravanan N., Dharanya C., Dhina M. et al. A novel approach to predict the defect density in software application using linear regression algorithm. *Science Technology Engineering and Management (ICSTEM)* : proceedings. The 2024 International Conference. Coimbatore, India: 2024. P. 1-5. DOI: 10.1109/ICSTEM61137.2024.10560850
14. Prykhodko A.S., Malakhov E.V. Determining object-oriented design complexity due to the identification of classes of open-source web applications created using PHP frameworks. *Radio Electronics, Computer Science, Control*. 2024. Vol. 69, No. 2. P. 160–166. DOI: 10.15588/1607-3274-2024-2-16

References

1. Madaehoh, A., & Senivongse, T. (2022). OSS-AQM: An open-source software quality model for automated quality measurement. *Data and Software Engineering (ICoDSE)*: proceedings of the 2022 International Conference (pp. 126-131). Denpasar, Indonesia. <https://doi.org/10.1109/ICoDSE56892.2022.9972135>
2. Chen, C., Shoga, M., & Boehm, B. (2019). Exploring the dependency relationships between software qualities. *Software Quality, Reliability and Security Companion (QRS-C)*: proceedings of the 2019 IEEE 19th International Conference (pp. 105-108). Sofia, Bulgaria. <https://doi.org/10.1109/QRS-C.2019.00032>
3. Bombiri, O., Poda, P., & Ouedraogo, T.F. (2023). Application of machine learning in software quality: a Mini-review. *Natural and Engineering Sciences for Sahel's Sustainable Development (MNE3SD)*: proceedings of 2023 IEEE Multi-conference (pp. 1-7). Bobo-Dioulasso, Burkina Faso. <https://doi.org/10.1109/MNE3SD57078.2023.10079800>
4. Gao C., Luo W., Wang J. et al. (2022). Software quality evaluation model based on multiple linear regression and fuzzy comprehensive evaluation method. *Dependable Systems and Their Applications (DSA)*: proceedings of the 2022 9th International Conference (pp. 383-389). Wulumuqi, China. <https://doi.org/10.1109/DSA56465.2022.00058>
5. Deshpande, M.V., Soitkar, A., Tripathi, D. R. et al. (2023). Ensuring web application quality: The role of software testing as a form of quality assurance. *ICT in Business Industry & Government (ICTBIG)*: proceedings of the 2023 IEEE International Conference (pp. 1-6). Indore, India. <https://doi.org/10.1109/ICTBIG59752.2023.10456277>
6. Fizza, K., Banerjee, A., Jayaraman, P.P. et al. (2023). A survey on evaluating the quality of autonomic Internet of things applications. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 1 (25), 567-590. <https://doi.org/10.1109/COMST.2022.3205377>
7. Shyamal, D.K.K., Asanka, P.P.G.D., & Wickramaarachchi, D. (2023). A comprehensive approach to evaluating software code quality through a flexible quality model. *Smart Computing and Systems Engineering (SCSE)*: proceedings of the 2023 International Research Conference (pp. 1-8). Kelaniya, Sri Lanka. <https://doi.org/10.1109/SCSE59836.2023.10215004>

8. Prykhodko, S. (2024). Evaluating quality of software systems by the confidence and prediction intervals of regressions for RFC, CBO, and WMC metrics. *WSEAS Transactions on Systems*, 23, 322-330. <https://doi.org/10.37394/23202.2024.23.36>
9. Chidamber, S.R., & Kemerer, C.F. (1991). Towards a metrics suite for object oriented design. *ACM SIGPLAN Notices*, 11 (26), 197–211. <https://doi.org/10.1145/118014.117970>
10. Brito e Abreu, F., Melo, W. (1996). Evaluating the impact of object-oriented design on software quality. *Software Metrics: proceedings of the 3rd International Symposium* (pp. 90-99). Berlin, Germany. <https://doi.org/10.1109/METRIC.1996.492446>
11. Prykhodko, S., & Prykhodko, N. (2022). A technique for detecting software quality based on the confidence and prediction intervals of nonlinear regression for RFC metric. *Computer Sciences and Information Technologies (CSIT): proceedings of the 2022 IEEE 17th International Conference* (pp. 499-502). Lviv, Ukraine. <https://doi.org/10.1109/CSIT56902.2022.10000532>
12. Prykhodko, S., & Prykhodko, N. (2023). Estimating quality of open-source Kotlin-based apps by the confidence and prediction intervals of nonlinear regression for RFC metric. *Computer Science and Information Technologies (CSIT): proceedings of the 2023 IEEE 18th International Conference* (pp. 1-4). Lviv, Ukraine. <https://doi.org/10.1109/CSIT61576.2023.10324187>
13. Saravanan, N., Dharanya, C., Dhina, M. et al. (2024). A novel approach to predict the defect density in software application using linear regression algorithm. *Science Technology Engineering and Management (ICSTEM): proceedings of the 2024 International Conference* (pp. 1-5). Coimbatore, India. <https://doi.org/10.1109/ICSTEM61137.2024.10560850>
14. Prykhodko, A.S., Malakhov, E.V. (2024). Determining object-oriented design complexity due to the identification of classes of open-source web applications created using PHP frameworks. *Radio Electronics, Computer Science, Control*, 2 (69), 160–166. <https://doi.org/10.15588/1607-3274-2024-2-16>

Andriy Prykhodko, Eugene Malakhov, Prof., DSc.

Odesa I. I. Mechnikov National University, Odesa, Ukraine

An Improved Mathematical Model for Assessing the Quality of Open Source Web Applications

The problem of assessing the quality of the open-source software, including web applications developed using the PHP frameworks, is important because nowadays the popularity of open-source software is growing, and web application development is performed using frameworks. The object of the study is the process of assessing the quality of open-source web applications developed using PHP frameworks, using software metrics RFC (Response for Class), CBO (Coupling Between Objects), and WMC (Weighted Methods per Class). The subject of the study is the mathematical models to evaluate the quality of the open-source web applications developed using the PHP frameworks, using the software metrics RFC, CBO, and WMC.

The objective of the paper is to improve a mathematical model for assessing the quality of open-source web applications developed using PHP frameworks, which will allow us to increase the confidence to determine the quality of these applications according to the software metrics RFC, CBO, and WMC.

Methodology. To construct the specified mathematical model, we use methods of nonlinear regression analysis based on multivariate normalizing transformations. As a multivariate normalizing transformation, we apply the three-variate Box-Cox transformation, the parameter estimates of which are computed using the maximum likelihood method.

The scientific novelty of this study lies in the improvement of the mathematical model in the form of confidence and prediction intervals of nonlinear regressions for RFC, CBO, and WMC metrics at the application level for software quality assessment based on the three-variate Box-Cox transformation, which, unlike existing models, allows for appropriate assessment for open-source web applications developed using PHP frameworks.

The results obtained have scientific and practical significance for assessing the quality of open-source web applications developed using such well-known PHP frameworks as CakePHP, CodeIgniter, Laravel, Symfony, and Yii, according to data from their RFC, CBO, and WMC software metrics and can be used for further development of new models and algorithms for assessing the quality of web applications.

mathematical model, quality, software, web application, normalizing transformation, nonlinear regression, software metric

Одержано (Received) 24.03.2025

Прорецензовано (Reviewed) 17.04.2025

Прийнято до друку (Approved) 22.04.2025