УДК 004.412:519.237.5

Н.В. Приходько, Миколаїв
С.Б. Приходько, Миколаїв

НЕЛІНІЙНА РЕГРЕСІЙНА МОДЕЛЬ ДЛЯ ОЦІНЮВАННЯ РОЗМІРУ ПРОГРАМНОГО ЗАБЕЗПЕЧЕННЯ ПРОМИСЛОВИХ ІНФОРМАЦІЙНИХ СИСТЕМ НА JAVA

Abstract. The non-linear regression model to estimate the software size of industry Java-based information systems is constructed on the basis of the Johnson multivariate transformation for S_B family. This model, in comparison with other regression models, has a larger multiple coefficient of determination, a smaller value of the mean magnitude of relative error, a larger value of percentage of prediction and smaller widths of the confidence and prediction intervals of non-linear regression.

Актуальність

Задача оцінювання розміру програмного забезпечення (ПЗ) на ранній стадії програмного проекту є важливою, оскільки інформація, отримана при оцінюванні розміру ПЗ, використовується для прогнозування трудомісткості по розробці ПЗ, включаючи промислові інформаційні системи на Java.

У роботах [1, 2] запропоновано рівняння лінійної регресії для оцінювання розміру ПЗ деяких мов програмування, включаючи Java. Запропоновані рівняння побудовано за допомогою множинного лінійного регресійного аналізу на основі метрик з діаграми класів. Проте існують чотири основні припущення, які виправдовують використання моделей лінійної регресії, одним з яких є нормальність розподілу помилок. Але це припущення справедливе лише в окремих випадках. Це призводить до необхідності використання нелінійних регресійних моделей, в тому числі для оцінювання розміру ПЗ промислових інформаційних систем на Java.

Нормалізуючі перетворення часто є добрим способом побудови моделей, рівнянь, довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування нелінійних регресій [3 – 9]. Однак добре відомі методи побудови моделей, рівнянь, довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування нелінійних регресій, засновані на одномірних нормалізуючих перетвореннях (таких як логарифмічне і Бокса-Кокса), які не враховують кореляції між випадковими змінними у разі нормалізації багатомірних негаусових даних. Це призводить до необхідності використання багатомірних нормалізуючих перетворень [9], які враховують цю кореляцію для побудови моделей, рівнянь, довірчих інтервалів та інтервалів прогнозування нелінійних регресій.

Постановка задачі

Припустимо, що задана вибірка чотиривимірних негаусових даних: фактичний розмір ПЗ в тисячах рядків коду (KLOC) Y, загальна кількість класів X_1, загальна кількість зв'язків X_2 та середня кількість атрибутів на клас X_3 у концептуальній моделі даних з N промислових інформаційних систем, розроблених з використанням мови програмування Java. Припустимо, що існує бієктивне багатовимірне нормалізуюче перетворення негаусового випадкового вектора $\mathbf{P} = \{Y, X_1, X_2, \ldots, X_k\}^T$ у гаусовий випадковий вектор $\mathbf{T} = \{Z_Y, Z_1, Z_2, \ldots, Z_k\}^T$, яке задається формулою

$$\mathbf{T} = \boldsymbol{\psi}(\mathbf{P}), \tag{1}$$

і зворотне перетворення для (1)

$$\mathbf{P} = \boldsymbol{\psi}^{-1}(\mathbf{T}). \tag{2}$$

Потрібно побудувати нелінійну регресійну модель у формі $Y = Y(X_1, X_2, X_3, \varepsilon)$, довірчий інтервал та інтервал передбачення нелінійної регресії на основі перетворень (1) та (2). Тут ε – член похибки, який має ті ж властивості, що і в лінійній регресії, тобто гаусівська випадкова величина, яка визначає залишки, $\varepsilon \sim N(0,1)$.

Вирішення задачі

Вирішення задачі здійснюємо за методами наведеними в [9]. Згідно з [9] спочатку виконується нормалізація багатовимірних негаусових даних за (1). Далі за нормалізованими даними будується лінійна регресійна модель

$$Z_Y = \hat{Z}_Y + \varepsilon = \bar{Z}_Y + \left(\mathbf{Z}_X^+\right)\hat{\mathbf{b}} + \varepsilon, \tag{3}$$

довірчий інтервал

$$\hat{Z}_Y \pm t_{\alpha/2,\nu} S_{Z_Y} \left\{ \frac{1}{N} + \left(\mathbf{z}_X^+\right)^T \left[\left(\mathbf{Z}_X^+\right)^T \mathbf{Z}_X^+ \right]^{-1} \left(\mathbf{z}_X^+\right) \right\}^{1/2} \tag{4}$$

та інтервал передбачення лінійної регресії

$$\hat{Z}_Y \pm t_{\alpha/2,\nu} S_{Z_Y} \left\{ 1 + \frac{1}{N} + \left(\mathbf{z}_X^+\right)^T \left[\left(\mathbf{Z}_X^+\right)^T \mathbf{Z}_X^+ \right]^{-1} \left(\mathbf{z}_X^+\right) \right\}^{1/2} . \tag{5}$$

Тут $\hat{Z}_Y$ – результат передбачення лінійного регресійного рівняння для значень компонент вектора $\mathbf{z}_X = \{Z_1, Z_2, \ldots, Z_k\}$; $\mathbf{Z}_X^+$ – матриця центрованих регресорів, яка містить значення $Z_{1_i} - \bar{Z}_1$, $Z_{2_i} - \bar{Z}_2$, …, $Z_{k_i} - \bar{Z}_k$; $\hat{\mathbf{b}}$ – оцінка для вектора параметрів лінійного регресійного рівняння, $\mathbf{b} = \{b_1, b_2, \ldots, b_k\}^T$;

$$S_{Z_Y}^2 = \frac{1}{\nu}\sum_{i=1}^{N}\left(Z_{Y_i} - \hat{Z}_{Y_i}\right)^2, \ \nu = N - k - 1; \ \left(\mathbf{Z}_X^+\right)^T \mathbf{Z}_X^+ \ - \ k \times k \text{ матриця}$$

$$\left(\mathbf{Z}_X^+\right)^T \mathbf{Z}_X^+ = \begin{pmatrix} S_{Z_1Z_1} & S_{Z_1Z_2} & \dots & S_{Z_1Z_k} \\ S_{Z_1Z_2} & S_{Z_2Z_2} & \dots & S_{Z_2Z_k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ S_{Z_1Z_k} & S_{Z_2Z_k} & \dots & S_{Z_kZ_k} \end{pmatrix},$$

де $S_{Z_qZ_r} = \sum_{i=1}^{N}\left[Z_{q_i} - \overline{Z}_q\right]\left[Z_{r_i} - \overline{Z}_r\right], \ q, r = 1, 2, \dots, k$.

Після цього за (1) – (3) будується нелінійна регресійна модель

$$Y = \psi_Y^{-1}\left[\overline{Z}_Y + \left(\mathbf{Z}_X^+\right)\hat{\mathbf{b}} + \varepsilon\right], \tag{6}$$

за (1), (2) і (4) – довірчий інтервал

$$\psi_Y^{-1}\left(\hat{Z}_Y \pm t_{\alpha/2,\nu} S_{Z_Y}\left\{\frac{1}{N} + \left(\mathbf{z}_X^+\right)^T\left[\left(\mathbf{Z}_X^+\right)^T \mathbf{Z}_X^+\right]^{-1}\left(\mathbf{z}_X^+\right)\right\}^{1/2}\right) \tag{7}$$

та за (1), (2) і (5) – інтервал передбачення нелінійної регресії

$$\psi_Y^{-1}\left(\hat{Z}_Y \pm t_{\alpha/2,\nu} S_{Z_Y}\left\{1 + \frac{1}{N} + \left(\mathbf{z}_X^+\right)^T\left[\left(\mathbf{Z}_X^+\right)^T \mathbf{Z}_X^+\right]^{-1}\left(\mathbf{z}_X^+\right)\right\}^{1/2}\right). \tag{8}$$

Тут ψ_Y – перший компонент вектору $\boldsymbol{\psi}$, $\boldsymbol{\psi} = \{\psi_Y, \psi_1, \psi_2, \dots, \psi_k\}^T$.

Для побудови нелінійної регресійної моделі використовується вибірка чотиривимірних негаусових даних з [1]: фактичний розмір ПЗ в тисячах рядків коду (KLOC) Y, загальна кількість класів X_1, загальна кількість зв'язків X_2 та середня кількість атрибутів на клас X_3 у концептуальній моделі даних з 32 промислових інформаційних систем, розроблених з використанням мови програмування Java. Ця вибірка даних наведена в табл. 1.

Для нормалізації багатовимірних негауссовских даних з табл. 1 ми використовуємо одномірне і багатомірне перетворення Джонсона для сімейства S_B. У нашому випадку перетворення Джонсона має вигляд [10]

$$\mathbf{T} = \boldsymbol{\gamma} + \boldsymbol{\eta}\mathbf{h}\left[\boldsymbol{\lambda}^{-1}(\mathbf{P} - \varphi)\right] \sim N_m(\mathbf{0}_m, \boldsymbol{\Sigma}). \tag{9}$$

Таблиця 1

Набір даних та квадрат відстані Махаланобіса

№	Y	X_1	X_2	X_3	квадрат відстані Махаланобіса		
					без жодного	одно-вимірне	багато-вимірне
1	30,02	22	6	8,182	6,46	8,10	11,63
2	37,288	16	18	6,188	0,57	0,22	0,52
3	60,102	23	26	9,261	2,06	1,68	2,15
4	46,27	24	18	6,583	0,49	0,57	0,47
5	85,009	42	26	5,738	4,55	3,02	3,77
6	12,62	6	5	6,167	3,17	7,45	4,82
7	80,014	40	25	6,675	2,70	1,46	2,26
8	47,658	20	20	5,2	1,55	1,74	2,64
9	20,53	10	11	7,5	1,78	2,05	3,12
10	56,48	24	25	7,792	0,85	0,72	0,66
11	33,602	14	15	7,286	0,64	0,49	1,10
12	63,1	20	26	14,2	**14,99**	6,84	10,68
13	92,841	45	26	11,622	7,69	5,41	5,35
14	22,08	10	13	6,4	1,24	1,07	2,20
15	14,89	7	6	5,714	2,79	3,50	3,31
16	100,213	52	27	9,481	7,47	14,53	4,32
17	84,89	49	22	5,898	8,74	8,86	6,16
18	20,446	12	7	4,25	3,01	6,69	5,13
19	17,29	8	6	7,75	3,64	4,91	4,88
20	34,075	16	12	5,125	1,78	1,74	3,07
21	40,113	18	14	6,389	1,03	0,23	1,97
22	28,722	17	14	7,412	2,58	2,79	3,56
23	71,37	31	27	6,871	1,38	0,57	1,03
24	60,34	30	29	10,3	9,13	5,89	6,03
25	20,45	11	11	5,091	1,56	2,11	3,25
26	93,27	35	36	8,486	6,66	9,38	3,68
27	31,69	19	20	4,789	7,40	5,37	8,77
28	77,52	30	33	6,267	4,96	3,20	3,36
29	45,384	21	24	7,714	3,16	1,72	1,77
30	52,1	24	28	6	5,38	2,40	3,36
31	19,36	7	9	4,857	3,13	10,45	6,73
32	56,744	18	26	5,944	5,48	2,84	6,25

В (9) $\mathbf{h}\left[\left(y_Y, y_1, \ldots, y_k\right)\right] = \left\{h_Y\left(y_Y\right), h_1\left(y_1\right), \ldots, h_k\left(y_k\right)\right\}^T$; $h_i(\cdot)$ – одна з функцій

$$h = \begin{cases} \ln(y), & \textit{для } S_L \textit{ сімейства;} \\ \ln[y/(1-y)], & \textit{для } S_B \textit{ сімейства;} \\ \mathrm{Arsh}(y), & \textit{для } S_U \textit{ сімейства;} \\ y & \textit{для } S_N \textit{ сімейства.} \end{cases} \tag{10}$$

Тут $y = (X - \varphi)/\lambda$; $\mathrm{Arsh}(y) = \ln\left(y + \sqrt{y^2 + 1}\right)$. У нашому випадку X дорівнює Y, X_1, X_2 або X_3 відповідно.

Параметри одновимірного і багатовимірного перетворень Джонсона для сімейства S_B оцінювалися методом максимальної правдоподібності. Оцінки параметрів багатовимірного перетворення Джонсона такі: $\hat{\gamma}_Y = 10{,}0237$, $\hat{\gamma}_1 = 12{,}2127$, $\hat{\gamma}_2 = 0{,}77814$, $\hat{\gamma}_3 = 22{,}3678$, $\hat{\eta}_Y = 1{,}5503$, $\hat{\eta}_1 = 1{,}7298$, $\hat{\eta}_2 = 1{,}21735$, $\hat{\eta}_3 = 3{,}0467$, $\hat{\varphi}_Y = 2{,}8736$, $\hat{\varphi}_1 = 0$, $\hat{\varphi}_2 = 0$, $\hat{\varphi}_3 = 1{,}4243$, $\hat{\lambda}_Y = 24461{,}605$, $\hat{\lambda}_1 = 22451{,}622$, $\hat{\lambda}_2 = 51{,}921$ і $\hat{\lambda}_3 = 59272{,}494$. Вибіркова коваріаційна матриця $\mathbf{S}_N$ використовується в якості оцінки $\mathbf{\Sigma}$

$$\mathbf{S}_N = \begin{pmatrix} 1.0000 & 0.9539 & 0.9115 & 0.4327 \\ 0.9539 & 1.0000 & 0.8074 & 0.3795 \\ 0.9115 & 0.9006 & 1.0000 & 0.3884 \\ 0.8074 & 0.3795 & 0.3884 & 1.0000 \end{pmatrix}.$$

Оцінки параметрів для одновимірного перетворення Джонсона такі: $\hat{\gamma}_Y = 0{,}30653$, $\hat{\gamma}_1 = 0{,}54612$, $\hat{\gamma}_2 = 0{,}21620$, $\hat{\gamma}_3 = 10{,}4187$, $\hat{\eta}_Y = 0{,}55170$, $\hat{\eta}_1 = 0{,}62269$, $\hat{\eta}_2 = 0{,}60686$, $\hat{\eta}_3 = 1{,}9563$, $\hat{\varphi}_Y = 12{,}087$, $\hat{\varphi}_1 = 5{,}604$, $\hat{\varphi}_2 = 4{,}581$, $\hat{\varphi}_3 = 3{,}254$, $\hat{\lambda}_Y = 89{,}748$, $\hat{\lambda}_1 = 48{,}662$, $\hat{\lambda}_2 = 32{,}124$ і $\hat{\lambda}_3 = 698{,}341$.

Для виявлення викидів у даних табл. 1 ми використовуємо метод, оснований на багатовимірних нормалізуючих перетвореннях і квадраті відстані Махаланобіса (MD) [11, 12]. Останні два стовпчики табл. 1 вказують на те, що немає викидів в даних табл. 1 для рівня значущості 0,005 та одномірного і багатомірного перетворень Джонсона для сімейства S_B. У [1] також було припущено, що дані не містять викидів. Хоча шостий стовпчик табл. 1 вказує на те, що без використання жодного перетворення для нормалізації дані системи 12 є багатомірним викидом, оскільки для цього рядка даних квадрат MD дорівнює 14,99 і є більшим ніж величина квантіля розподілу χ^2, яка становить 14,86 для рівня значущості 0,005.

Далі для нормалізованих даних будується лінійна регресійна модель (3)

$$Z_Y = \hat{Z}_Y + \varepsilon = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 Z_1 + \hat{b}_2 Z_2 + \hat{b}_3 Z_3 + \varepsilon . \tag{11}$$

Параметри моделі (11) оцінювалися методом найменших квадратів. Оцінки параметрів моделі (11) для багатовимірного перетворення Джонсона такі: $\hat{b}_0 = 0$, $\hat{b}_1 = 0{,}61754$, $\hat{b}_2 = 0{,}39553$, $\hat{b}_3 = 0{,}04468$, а для одновимірного перетворення Джонсона: $\hat{b}_0 = 0$, $\hat{b}_1 = 0{,}71472$, $\hat{b}_2 = 0{,}29664$, $\hat{b}_3 = 0{,}065306$. Сума квадратів відхилень для моделі (11) складає 1,256 у разі одновимірного перетворення Джонсона і 0,995 для багатовимірного перетворення Джонсона.

Потім будується нелінійна регресійна модель (6) за перетворенням (9)

$$Y = \hat{\varphi}_Y + \hat{\lambda}_Y \left[1 + e^{-\left(\hat{Z}_Y + \varepsilon - \hat{\gamma}_Y\right)/\hat{\eta}_Y} \right]^{-1}, \tag{12}$$

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

Також була побудована нелінійна регресійна модель (6) за перетворенням у вигляді десяткового логарифму (Log10)

$$Y = 10^{\varepsilon + \hat{b}_0} X_1^{\hat{b}_1} X_2^{\hat{b}_2} X_3^{\hat{b}_3}, \tag{13}$$

де $\hat{b}_0 = 0{,}19894$, $\hat{b}_1 = 0{,}63985$, $\hat{b}_2 = 0{,}39503$, $\hat{b}_3 = 0{,}13635$.

Середня величина відносної помилки MMRE і відсоток прогнозування PRED(0,25) приймаються в якості стандартних оцінок результатів прогнозування за допомогою регресійних моделей. Допустимі значення MMRE і PRED(0,25) складають не більше 0,25 і не менше 0,75 відповідно. Допустиме значення множинного коефіцієнта детермінації R^2 приблизно таке ж, як для PRED(0,25). Значення R^2, MMRE і PRED(0,25), які дорівнюють 0,9670, 0.0800 і 0.9688 відповідно, кращі для моделі (12) з параметрами для багатовимірного перетворення Джонсона в порівнянні з одновимірним, для якого ці значення складають відповідно 0,9635, 0,0867 і 0,9375, та з цими ж показниками моделі (13) – 0,9629, 0,0890 і 0,9375.

Були також визначені нижні (LB) і верхні (UB) межі інтервалів передбачення нелінійних регресій за формулою (8) на основі відповідно одновимірного і багатовимірного перетворень Джонсона та перетворення у вигляді десяткового логарифму для рівня значущості 0,05. Ці межі наведені у таблиці 2. Зверніть увагу, що ширина інтервалу передбачення нелінійної регресії на основі багатовимірного перетворення Джонсона менша, ніж після одновимірного перетворення Джонсона для 19 рядків даних (1 – 4, 8 – 12, 14, 18, 20 – 22, 25, 27, 29, 30, 32) та менша, ніж після одновимірного перетворення у вигляді десяткового логарифму для 27 рядків даних: (1 – 4, 6 – 15, 17 – 23, 25, 27, 29 – 32). Приблизно такі ж результати отримані для довірчих інтервалів за формулою (7).

Таблиця 2

Межі інтервалів передбачення для різних перетворень

№	одномірне перетворення				багатомірне перетворення Джонсона	
	Log10		Джонсона			
	LB	UB	LB	UB	LB	UB
1	23,122	41,255	22,041	50,161	23,420	39,847
2	29,194	47,983	25,653	54,202	28,587	45,622
3	44,773	74,299	42,607	77,239	44,654	73,091
4	38,213	62,639	35,432	69,095	37,105	59,786
5	61,312	102,905	67,283	92,320	62,540	104,308
6	9,244	15,685	12,324	13,455	10,696	16,296
7	60,032	99,755	64,660	90,932	60,474	99,826
8	34,157	56,556	29,802	62,121	33,670	54,524
9	18,174	30,167	17,179	33,212	18,166	28,621
10	44,452	73,089	42,091	76,300	44,317	71,875
11	25,502	41,917	22,792	48,306	24,843	39,453
12	42,261	73,962	39,831	76,684	41,537	71,071
13	70,109	119,161	78,069	96,320	69,915	118,272
14	19,005	31,523	17,433	33,843	18,971	29,898
15	10,910	18,311	13,087	17,162	12,104	18,561
16	76,204	128,564	93,067	100,246	77,436	130,285
17	63,101	107,535	79,259	96,905	62,794	106,565
18	15,638	26,532	15,494	28,701	16,410	26,178
19	12,329	20,889	13,856	20,981	13,294	20,755
20	24,176	39,954	21,627	46,036	23,863	38,088
21	28,680	46,970	25,920	54,668	27,887	44,442
22	28,204	46,229	25,602	54,205	27,305	43,525
23	53,023	87,302	52,989	84,548	53,968	88,089
24	56,077	93,529	56,803	87,345	57,216	94,711
25	18,348	30,371	17,123	33,046	18,518	29,138
26	65,807	109,240	78,610	96,915	73,530	123,044
27	32,568	54,313	27,720	59,468	32,180	52,435
28	55,239	91,830	58,638	88,506	59,662	99,290
29	40,074	65,989	37,003	71,166	39,724	64,293
30	44,669	74,076	42,382	76,922	45,891	75,287
31	12,510	21,047	13,426	18,892	13,330	20,735
32	35,930	59,951	32,212	65,644	36,395	59,584

Висновки

Вперше побудовано нелінійну регресійну модель для оцінювання розміру програмного забезпечення промислових інформаційних систем, що розробляються з використанням мови програмування Java, на основі багатовимірного перетворення Джонсона для сімейства S_B. Ця модель в порівнянні з іншими регресійними моделями має більший множинний коефіцієнт детермінації, менше значення середньої величини відносної похибки та менші ширини довірчого інтервалу і інтервалу передбачення для більшої кількості значень незалежних змінних.

В подальшому планується застосування інших наборів даних для побудови нелінійної регресійної моделі для оцінювання розміру програмного забезпечення інформаційних Java-систем.

1. *Tan H.B.K.* Estimating LOC for information systems from their conceptual data models / H.B.K. Tan, Y. Zhao, H. Zhang // Proceedings of the 28th International Conference on Software Engineering (ICSE '06), Shanghai, China, May 20-28, 2006. – P. 321-330.
2. *Tan H.B.K.* Conceptual data model-based software size estimation for information systems / H.B.K. Tan, Y. Zhao, H. Zhang // Transactions on Software Engineering and Methodology. – 2009. – Vol. 19. – Issue 2. – October 2009. – Article No. 4.
3. *Bates D.M*. Nonlinear Regression Analysis and Its Applications / D.M. Bates, D. G. Watts. – New York: John Wiley & Sons, 1988. – 384 p.
4. *Seber G.A.F*. Nonlinear Regression / G.A.F. Seber, C.J. Wild. – New York: John Wiley & Sons, 1989. – 768 p.
5. *Ryan T.P*. Modern regression methods / T. P. Ryan. – New York: John Wiley & Sons, 1997. – 529 p.
6. *Drapper N.R*. Applied Regression Analysis / N. R. Drapper, H. Smith. – New York: John Wiley & Sons, 1998. – 736 p.
7. *Johnson R.A*. Applied Multivariate Statistical Analysis / R. A. Johnson, D. W. Wichern. – Pearson Prentice Hall, 2007. – 800 p.
8. *Chatterjee S*. Handbook of Regression Analysis / S. Chatterjee, J. S. Simonoff. – New York: John Wiley & Sons, 2013. – 252 p.
9. *Prykhodko N*. Constructing the non-linear regression models on the basis of multivariate normalizing transformations / Natalia Prykhodko, Sergiy Prykhodko // Збірка праць конференції Моделювання-2018, 12-14 вересня 2018, Київ. – К.: ВД "Академперіодика" НАН України, 2018. – С.217-220.
10. *Stanfield P.M*. Multivariate input modeling with Johnson distributions / P. M. Stanfield, J.R. Wilson, G.A. Mirka, N.F. Glasscock, J.P. Psihogios, J.R. Davis // Proceedings of the 28th Winter simulation conference WSC'96, Coronado, CA, USA, December 8-11, 1996, ed. S.Andradyttir, K.J.Healy, D.H.Withers, and B.L.Nelson. – IEEE Computer Society Washington, DC, USA, 1996. – P. 1457-1464.
11. *Prykhodko S.* Detecting Outliers in Multivariate Non-Gaussian Data on the basis of Normalizing Transformations / S. Prykhodko, N. Prykhodko, L. Makarova, K. Pugachenko // Proceedings of the 2017 IEEE First Ukraine Conference on Electrical and Computer Engineering (UKRCON) «Celebrating 25 Years of IEEE Ukraine Section», Kyiv, Ukraine, May 29 – June 2, 2017. – P.846-849.
12. *Prykhodko S.* Application of the Squared Mahalanobis Distance for Detecting Outliers in Multivariate Non-Gaussian Data / S. Prykhodko, N. Prykhodko, L. Makarova, A. Pukhalevych // Proceedings of 14th International Conference on Advanced Trends in Radioelectronics, Telecommunications and Computer Engineering (TCSET), Lviv-Slavske, Ukraine, February 20–24, 2018. – P.962-965.

Поступила 1.10.2018р.