

УДК 004.412:519.237.5

С. Б. Приходько, Н. В. Приходько, М. В. Ворона, І. О. Беловол

НЕЛІНІЙНА РЕГРЕСІЙНА МОДЕЛЬ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІРУ WEB-ЗАСТОСУНКІВ, ЩО СТВОРЮЮТЬСЯ З ВИКОРИСТАННЯМ ФРЕЙМВОРКУ LARAVEL

Національний університет кораблебудування імені адмірала Макарова, Миколаїв

Анотація. Трьохфакторна нелінійна регресійна модель для оцінювання розміру Web-застосунків, що створюються з використанням фреймворку Laravel, побудована на основі нормалізації чотиризмірної негаусівської набору даних (фактичний розмір у тисячах строк коду; кількість класів; сума середньої кількості класів, на які впливає даний клас, і середньої кількості класів, з яких даний клас отримує ефекти; середня кількість методів) за допомогою багатозмірного перетворення Джонсона для сімейства S_B . Виконано порівняння побудованої моделі з лінійною регресійною моделлю і нелінійними регресійними моделями на основі десятичного логарифму і однозмірної перетворення Джонсона. Модель, що побудована, в порівнянні з іншими регресійними моделями, має менше значення середньої величини відносної похибки та менші ширини інтервалу передбачення нелінійної регресії.

Ключові слова: нелінійна регресійна модель, інтервал передбачення, оцінювання розміру, web-застосунок, нормалізуюче перетворення, негаусівські дані.

Аннотация. Трёхфакторная нелинейная регрессионная модель для оценки размера Web-приложений, создаваемых с использованием фреймворка Laravel, построена на основе нормализации четырехмерного негауссовского набора данных (фактический размер в тысячах строк кода; количество классов; сумма среднего количества классов, на которые влияет данный класс, и среднего количества классов, из которых данный класс получает эффекты; среднее количество методов) с помощью многомерного преобразования Джонсона для семейства S_B . Выполнено сравнение построенной модели с линейной регрессионной моделью и нелинейными регрессионными моделями на основе десятичного логарифма и одномерного преобразования Джонсона. Построенная модель, по сравнению с другими регрессионными моделями, имеет меньшее значение средней величины относительной ошибки и меньшие ширины интервала предсказания нелинейной регрессии.

Ключевые слова: нелинейная регрессионная модель, интервал предсказания, оценка размера, web-приложение, нормализующее преобразование, негауссовские данные.

Abstract. The three-factor nonlinear regression model to estimate the size of development of web applications created using the Laravel framework, is constructed on the basis of normalization of the four-dimensional non-Gaussian data set (actual size in KLOC; number of classes, sum of average afferent coupling and average efferent coupling; average number of methods) by the Johnson multivariate transformation for S_B family. Comparison of the constructed model with the linear regression model and nonlinear regression models based on the decimal logarithm and the Johnson univariate transformation is performed. The constructed model, in comparison with other regression models, has a smaller value of the mean magnitude of the relative error and smaller widths of the prediction intervals of nonlinear regression.

Key words: nonlinear regression model, prediction interval, size estimation, web application, normalizing transformation, non-Gaussian data.

DOI: <https://doi.org/10.31649/1999-9941-2021-50-1-115-121>.

Вступ

Задача оцінювання розміру Web-застосунків як і іншого програмного забезпечення (ПЗ) на ранній стадії розробки є важливою, оскільки ця інформація використовується для прогнозування трудомісткості створення ПЗ за допомогою такої відомої моделі як СОСОМО II [1]. У свою чергу зараз для створення Web-застосунків широко використовують фреймворки, серед яких широкою популярністю користується Laravel (<https://laravel.com/>), – безкоштовний PHP фреймворк з відкритим вихідним кодом, створений Тейлором Отвеллом (Taylor Otwell) для розробки Web-застосунків за проектним шаблоном MVC (Model-View-Controller), що зазвичай використовується для розробки користувальницького інтерфейсу, який розділяє відповідну логіку програми на три взаємопов'язані елементи. Це потребує побудови відповідних моделей для оцінювання розміру Web-застосунків, що створюються за допомогою фреймворку Laravel.

Актуальність

Хоча розробка Web-застосунків має свої корені в більш традиційній розробці ПЗ [2], однак, однією з критичних різниць є те, що відповідні програмні застосунки часто створюються із використанням певних фреймворків. А існуючі моделі для оцінювання розміру PHP застосунків це не враховують.

На теперішній час відомо лінійне регресійне рівняння для оцінювання кількості строк коду інформаційних PHP-систем з відкритим кодом в залежності від трьох метрик концептуальної моделі даних у вигляді діаграми класів [3, 4]. Але, як відомо, при побудові лінійних регресійних моделей необхідно виконання певних умов, зокрема, похибка повинна бути розподілена за нормальним законом, що має місце лише в поодиноких випадках. А це веде до необхідності побудови нелінійних регресійних моделей для оцінювання кількості строк ПЗ та застосування відповідних методів множинного нелінійного регресійного аналізу [5]. Тому для оцінювання розміру інформаційних PHP-систем з відкритим кодом в [5] була запропонована нелінійна регресійна модель, яка побудована за допомогою множинного нелінійного регресійного аналізу із застосуванням чотиризмірної перетворення Джонсона сім'ї S_B на основі трьох метрик діаграми класів, що і в [3, 4]: загальна кількість класів, загальна кількість зв'язків та середня кількість атрибутів на клас. Натомість, як було зазначено в [6], для PHP-застосунків з відкритим кодом, що не є інформаційними системами, наприклад, таких як різноманітні фреймворки та конвертори, регресійні

моделі можуть залежати в тому числі від інших метрик. В [5, 6] показано, що необхідно використовувати багатовимірні нормалізуючі перетворення для побудови нелінійних регресійних моделей для оцінювання розміру PHP-застосунків тому, що застосування одновимірних нормалізуючих перетворень для побудови відповідних моделей нелінійної регресії приводить до гірших результатів. Тому побудова нелінійної регресійної моделі для оцінювання розміру Web-застосунків, що створюються з використанням фреймворку Laravel, із застосуванням багатовимірних перетворень є актуальним завданням, що дозволить підвищити достовірність відповідного оцінювання.

Мета

Мета статті – побудова трьохфакторної нелінійної регресійної моделі для оцінювання розміру Web-застосунків, що створюються з використанням фреймворку Laravel, в залежності від кількості класів; суми середньої кількості класів, на які впливає даний клас (Average Afferent Coupling), і середньої кількості класів, з яких даний клас отримує ефекти (Average Efferent Coupling), та середньої кількості методів на основі чотирьохвимірного нормалізуючого перетворення Джонсона, що дозволить підвищити достовірність оцінювання залежної змінної нелінійної регресії у порівнянні з іншими моделями, зокрема, з тими, що створені із використанням одновимірних нормалізуючих перетворень.

Задачі

Для досягнення поставленої мети необхідно розв'язати наступні задачі.

1. Зібрати та нормалізувати дані Web-застосунків, що створюються на основі фреймворку Laravel.
2. Побудувати лінійну регресійну модель для нормалізованих даних.
3. Побудувати нелінійну регресійну модель та границі інтервалу передбачення нелінійної регресії для оцінювання розміру Web-застосунків, що створюються з використанням фреймворку Laravel.

Розв'язання задач

Враховуючи те, що Laravel є PHP фреймворком, дані з метрик Web-застосунків, які розміщені на сайті GitHub (<https://github.com>), були отримані за допомогою інструменту PhpMetrics (<https://phpmetrics.org/>). Як і в [6], ми брали такі метрики: розмір Web-застосунку Y у тисячах рядків коду; кількість класів X_1 ; середню кількість методів X_2 та суму середньої кількості класів, на які впливає даний клас, і середньої кількості класів, з яких даний клас отримує ефекти, X_3 . Значення зазначених метрик для 30 Web-застосунків надані в табл. 1. Також в табл. 1 наведені квадрати відстані Махаланобіса MD^2 .

Таблиця 1 – Вибірка даних та значення квадрату відстані Махаланобісу MD^2

№	Y	X_1	X_2	X_3	MD^2	№	Y	X_1	X_2	X_3	MD^2
1	20,816	171	9,053	2,485	3,76	16	4,069	107	1,879	2,607	1,05
2	9,482	180	3,100	4,644	3,54	17	7,241	194	3,108	3,010	1,71
3	57,454	1000	4,039	4,612	24,18	18	0,515	21	1,238	1,714	3,56
4	19,481	148	9,939	2,466	4,69	19	1,771	57	2,175	2,877	0,70
5	3,532	75	2,773	3,173	0,50	20	16,817	185	11,000	5,119	11,79
6	17,888	98	13,847	1,500	15,52	21	1,072	40	1,925	2,500	1,14
7	3,825	81	2,728	2,926	0,42	22	10,774	184	3,065	4,038	1,21
8	22,438	308	5,948	4,127	1,13	23	17,743	313	3,994	4,550	2,33
9	1,881	44	3,000	2,773	0,56	24	1,044	42	1,905	2,952	0,93
10	2,364	44	3,114	3,091	0,62	25	0,805	29	1,552	2,000	2,41
11	67,055	727	4,455	4,344	21,63	26	8,618	215	3,019	3,563	1,40
12	9,305	146	3,466	3,158	0,08	27	33,591	365	6,312	4,014	3,13
13	3,364	97	2,299	3,124	0,57	28	28,361	303	6,535	3,743	1,97
14	0,47	23	0,913	1,478	4,78	29	5,732	88	3,500	4,068	2,35
15	3,391	76	2,250	3,500	1,11	30	8,615	210	3,043	3,490	1,23

Відповідно з [7] розподіл даних з табл. 2 є негаусівським тому, що для трьох застосунків (3, 6 та 11) значення MD^2 , які відповідно дорівнюють 24,18, 15,52 та 21,63, є більшими ніж величина квантіля розподілу χ^2 , що становить 14,86 для рівня значущості 0,005 та чотирьох ступенів свободи. Про негаусівський розподіл даних з табл. 2 також свідчить оцінка багатовимірного ексцесу, що дорівнює 52,09. Це значення більш ніж вдвічі перевищує теоретичне, що у нашому випадку дорівнює 24 згідно [8].

Метрики (майбутні фактори) X_1 , X_2 , та X_3 були перевірені на наявність мультиколінеарності, яку ми визначали за коефіцієнтами впливу дисперсії (VIFs) серед майбутніх факторів в моделі множинної лінійної регресії. VIFs – це діагональні елементи оберненої коваріаційної матриці k -факторів [9]. Значення VIFs більше за 10 часто сприймаються як сигнал, що дані мають проблеми з мультиколінеарністю. У ра-

зі, якщо значення VIFs знаходяться у межах від 1 до 5, то мультиколінеарності немає. Значення VIFs для X_1 , X_2 , та X_3 дорівнюють 1,56, 1,03 та 1,52 відповідно, що вказує на відсутність мультиколінеарності.

Спочатку за даними табл. 1 було побудовано лінійну регресійну модель у вигляді

$$Y = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 X_1 + \hat{b}_2 X_2 + \hat{b}_3 X_3 + \varepsilon, \quad (1)$$

де оцінки параметрів $\hat{b}_0 = -1,73631$, $\hat{b}_1 = 0,07090$, $\hat{b}_2 = 1,27302$, $\hat{b}_3 = -1,15451$ визначалися за методом найменших квадратів. Сума квадратів відхилень SSR для моделі (1) склала 572,4. Причому в (1) ε повинна бути випадковою величиною з розподілом Гаусу, $\varepsilon \sim N(0, \sigma_\varepsilon^2)$, з оцінкою дисперсії $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = 19,74$. Нульова гіпотеза про нормальність розподілу ε моделі (1) була перевірена за критерієм Пірсона. Ця гіпотеза була відкинута для рівня значимості 0,05. Те, що в (1) розподіл ε не є гаусівським вказує на відсутність теоретичного обґрунтування застосування лінійної моделі (1) для даних з табл. 1 та на необхідність побудови нелінійної регресійної моделі.

Першу трьохфакторну нелінійну регресійну модель ми побудували із використанням одновимірного нормалізуючого перетворення у вигляді десяткового логарифму. Для цього негаусівські дані з табл. 1 ми нормалізуємо за перетворенням у формі десяткового логарифму. Далі за нормалізованими даними будуюмо лінійну регресійну модель [5]

$$Z_Y = \hat{Z}_Y + \varepsilon = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 Z_1 + \hat{b}_2 Z_2 + \hat{b}_3 Z_3 + \varepsilon, \quad (2)$$

де параметри моделі (2) оцінювалися за методом найменших квадратів та їх оцінки є такими: $\hat{b}_0 = -1,74968$, $\hat{b}_1 = 1,07738$, $\hat{b}_2 = 0,76106$, $\hat{b}_3 = -0,19497$.

Далі за (2) та перетворенням у вигляді десяткового логарифму будуюмо нелінійну регресійну модель

$$Y = 10^{\varepsilon + \hat{b}_0} X_1^{\hat{b}_1} X_2^{\hat{b}_2} X_3^{\hat{b}_3}. \quad (3)$$

Моделю (3) була перевірена за множинним коефіцієнтом детермінації R^2 , середньою величиною відносною помилки MMRE і відсотком прогнозованих результатів, для яких величини відносною помилки MRE менші за 0,25, PRED(0,25). Ці показники використовуються і в інженерії програмного забезпечення [10]. Допустимі значення R^2 , MMRE і PRED(0,25) складають не менше 0,7, не більше 0,25 і не менше 0,75 відповідно. Для моделі (3) значення R^2 , MMRE і PRED(0,25), які дорівнюють відповідно 0,946, 0,135 і 0,900, є задовільними і кращими за значення цих показників для моделі (1), які дорівнюють відповідно 0,926, 0,382 і 0,600. Сума квадратів відхилень SSR для моделі (3) складає 404,9, що на 41 % менше у порівнянні з відповідною сумою для моделі (1). Як і в [5, 6], для нормалізації даних з табл. 1 ми використовуємо чотирьохвимірне перетворення Джонсона для сімейства S_B . Параметри одновимірного та чотирьохвимірного перетворень Джонсона для сімейства S_B оцінювалися методом максимальної правдоподібності. Їх оцінки для даних з табл. 1 наведені в табл. 2.

Таблиця 2 – Оцінки параметрів чотирьохвимірного перетворення Джонсона

Індекс j	чотиревимірне перетворення				одновимірне перетворення			
	$\hat{\gamma}_j$	$\hat{\eta}_j$	$\hat{\phi}_j$	$\hat{\lambda}_j$	$\hat{\gamma}_j$	$\hat{\eta}_j$	$\hat{\phi}_j$	$\hat{\lambda}_j$
Y	1,1888	0,5039	0,3700	71,3404	0,546537	0,576204	13,72079	97,44376
1	1,9527	0,7537	13,7682	1465,8093	0,206176	0,729702	4,43521	40,16744
2	9,5183	1,2578	0,5806	5120,9035	0,311707	0,447028	5,90000	39,27868
3	0,1155	1,4820	0,3204	6,0752	0,815336	0,533939	5,38100	28,74404

Для виявлення викидів у даних з табл. 1, як і в [6], використовувався метод, оснований на багатовимірних нормалізуючих перетвореннях і MD^2 . Було визначено, що є один викид в цих даних для застосування 11 для рівня значимості 0,005 та чотирьохвимірного перетворення Джонсона для сімейства S_B . Рівень значимості 0,005 обирався за рекомендаціями [11]. Також на те, що дані з рядка 11 є багатовимірним викидом вказує вихід значення Y за інтервали передбачення нелінійних регресій, які побудовані на основі перетворень Джонсона (одновимірного та чотирьохвимірного) та наведені в табл. 3.

Таблиця 3 – Межі інтервалів передбачення нелінійних регресій

№	Y	одновимірні				чотирьохвимірне Джонсона					
		Log10		Джонсона		ітерація 1		ітерація 2		ітерація 3	
		LB	UB	LB	UB	LB	UB	LB	UB	LB	UB
1	20,816	13,878	29,650	9,529	38,841	9,780	37,389	14,748	27,358	15,498	27,077
2	9,482	5,807	12,137	3,917	20,693	4,076	19,805	5,754	12,294	5,957	11,864
3	57,454	43,791	97,155	45,421	67,406	48,504	67,715	53,217	59,295	54,032	59,539
4	19,481	12,728	27,383	8,432	36,591	8,527	34,743	13,624	25,874	14,283	25,511
5	3,532	2,256	4,637	1,590	8,151	1,562	7,276	2,308	4,834	2,411	4,714
6	17,888	10,991	26,230	6,642	36,296	6,391	32,778	11,954	25,043	12,703	24,761
7	3,825	2,465	5,044	1,769	9,149	1,753	8,245	2,523	5,297	2,649	5,194
8	22,438	17,485	36,210	12,975	43,733	13,895	43,307	18,099	31,083	18,839	30,723
9	1,881	1,374	2,866	0,918	4,175	0,904	3,718	1,399	2,821	1,450	2,740
10	2,364	1,376	2,904	0,907	4,160	0,887	3,685	1,403	2,850	1,449	2,754
11	67,055	34,345	74,066	31,402	61,741	34,816	62,450	-	-	-	-
12	9,305	5,501	11,241	4,121	20,398	4,246	19,290	5,818	12,029	6,149	11,876
13	3,364	2,591	5,316	1,906	9,998	1,909	9,093	2,583	5,444	2,717	5,348
14	0,47	0,302	0,674	0,403	0,658	0,409	0,675	0,431	0,533	0,434	0,527
15	3,391	1,907	3,952	1,367	6,936	1,339	6,163	1,898	3,948	1,975	3,838
16	4,069	2,534	5,297	1,923	10,549	1,955	9,745	2,437	5,220	2,590	5,177
17	7,241	6,896	14,280	5,454	25,874	5,805	25,217	7,285	14,890	-	-
18	0,515	0,342	0,735	0,397	0,588	0,414	0,681	0,451	0,577	0,457	0,574
19	1,771	1,420	2,928	1,037	4,851	1,019	4,302	1,430	2,868	1,489	2,802
20	16,817	14,810	33,409	6,973	37,376	7,670	35,622	14,164	27,910	14,119	26,491
21	1,072	0,905	1,878	0,696	2,664	0,692	2,407	0,930	1,715	0,962	1,679
22	10,774	6,099	12,576	4,510	22,174	4,689	21,210	6,263	12,968	6,572	12,706
23	17,743	12,866	26,745	9,646	37,762	10,518	37,658	13,403	24,985	13,962	24,550
24	1,044	0,913	1,907	0,703	2,731	0,695	2,441	0,941	1,747	0,970	1,700
25	0,805	0,563	1,186	0,501	1,346	0,510	1,304	0,620	0,986	0,636	0,972
26	8,618	7,304	15,069	5,734	26,634	6,111	25,953	7,645	15,485	8,100	15,347
27	33,591	22,052	45,809	16,696	49,113	18,077	49,023	22,414	36,098	23,335	35,869
28	28,361	18,804	38,962	14,032	45,461	15,018	45,008	19,400	32,662	20,248	32,407
29	5,732	3,010	6,346	1,979	10,766	1,917	9,623	3,093	6,686	3,195	6,423
30	8,615	7,195	14,836	5,647	26,330	6,011	25,629	7,542	15,295	7,996	15,166

В подальшому, як і в [5, 6], для побудови нелінійної регресійної моделі було застосовано метод покращення нелінійних регресійних моделей на основі нормалізуючих перетворень із застосуванням MD^2 та інтервалів передбачення. Границі інтервалів передбачення нелінійних регресій ми визначали за [5].

Другу трьохфакторну нелінійну регресійну модель ми побудували із використанням чотирьохвимірного нормалізуючого перетворення Джонсона для сімейства S_B . Для цього негаусівські дані з табл. 1 ми нормалізували за зазначеним перетворенням з оцінками параметрів, що наведені в табл. 2. Далі за нормалізованими даними ми побудували лінійну регресійну модель (2), оцінки параметрів якої за методом найменших квадратів є такими: $\hat{b}_0 = 0$, $\hat{b}_1 = 0,84567$, $\hat{b}_2 = 0,254028$, $\hat{b}_3 = -0,079221$. Далі за (2) і чотирьохвимірним перетворенням Джонсона для сімейства S_B ми побудували нелінійну регресійну модель

$$Y = \hat{\varphi}_Y + \hat{\lambda}_Y \left/ \left[1 + e^{-\left(\hat{Z}_Y + \varepsilon - \hat{\gamma}_Y\right) / \hat{\eta}_Y} \right] \right., \quad (4)$$

де $Z_j = \gamma_j + \eta_j \ln \frac{X_j - \varphi_j}{\varphi_j + \lambda_j - X_j}$, $\varphi_j < X_j < \varphi_j + \lambda_j$, $j = 1, 2, 3$.

Як ми вказували раніше, для моделі (4) із зазначеними оцінками параметрів дані з рядка 11 табл. 1 є багатовимірним викидом. Тому ми зробили другу ітерацію для побудови моделі (4) за 29 точками даних табл. 1 без рядка 11. І знову ми отримали один багатовимірний викид – це рядок 17 (табл. 3). Далі ми зробили третю ітерацію для побудови моделі (4) за 28 точками даних табл. 1 без рядків 11 і 17, після якої викиди відсутні. Остаточоно ми побудували трьохфакторну нелінійну регресійну модель (4) з такими оці-

нками параметрів: $\hat{\gamma}_Y = 1,25260$, $\hat{\gamma}_1 = 1,69294$, $\hat{\gamma}_2 = 9,18601$, $\hat{\gamma}_3 = 0,03118$, $\hat{\eta}_Y = 0,52852$, $\hat{\eta}_1 = 0,710667$, $\hat{\eta}_2 = 1,19171$, $\hat{\eta}_3 = 1,09429$, $\hat{\phi}_Y = 0,370$, $\hat{\phi}_1 = 14,2224$, $\hat{\phi}_2 = 0,619882$, $\hat{\phi}_3 = 0,822804$, $\hat{\lambda}_Y = 63,0799$, $\hat{\lambda}_1 = 1121,647$, $\hat{\lambda}_2 = 5699,439$, $\hat{\lambda}_3 = 4,85872$, $\hat{b}_0 = 0$, $\hat{b}_1 = 0,772545$, $\hat{b}_2 = 0,360155$, $\hat{b}_3 = -0,063656$. В (2) ε є гаусівською випадковою величиною з нульовим математичним сподіванням і оцінкою дисперсії $\hat{\sigma}_\varepsilon^2 = 0,00881$. Для моделі (4), що була побудована за 28 точками даних з табл. 1 на основі чотирьохвимірного нормалізуючого перетворення Джонсона для сімейства S_B , значення R^2 , MMRE і PRED(0,25), які дорівнюють відповідно 0,993, 0,107 і 0,929, є кращими за значення цих показників для моделі (3) відповідно на 5, 26 і 3 %. Сума SSR для моделі (4) складає 55,7, що понад 7 разів менше у порівнянні з сумою SSR для моделі (3).

Ще одну трьохфакторну нелінійну регресійну модель (4) ми побудували із використанням одновимірного нормалізуючого перетворення Джонсона для сімейства S_B . Для цього негаусівські дані з табл. 1 ми нормалізували за цим перетворенням з оцінками параметрів, що наведені в табл. 2. Для моделі (4), що була побудована на основі одновимірного перетворення Джонсона для сімейства S_B , значення R^2 , MMRE, PRED(0,25) і SSR, які дорівнюють відповідно 0,966, 0,150, 0,833 і 426,0 є гіршими за значення цих показників для нелінійної регресійної моделі (4), що була побудована на основі чотирьохвимірного перетворення Джонсона для сімейства S_B , відповідно на 3, 28, 11 і 87 %.

Перевага моделі (4) з параметрами для чотирьохвимірного перетворення Джонсона для сімейства S_B також полягає в меншій ширині інтервалу передбачення. Це підтверджують визначені нижні (LB) і верхні (UB) межі інтервалів передбачення нелінійних регресій для рівня значимості 0,05 (табл. 3).

Висновки

1. Удосконалено трьохфакторну нелінійну регресійну модель для оцінювання розміру Web-застосунків, що створюються з використанням фреймворку Laravel, на основі чотирьохвимірного перетворення Джонсона для сімейства S_B . Ця модель в порівнянні з іншими регресійними моделями має більший множинний коефіцієнт детермінації, більший відсоток прогнозованих результатів, менше значення середньої величини відносної похибки та менші ширини інтервалу передбачення.

2. При побудові моделей і інтервалів передбачення нелінійних регресій для багатовимірних негаусівських даних з метрик Web-застосунків, що створюються з використанням фреймворку Laravel, слід використовувати багатовимірні нормалізуючі перетворення та враховувати наявність викидів.

3. В подальшому планується побудова нелінійних регресійних моделей для оцінювання розміру Web застосунків, що розробляються з використанням інших PHP фреймворків, наприклад, CakePHP.

Список літератури

- [1] B. W. Boehm, C. Abts, A. W. Brown, S. Chulani, B. K. Clark, E. Horowitz, R. Madachy, D. J. Reifer, and B. Steece, *Software Cost Estimation with COCOMO II*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR, 2000.
- [2] H. Zhu, *Software Design Methodology: From Principles to Architectural Styles*. 1st Edition. Butterworth-Heinemann, Elsevier, 2005.
- [3] H. B. K. Tan, Y. Zhao, and H. Zhang, «Estimating LOC for information systems from their conceptual data models», in *Proc. of the 28th International Conference on Software Engineering (ICSE '06)*, Shanghai, China, pp. 321-330, 2006. DOI: doi.org/10.1145/1134285.1134331.
- [4] H. B. K. Tan, Y. Zhao, and H. Zhang, «Conceptual data model-based software size estimation for information systems», *Transactions on Software Engineering and Methodology*, vol. 19, issue 2, article No. 4, October, 2009. DOI: https://doi.org/10.1145/1571629.1571630.
- [5] N. V. Prykhodko, and S. B. Prykhodko, «Constructing the non-linear regression models on the basis of multivariate normalizing transformations», *Electronic modeling*, vol. 40, No. 6, pp. 101-110, 2018.
- [6] С. Б. Приходько, Н. В. Приходько, Т. А. Фаріонова, М. В. Ворона, «Трьохфакторна нелінійна регресійна модель для оцінювання розміру Php-застосунків з відкритим кодом», *Науковий журнал «Вчені записки Таврійського національного університету імені В. І. Вернадського. Серія: Технічні науки»*, Том 31 (70), № 1, с. 124-131, 2020. DOI: doi.org/10.32838/2663-5941/2020.1-1/23.
- [7] Olkin, and A. R. Sampson, «Multivariate Analysis: Overview», in *International encyclopedia of social & behavioral sciences* / N. J. Smelser, P. B. Baltes (eds.) 1st edn. Elsevier, Pergamon, 2001, p. 10240-10247.
- [8] K. V. Mardia, «Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications», *Biometrika*, Vol. 57, 1970, p. 519-530. doi.org/10.1093/biomet/57.3.519.
- [9] S. Chatterjee, and B. Price, *Regression analysis by example*. New York USA: John Wiley & Son, 2012.

- [10] T. Foss, E. Stensrud, B. Kitchenham, and I. Myrtveit, «A simulation study of the model evaluation criterion MMRE», *IEEE Transactions on software engineering*, 11(29), pp. 985–995, 2003.
- [11] R. A. Johnson, and D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Pearson Prentice Hall, 2007.

Стаття надійшла: 02.01.2021.

References

- [1] B. W. Boehm, C. Abts, A. W. Brown, S. Chulani, B. K. Clark, E. Horowitz, R. Madachy, D. J. Reifer, and B. Steece, *Software Cost Estimation with COCOMO II*. Upper Saddle River, NJ: Prentice Hall PTR, 2000.
- [2] H. Zhu, *Software Design Methodology: From Principles to Architectural Styles*. 1st Edition. Butterworth-Heinemann, Elsevier, 2005.
- [3] H. B. K. Tan, Y. Zhao, and H. Zhang, «Estimating LOC for information systems from their conceptual data models», in *Proc. of the 28th International Conference on Software Engineering (ICSE '06)*, Shanghai, China, pp. 321-330, 2006. DOI: doi.org/10.1145/1134285.1134331.
- [4] H. B. K. Tan, Y. Zhao, and H. Zhang, «Conceptual data model-based software size estimation for information systems», *Transactions on Software Engineering and Methodology*, vol. 19, issue 2, article No. 4, October, 2009. DOI: <https://doi.org/10.1145/1571629.1571630>.
- [5] N. V. Prykhodko, and S. B. Prykhodko, «Constructing the non-linear regression models on the basis of multivariate normalizing transformations», *Electronic modeling*, vol. 40, No. 6, pp. 101–110, 2018.
- [6] S. B. Prykhodko, N. V. Prykhodko, T. A. Farionova, M. V. Vorona, «Trokhfaktorna neliniina rehresiina model dlia otsiniuvannia rozmiru Php-zastosunkiv z vidkrytim kodom», *Naukovyi zhurnal «Vcheni zapysky Tavriiskoho natsionalnoho universytetu imeni V. I. Vernadskoho. Seriia: Tekhnichni nauky»*, Tom 31 (70), № 1, s. 124–131, 2020. DOI: doi.org/10.32838/2663-5941/2020.1-1/23.
- [7] Olkin, and A. R. Sampson, «Multivariate Analysis: Overview», in *International encyclopedia of social & behavioral sciences / N. J. Smelser, P. B. Baltes (eds.) 1st edn*. Elsevier, Pergamon, 2001, p. 10240–10247.
- [8] K. V. Mardia, «Measures of multivariate skewness and kurtosis with applications», *Biometrika*, Vol. 57, 1970, p. 519–530. doi.org/10.1093/biomet/57.3.519.
- [9] S. Chatterjee, and B. Price, *Regression analysis by example*. New York USA: John Wiley & Son, 2012.
- [10] T. Foss, E. Stensrud, B. Kitchenham, and I. Myrtveit, «A simulation study of the model evaluation criterion MMRE», *IEEE Transactions on software engineering*, 11(29), pp. 985–995, 2003.
- [11] R. A. Johnson, and D. W. Wichern, *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Pearson Prentice Hall, 2007.

Відомості про авторів

Приходько Сергій Борисович – доктор технічних наук, професор, завідувач кафедри програмного забезпечення автоматизованих систем.

Приходько Наталія Василівна – кандидат економічних наук, доцент, доцент кафедри фінансів.

Ворона Михайло Владиславович – аспірант кафедри програмного забезпечення автоматизованих систем.

Беловол Ігор Олександрович – студент кафедри програмного забезпечення автоматизованих систем

С. Б. Приходько, Н. В. Приходько, М. В. Ворона, И. А. Беловол

МОДЕЛЬ НЕЛИНЕЙНОЙ РЕГРЕССИИ ДЛЯ ОЦЕНКИ РАЗМЕРА ВЕБ-ПРИЛОЖЕНИЙ, СОЗДАВАЕМЫХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ФРЭЙМВОРКА LARAVEL

Национальный университет кораблестроения имени адмирала Макарова, Николаев

S. B. Prykhodko, N. V. Prykhodko, M. V. Vorona, I. A. Belovol

**NONLINEAR REGRESSION MODEL FOR ESTIMATING
THE SIZE OF WEB-APPLICATIONS CREATED USING THE
LARAVEL FRAMEWORK**

Admiral Makarov National University of Shipbuilding, Mykolayiv

ДО ВІДОМА АВТОРІВ

Найновіші правила оформлення і подання статей знаходяться на сайті журналу
<http://itce.vntu.edu.ua/>