

І.Ю. ЧЕРЕПАНСЬКА, А.Ю. САЗОНОВ

Житомирський державний технологічний університет

О.М. БЕЗВЕСІЛЬНА

Національний технічний університет України "Київський політехнічний інститут імені Ігоря Сікорського"

## ШТУЧНА НЕЙРОННА МЕРЕЖА ДЛЯ АВТОМАТИЗОВАНОГО РОЗПІЗНАВАННЯ СКЛАДОВИХ ПОХИБОК ВИМІРЮВАННЯ

В статті представлена штучна нейронна мережа (ШНМ), яка дозволяє розпізнавати складові похибок вимірювання в режимі реального часу, при гоніометричних вимірюваннях величин плоского кута багатограничних призм. ШНМ є альтернативою традиційному методу дисперсійного аналізу за критерієм Фішера множини вимірювальних даних та дозволяє автоматизувати аналіз вимірювальної інформації при нормуванні похибок вимірювання. Це підвищує точність та швидкість, а також зменшує трудомісткість обробки вимірювальної інформації.

**Ключові слова:** штучна нейронна мережа, дисперсійний аналіз, критерій Фішера, похибка вимірювання, випадкова складова похибки вимірювання, систематична складова похибки вимірювання.

I. CHEREPANSKA, A. SAZONOV

Zhytomyr State Technological University

O. BEZVESILNA

National Technical University of Ukraine "Igor Sikorsky Kyiv Polytechnic Institute"

## ARTIFICIAL NEURAL NETWORK FOR AUTOMATED RECOGNITION OF CONSTRUCTION MEASUREMENTS

The purpose of the article is to develop an artificial neural network (ANN), which will allow the recognition of components of measurement errors in real time, with goniometric measurements of the flat angle of multifaceted prisms. An artificial neural network is developed for the automated recognition of components of measurement errors, which allows to perform high-performance (for an example in the article in 2 seconds) the definition of components of measurement errors in an automated mode. Time consumed by ANN for processing information is significantly less than the time spent using Fischer's dispersion analysis. This greatly reduces the complexity of the work performed, as well as improves the accuracy and speed of the processing of the measurement information. This is confirmed by the fact that for the whole test set of measurements of the magnitude of the flat angle of the 24-faceted prism, which was chosen as an example, the positive results of the work of the ANN were obtained. In this case, the probability of a correct response of ANN is close to 100%, and the average quadratic error of the ANN does not exceed 5%. The use of ANN can be an indisputable alternative to the traditional method of dispersion analysis according to Fisher's criterion, to automate the analysis of a plurality of measuring information in the normalization of measurement errors, to increase the accuracy and speed of processing of measurement information.

**Keywords:** artificial neural network, dispersion analysis, Fisher's criterion, measurement error, random component of measurement error, systematic component of measurement error.

### Вступ

В ході обробки результатів багаторазових вимірювань величин плоского кута багатограничних призм, перед нормуванням похибок вимірювання, важливо визначити, яка саме складова похибки вимірювання – випадкова чи систематична – міститься у результатах вимірювання, адже в залежності від цього мають бути застосовані відповідні процедури їх нормування та компенсації, що суворо регламентуються відповідними нормативними документами.

Процедура визначення, яка саме складова похибки вимірювання (випадкова чи систематична) міститься у багаторазових результатах вимірювання, полягає у проведенні дисперсійного аналізу за критерієм Фішера, який дозволяє встановити факт наявності систематичної складової похибки вимірювання та проаналізувати джерела її виникнення. При цьому необхідно виконати низку трудомістких аналітичних обчислень. Це значно сповільнює процес обробки вимірювальної інформації. Тому необхідною є автоматизація процесу розпізнавання складових похибок вимірювання. Вказане може бути досягнуто за рахунок використання нейромережових технологій обробки інформації та розробки штучної нейронної мережі (ШНМ). Переваги застосування ШНМ для вирішення поставленої задачі є незаперечними зважаючи на простоту, швидкість і автоматизацію прийняття рішення.

### Аналіз останніх досліджень та публікацій

Аналіз відомих інформаційних джерел [1, 2], показав, що класичними методами визначення складових похибок вимірювання є дисперсійний аналіз за критерієм Фішера та критерієм Вілкоксона. При цьому найбільш ефективним вважається застосування дисперсійного критерію Фішера. У роботах [1, 2] вказується, що визначення складових похибок вимірювання із застосуванням цих методів є багатоетапним [1] і рутинним [2] та, відповідно, досить трудомістким процесом, що вимагає значних витрат часу.

Альтернативою вказаним методам, що дозволяє автоматизувати визначення складових похибок вимірювання та підвищити продуктивність виконуваних робіт можуть бути ШНМ. Відомо, що ШНМ успішно використовуються для розв'язання різноманітних задач обробки та аналізу даних в умовах неоповності, суперечливості та динамічності вхідної інформації на основі методів її паралельної обробки. Зокрема відома низка робіт [3–5], в яких ШНМ застосовуються для автоматизації визначення похибок. Так в роботі [3] ШНМ використовується для прогнозування поведінки похибки одометрів мобільного робота в

часі, проте систематична та випадкова складові похибки не визначаються. В роботі [4] ШНМ використовуються для автоматизованого виявлення систематичної похибки при калібруванні кутомірних геодезичних приладів. Показано, що застосування нейромережових алгоритмів дозволяє скоротити час та спростити цю процедуру. Проте задача попереднього визначення складових похибки вимірювання кутомірними геодезичними приладами не вирішується. В роботі [5] приводиться модель нейромережового вимірювального перетворювача для кутових вимірювань. Аналіз та компенсація похибки відбувається на рівні елементів та підсистем перетворювача. ШНМ застосовується для виділення впливу окремих елементів системи на величину систематичної похибки в цілому. Виявлення випадкової складової похибки не проводиться.

Таким чином, проблема автоматизованого визначення складових похибок вимірювання, в тому числі в режимі реального часу, є ще й досі невирішеною. Тому необхідність даної роботи обумовлюється відсутністю розробок, які б дозволили проводити автоматизоване розпізнавання складових похибок вимірювання у множині вимірювальної інформації для зменшення трудомісткості виконуваних робіт та підвищення їх швидкості.

**Мета статті.** Розробити штучну нейронну мережу (ШНМ), яка дозволить розпізнавати складові похибок вимірювання в режимі реального часу, зокрема при гоніометричних вимірюваннях величин плоского кута багатограних призм, а також інших об'єктів виробництва машино- та приладобудування.

#### Основний матеріал статті

В загальному випадку задача розпізнавання складових похибок вимірювання може бути представлена наступним чином.

Грунтуючись на даних багаторазових вимірювань величин плоских кутів типових багатограних призм, які використовуються для регулювання і настройки кутомірних приладів і безпосереднього вимірювання кутів промислових виробів відповідно до ГОСТ 2875-88, наприклад, ППБ-6, ППБ-8, ППБ-10, ППБ-12, ППБ-18, ППБ-24 (табл. 1), необхідно визначити, які саме складові похибок вимірювання (випадкові чи систематичні) містяться в отриманих результатах. Дана задача в термінології нейромережових технологій належить до задач класифікації, для розв'язання яких використовуються багаточарові ШНМ прямого поширення.

Особливість процедури багаторазових вимірювань полягає в тому, що отримані результати відрізняються один від одного через наявність похибок. Відомо, що джерелами виникнення похибок при всіх вимірюваннях є методичні, інструментальні та суб'єктивні похибки, які проявляються в результатах вимірювання у вигляді систематичних та випадкових складових [1], зміна яких у часі являє собою нестационарний випадковий процес [1, 2]. На рис. 1 графічно представлено приклад розподілення результатів вимірювання, як випадкових величин, при багаторазових вимірюваннях плоского кута 24-граної призми ППБ-24.

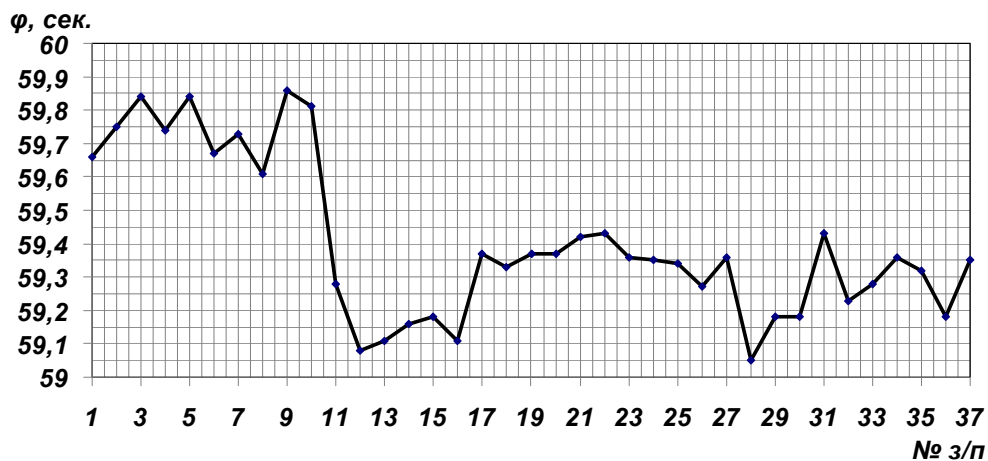


Рис. 1. Графічне представлення розподілення випадкових величин при багаторазових ( $N=37$ ) вимірюваннях плоского кута 24-граної призми

Визначення, яка саме складова похибки вимірювання (випадкова чи систематична) міститься в отриманих результатах, здійснюють традиційно шляхом дисперсійного аналізу за критерієм Фішера [1]. Проте, ця процедура вимагає проведення значної кількості довготривалих математичних обчислень, що в результаті значно підвищує трудомісткість вирішуваної задачі. Так, наприклад, застосування дисперсійного аналізу за критерієм Фішера для множини результатів вимірювання величини кута 24-граної призми, вимагає виконання 223 математичних операцій, зокрема 114 операцій додавання, 46 – віднімання, 46 – множення та 17 – ділення (рис. 2, табл. 1). При цьому, враховуючи, що, як правило, при вимірюваннях проводять багаторазові спостереження, кількість  $N$  результатів яких може бути досить великою, необхідність автоматизації цього процесу є очевидною.

Зважаючи на успіхи використання ШНМ для автоматизованого розв'язання різноманітних задач обробки та аналізу даних в умовах неповноти, суперечливості та динамічності вхідної інформації, а також

можливості її паралельної обробки, швидкого навчання та перенавчання при зміні умов вирішуваних задач, високу ймовірність правильних та достовірних відповідей, вказує на незаперечність їх (ШНМ) застосування для автоматизованого розпізнавання (ідентифікації) складових похибок вимірювання на етапі аналізу вимірюваної інформації.

Таблиця 1

**Результати дисперсійного аналізу за критерієм Фішера множини  
результатів вимірювання величини кута 24-гранної призми**

№ з/п	Виміряні значення кута, $\phi_k$			№ з/п	Виміряні значення кута, $\phi_k$		
	град.	хв.	сек.		град.	хв.	сек.
1	164	59	59,66	20	164	59	59,37
2	164	59	59,75	21	164	59	59,42
3	164	59	59,84	22	164	59	59,43
4	164	59	59,74	23	164	59	59,36
5	164	59	59,84	24	164	59	59,35
6	164	59	59,67	25	164	59	59,34
7	164	59	59,73	26	164	59	59,27
8	164	59	59,61	27	164	59	59,36
9	164	59	59,86	28	164	59	59,05
10	164	59	59,81	29	164	59	59,18
11	164	59	59,28	30	164	59	59,18
12	164	59	59,08	31	164	59	59,43
13	164	59	59,11	32	164	59	59,23
14	164	59	59,16	33	164	59	59,28
15	164	59	59,18	34	164	59	59,36
16	164	59	59,11	35	164	59	59,32
17	164	59	59,37	36	164	59	59,18
18	164	59	59,33	37	164	59	59,35
19	164	59	59,37				
Значення критерію Фішера							
розрахункове $F$				2,39			
табличне $F_q$		$F_{0,01} P=0,99$		4,41			
		$F_{0,05} P=0,95$		2,88			
Висновок: У результатах вимірювання наявна випадкова складова похибки вимірювання							

**Методика формування навчальної множини бази даних для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання**

Для навчання ШНМ, відповідно до вимог нейромережевих технологій, синтезовано відповідну навчальну базу даних (БД), що містить множину навчальних прикладів  $\langle X, Y \rangle$ , де  $X = (X_1, X_2, \dots, X_N)$  – вектор вхідних даних (сигналів) ШНМ;  $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$  – вектор вихідних даних (сигналів) ШНМ.

Вхідними даними для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання, є множини результатів вимірювання величин плоских кутів типових багатогранних призм, які використовуються для регулювання і настройки кутомірних приладів і безпосереднього вимірювання кутів промислових виробів відповідно до ГОСТ 2875-88, наприклад, ППБ-6, ППБ-8, ППБ-10, ППБ-12, ППБ-18, ППБ-24. Множини результатів вимірювання були отримані двома шляхами. Шляхом апаратного вимірювання величини плоского кута окремих багатогранних призм, зокрема 24-гранної призми ППБ-24, за допомогою прецизійної приладової системи вимірювання кутів [6]. Та шляхом імітаційного моделювання на ЕОМ, що обумовлюється неможливістю практичного отримання всієї множини комбінацій результатів експериментального апаратного вимірювання величин плоских кутів багатогранних призм.

Вихідні дані для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання, що занесені у навчальну базу даних являють собою результати ідентифікації (розпізнавання) складових похибок вимірювання, що містяться у множинах результатів вимірювання величин плоских кутів багатогранних призм ППБ-6, ППБ-8, ППБ-10, ППБ-12, ППБ-18, ППБ-24, визначені за результатами дисперсійного аналізу за критерієм Фішера. Фрагмент навчальної множини, зокрема вектору вхідних та вихідних сигналів бази даних для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання приведено в табл. 2, табл. 3.

Вказане дозволило створити базу даних прикладів для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання, яка охоплює множину варіантів розподілення випадкових величин при багаторазових вимірюваннях плоских кутів типових багатогранних призм, які використовуються для регулювання і настройки кутомірних приладів і безпосереднього вимірювання кутів промислових виробів відповідно до ГОСТ 2875-88, наприклад, ППБ-6, ППБ-8, ППБ-10, ППБ-12, ППБ-18, ППБ-24.

Кожний приклад навчальної множини  $\langle X, Y \rangle$  бази даних для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання, відповідно до вимог нейромережових технологій, являє собою пару векторів  $X$  та  $Y$ . Кожному вхідному вектору  $X = (X_1, X_2, \dots, X_S)$ , що описується виразом (1) відповідає вектор бажаних вихідних сигналів  $Y = (Y_1, Y_2, \dots, Y_N)$ , що описується виразом (2).

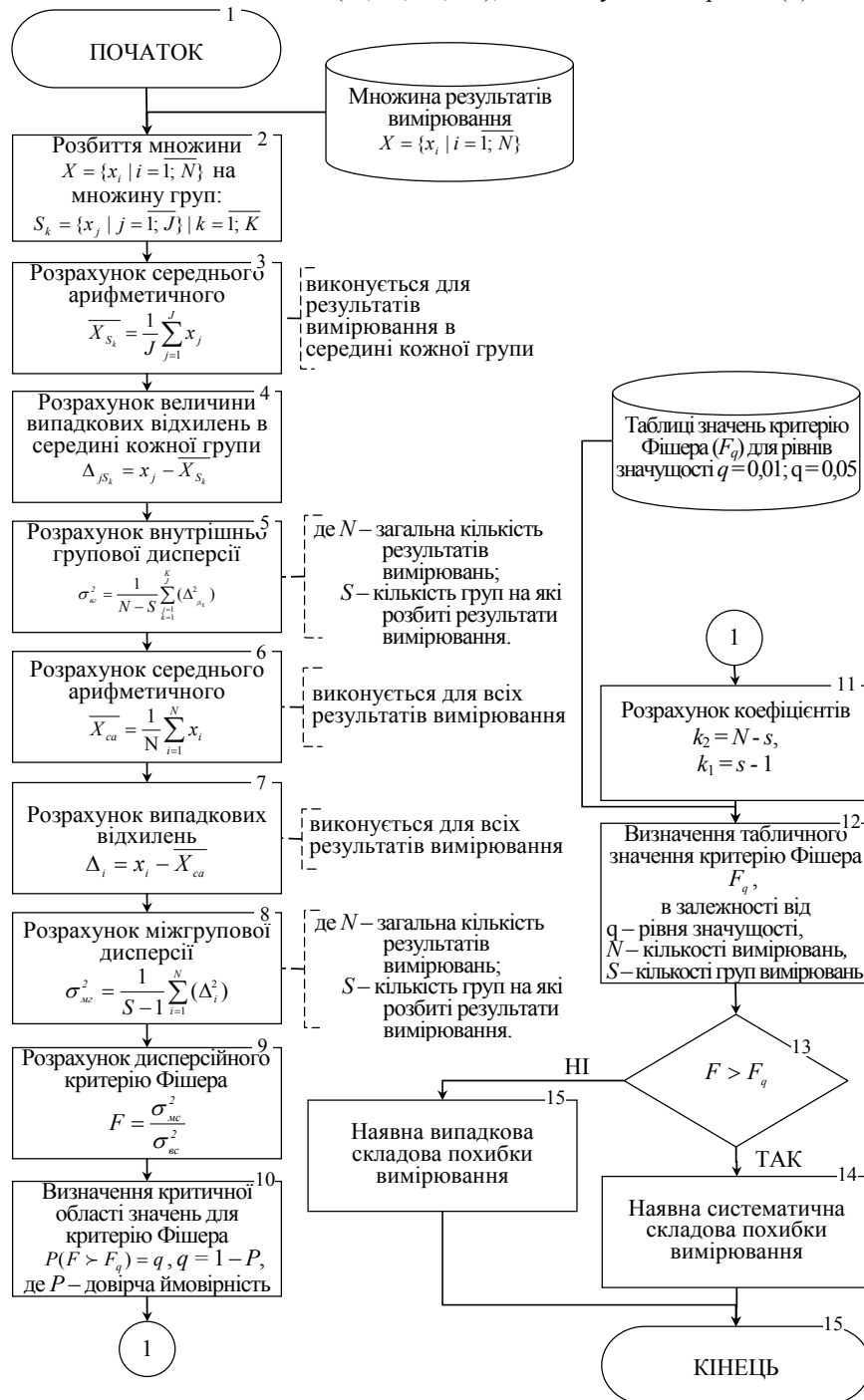


Рис. 2. Узагальнена блок-схема алгоритму дисперсійного аналізу за критерієм Фішера множини результатів вимірювання при визначенні складових похибок вимірювання

$$X = \{x_k | k = \overline{1; N}\}, \tag{1}$$

де  $X$  – вектор вхідних сигналів ШНМ;  
 $x_k$  – вхідний сигнал ШНМ, що відповідає  $k$ -му результату спостереження при багаторазових вимірюваннях;  
 $N$  – кількість вимірюваних даних, що попередньо визначається як необхідна і достатня кількість вимірювань за відомою методикою [7].

$$Y = \{y_m | m = \overline{1; 2}\} = \{y_1; y_2\} \tag{2}$$

де  $Y$  – вектор вихідних сигналів ШНМ;  
 $m$  – кількість складових похибок вимірювання, що аналізуються;

$y_1$  – вихідний сигнал ШНМ, що відповідає наявності систематичної складової похибки вимірювання у результатах спостереження при багаторазових вимірюваннях;

$y_2$  – вихідний сигнал ШНМ, що відповідає наявності випадкової складової похибки вимірювання у результатах спостереження при багаторазових вимірюваннях.

Таблиця 2

**Фрагмент навчальної множини бази даних для навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання: вектор вхідних сигналів ШНМ, що є множиною результатів багаторазових вимірювань плоского кута 24-гранної призми**

Кодове позначення прикладу у БД	Векторний алфавіт вхідного вектору $X = \{x_k   k = \overline{1; 40}\}$ виміряних значень кута, $\varphi_k$ , сек.									
	Від $x_1$ до $x_{10}$									
	$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	$x_5$	$x_6$	$x_7$	$x_8$	$x_9$	$x_{10}$
ППБ-24.1	59,66	59,75	59,84	59,74	59,84	59,67	59,73	59,61	59,86	59,81
ППБ-24.2	60,0003	60,0006	60,0009	60,0012	60,0015	60,0018	60,0021	60,0024	60,0027	60,003
ППБ-24.3	59,18	59,19	59,05	59,08	59,04	59,14	58,77	58,66	58,96	59,17
ППБ-24.4	59,0003	59,0006	59,0009	59,0012	59,0015	59,0018	59,0021	59,0024	59,0027	59,003
ППБ-24.5	59,09	59	58,7	58,7	58,94	58,65	58,89	59,17	59,35	58,89
ППБ-24.6	59,1	58,94	58,99	58,86	58,94	58,91	59,28	59,35	58,8	59,24
ППБ-24.7	59,17	59,26	59,17	58,6	58,87	59,16	58,73	59,04	58,96	59,04
ППБ-24.8	58,91	59,21	58,98	59,16	58,85	58,98	59,1	59	58,84	58,77
ППБ-24.9	58,5003	58,5006	58,5009	58,5012	58,5015	58,5018	58,5021	58,5024	58,5027	58,503
ППБ-24.10	57,7003	57,7006	57,7009	57,7012	57,7015	57,7018	57,7021	57,7024	57,7027	57,703
	Від $x_{11}$ до $x_{20}$									
	$x_{11}$	$x_{12}$	$x_{13}$	$x_{14}$	$x_{15}$	$x_{16}$	$x_{17}$	$x_{18}$	$x_{19}$	$x_{20}$
ППБ-24.1	59,28	59,08	59,11	59,16	59,18	59,11	59,37	59,33	59,37	59,37
ППБ-24.2	60,0033	60,0036	60,0039	60,0042	60,0045	60,0048	60,0051	60,0054	60,0057	60,006
ППБ-24.3	59,08	59,19	58,66	59,04	58,65	58,88	58,96	58,63	58,95	59,38
ППБ-24.4	59,0033	59,0036	59,0039	59,0042	59,0045	59,0048	59,0051	59,0054	59,0057	59,006
ППБ-24.5	58,76	58,75	58,85	59,05	59,05	58,66	59,01	59,15	58,92	58,86
ППБ-24.6	58,96	59,24	59,18	58,93	59,41	58,42	59,04	58,96	58,63	59,12
ППБ-24.7	59,15	59,23	58,76	59,07	58,69	58,83	59,3	58,81	59,3	59,05
ППБ-24.8	58,71	59,2	58,72	59,32	58,85	58,87	58,89	59,09	58,98	59,19
ППБ-24.9	58,5033	58,5036	58,5039	58,5042	58,5045	58,5048	58,5051	58,5054	58,5057	58,506
ППБ-24.10	57,7033	57,7036	57,7039	57,7042	57,7045	57,7048	57,7051	57,7054	57,7057	57,706
	Від $x_{21}$ до $x_{30}$									
	$x_{21}$	$x_{22}$	$x_{23}$	$x_{24}$	$x_{25}$	$x_{26}$	$x_{27}$	$x_{28}$	$x_{29}$	$x_{30}$
ППБ-24.1	59,42	59,43	59,36	59,35	59,34	59,27	59,36	59,05	59,18	59,18
ППБ-24.2	60,0063	60,0066	60,0069	60,0072	60,0075	60,0078	60,0081	60,0084	60,0087	60,009
ППБ-24.3	59,18	58,93	58,8	59,14	59,15	58,71	59,43	59,14	58,78	59,29
ППБ-24.4	59,0063	59,0066	59,0069	59,0072	59,0075	59,0078	59,0081	59,0084	59,0087	59,009
ППБ-24.5	59,11	58,84	59,01	59,21	58,84	59,21	59,16	59,03	59,38	58,75
ППБ-24.6	58,71	58,82	58,95	59,2	58,91	58,79	58,91	59,03	59,14	58,85
ППБ-24.7	58,86	58,74	58,8	59,29	58,84	58,8	58,89	59,16	59,15	59,21
ППБ-24.8	59,36	59,11	59,11	58,88	59,23	58,76	59,04	58,58	58,97	59,07
ППБ-24.9	58,5063	58,5066	58,5069	58,5072	58,5075	58,5078	58,5081	58,5084	58,5087	58,509
ППБ-24.10	57,7063	57,7066	57,7069	57,7072	57,7075	57,7078	57,7081	57,7084	57,7087	57,709
	Від $x_{31}$ до $x_{40}$									
	$x_{31}$	$x_{32}$	$x_{33}$	$x_{34}$	$x_{35}$	$x_{36}$	$x_{37}$	$x_{38}$	$x_{39}$	$x_{40}$
ППБ-24.1	59,43	59,23	59,28	59,36	59,32	59,18	59,35	59,03	58,91	59,12
ППБ-24.2	60,0093	60,0096	60,0099	60,0102	60,0105	60,0108	60,0111	60,0114	60,0117	60,012
ППБ-24.3	59,2	58,95	58,45	59,4	59,46	58,94	59,13	59,02	59,32	59,08
ППБ-24.4	59,0093	59,0096	59,0099	59,0102	59,0105	59,0108	59,0111	59,0114	59,0117	59,012
ППБ-24.5	58,92	59,03	58,97	59,37	59,28	59,05	59,07	59,32	59,16	59,33
ППБ-24.6	58,97	59,01	58,86	59,13	59,16	59,12	58,57	58,96	59,19	59,06
ППБ-24.7	59,08	59,04	59,08	58,99	58,93	59	58,93	58,77	58,9	59
ППБ-24.8	58,9	58,72	59,15	59,06	59,21	58,81	59,05	58,74	59,14	59,08
ППБ-24.9	58,5093	58,5096	58,5099	58,5102	58,5105	58,5108	58,5111	58,5114	58,5117	58,512
ППБ-24.10	57,7093	57,7096	57,7099	57,7102	57,7105	57,7108	57,7111	57,7114	57,7117	57,712

Таблиця 3

**Фрагмент Вихідний вектор навчальної множини за результатами вимірювання плоских кутів робочими та еталонними засобами для регулювання і настройки кутомірних приладів і безпосереднього вимірювання кутів промислових виробів ГОСТ 2875-88**

Кодове позначення прикладу у БД	Значення критерію Фішера			Примітка	Вихідний вектор	
	Розрахункове $F$	табличне $F_q$			$y_1$	$y_2$
		$F_{0,01}   P = 0,99$	$F_{0,05}   P = 0,95$			
ППБ-24 /1	4,03	4,41	2,28	Ймовірність наявності випадкової похибки становить 99%, систематичної – 95%	1	0
ППБ-24 /2	18,1818	4,41	2,28	Наявна систематична похибка	1	0
ППБ-24 /3	0,0719	4,41	2,28	Наявна випадкова похибка	0	1
ППБ-24 /4	18,1818	4,41	2,28	Наявна систематична похибка	1	0
ППБ-24 /5	0,3536	4,41	2,28	Наявна випадкова похибка	0	1
ППБ-24 /6	0,0469	4,41	2,28	Наявна випадкова похибка	0	1
ППБ-24 /7	0,0136	4,41	2,28	Наявна випадкова похибка	0	1
ППБ-24 /8	0,0056	4,41	2,28	Наявна випадкова похибка	0	1
ППБ-24 /9	18,1818	4,41	2,28	Наявна систематична похибка	1	0
ППБ-24 /10	0,1029	4,41	2,28	Наявна систематична похибка	1	0

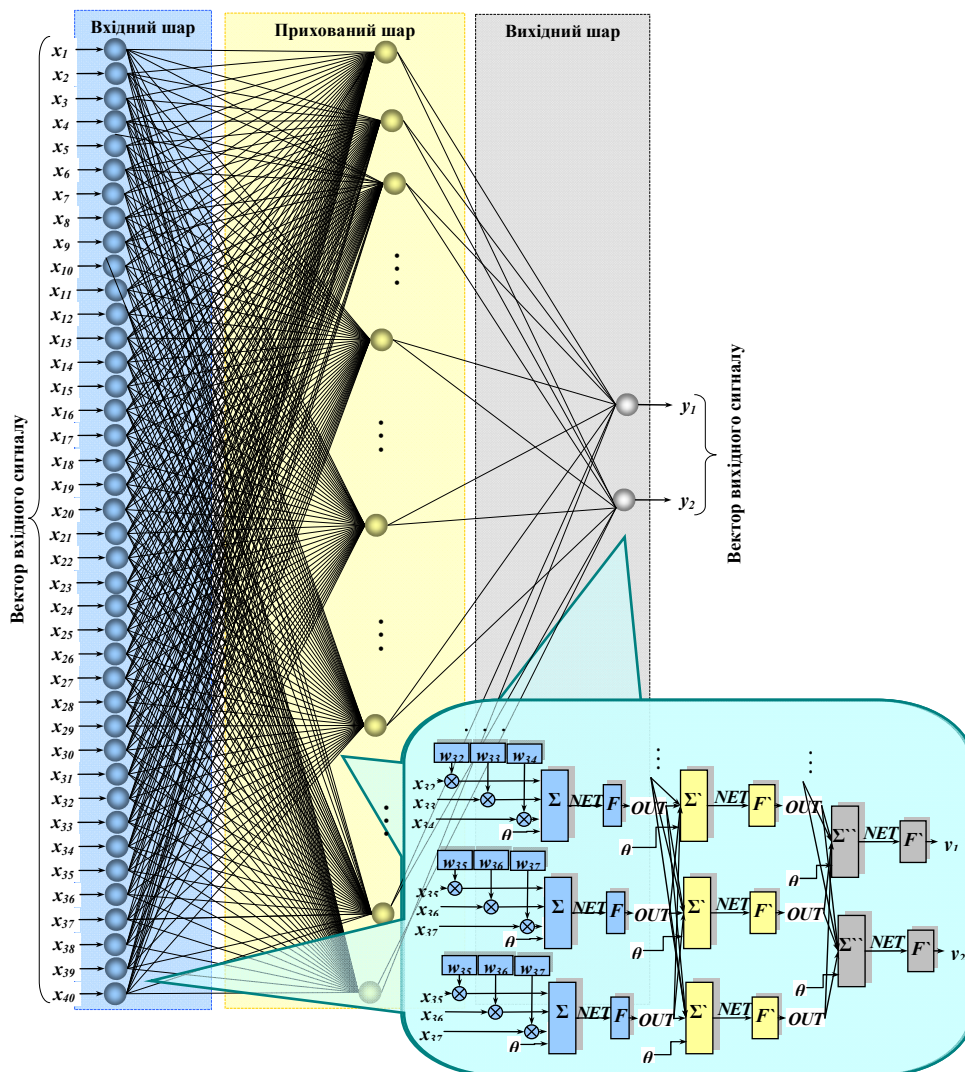


Рис. 3. Спрощена структурна схема ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання

**Синтез архітектури ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання**

Побудова та навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання здійснювалась з використанням нейроімітатора Neural Analyzer аналітичного пакету Deductor Professional (Lite-версії) [8] та табличного процесора Excel. Шляхом послідовної зміни кількості  $L$  нейронів прихованого

шару в діапазоні [1], що обчислювався за відомими виразами (3) та (4), була визначена наступна архітектура ШНМ: багат шарова мережа прямого поширення з розмірністю вхідного шару 40 нейронів, прихованого – 60 нейронів, вихідного – 2 нейрони, функція активації нейронів – сигмоїда (або функція Фермі).

$$L = \frac{L_w}{n + m}, \tag{3}$$

де  $L$  – кількість нейронів прихованого шару;  
 $L_w$  – кількість синаптичних ваг нейронів;  
 $n$  – розмірність вхідного шару ШНМ;  
 $m$  – розмірність вихідного шару ШНМ.

$$\frac{m \cdot N}{1 + \log_2 N} \leq L_w \leq m \cdot \left( \frac{N}{m} + 1 \right) \cdot (n + m + 1) + m, \tag{4}$$

де  $N$  – кількість прикладів навчальної множини БД.

Спрощена структура пропонованої ШНМ наведена на рис. 3.

Навчання ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання проводилось методом “навчання з вчителем” за відомим алгоритмом back propagation.

В табл. 4 наведені результати роботи ШНМ для тестових результатів багаторазового вимірювання величини плоского кута 24-гранної призми.

Таблиця 4

**Результати роботи ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання при багаторазових вимірюваннях величини плоского кута 24-гранної призми**

Позначення прикладу навчальної множини	Бажані значення виходів $Y$		Фактичні значення виходів $Y$		Середня квадратична похибка $E$ , %	Примітка
	$y_1$	$y_2$	$y_1$	$y_2$		
<b>Параметри ШНМ:</b> вхідних нейронів 40; вихідних нейронів 2; прихованих шарів 1; кількість нейронів прихованого шару 60.						
<b>Тривалість навчання:</b> 9502 ітерацій / 10 хв.						
<b>Тривалість розпізнавання складових похибок вимірювання:</b> 2 с.						
ППБ-24 /1	1	0	0,998	0,002	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /2	1	0	0,812	0,188	3,5%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /3	0	1	0,023	0,977	0,1%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /4	1	0	1,000	0,000	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /5	0	1	0,022	0,978	0,1%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /6	0	1	0,000	1,000	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /7	0	1	0,002	0,998	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /8	0	1	0,002	0,998	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /9	1	0	1,000	0,000	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
ППБ-24 /10	1	0	0,990	0,010	0,0%	Відповідь ШНМ вірна
$y_1$ – вихідний сигнал ШНМ, що відповідає наявності систематичної складової похибки вимірювання; $y_2$ – вихідний сигнал ШНМ, що відповідає наявності випадкової складової похибки вимірювання.						

**Інтерпретація результатів роботи ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання**

Аналізуючи наведене в табл. 4, можна стверджувати про відмінну роботу ШНМ, на що вказує наступне:

1. Для всієї тестової множини результатів вимірювання величини плоского кута 24-гранної призми ППБ-24, що була обрана в якості прикладу, отримані позитивні результати роботи ШНМ.
2. Ймовірність правильної відповіді ШНМ є близькою до 100%.
3. Середня квадратична похибка роботи ШНМ не перевищує 5%.

При цьому варто зазначити, що процес навчання ШНМ є досить трудомістким, а якість навчання та подальшої роботи ШНМ залежить від якості та кількості прикладів в навчальній БД, а також кваліфікації працівників, адже підготовка даних навчальної множини вимагає спеціальних знань щодо нейромережових технологій, технічних характеристик об’єктів вимірювання та апріорної інформації про умови проведення експериментів.

**Висновки**

Розроблено ШНМ автоматизованого розпізнавання складових похибок вимірювання, яка дозволяє здійснювати високопродуктивне (для розглядуваного в статті прикладу за 2 с) визначення складових похибок вимірювання в автоматизованому режимі. Час, що може бути витрачений ШНМ на обробку інформації, очевидно, є значно меншим порівняно із часом, що витрачається під час застосування дисперсійного аналізу за критерієм Фішера. Це значно зменшує трудомісткість виконуваних робіт, а також

підвищує точність та швидкість обробки вимірювальної інформації.

Застосування ШНМ при розпізнаванні складових похибок вимірювання може бути безперечною альтернативою традиційному методу дисперсійного аналізу за критерієм Фішера та дозволяє автоматизувати аналіз множини вимірювальної інформації при нормуванні похибок вимірювання, що безперечно підвищує точність та швидкість обробки вимірювальної інформації.

### Література

1. Метрология интеллектуальных измерительных систем : монография / [Шевчук В. П., Капля В. И., Желтоногов А. П., Лясин Д. Н. Волгоград]. – 2005. – 210 с.
2. Farrance I. Uncertainty of Measurement: A Review of the Rules for Calculating Uncertainty Components through Functional Relationships / I. Farrance, R. Frenkel // Clin. Biochem. Rev. – 2012. – Vol. 33, Issue 2. – P. 49–75.
3. Касьяник В. В. Применение нейросетевого подхода для оценки погрешности одометров мобильного робота [Электронный ресурс] / Касьяник В. В., Дунец А. П., Дунец И. П., Шуть В. Н. – Режим доступа : [http://robotics.bstu.by/mwiki/images/8/8d/Neuroinformatika\\_2012.pdf](http://robotics.bstu.by/mwiki/images/8/8d/Neuroinformatika_2012.pdf)
4. Голыгин Н. Х. Возможности повышения точности геодезических измерений на основе искусственных нейросетей / Н. Х. Голыгин, О. Б. Хиноева, Х. К. Ямбаев // Изв. ВУЗов. Геодезия и аэрофотосъемка. – 2005. – № 5. – С. 17–27.
5. Скворцов М. Г. Нейросетевой измерительный преобразователь / М. Г. Скворцов, Е. А. Зрюмов, С. П. Пронин // Известия ВолгГТУ. – 2011. – Т. 6, № 5. – С. 88–90.
6. Cherepanska I. Automated Technological Complex to Precise Angles Measurement Based on Goniometer / I. Cherepanska, E. Bezvesilna, A. Sazonov, A. Lavrishev // Technological Complexes. – 2015. – № 1/2 (12). – P. 38–45.
7. Cherepanska I. The procedure for determining the number of measurements in the normalization of random error of an information-measuring system with elements of artificial intelligence / Irina Cherepanska, Elena Bezvesilna, Artem Sazonov, Sergey Nechai, Tatiana Khylichenko // Eastern-European journal of enterprise technologies. – 2017. – № 5/9 (89). – P. 58–67.
8. Аналитический пакет Deductor Professional : [руководство пользователя]. – BaseGroupLabs, 2002. – 184 с.

### References

1. Metrologija intelektual'nyh izmeritel'nyh sistem : monografija / [Shevchuk V. P., Kaplja V. I., Zheltonogov A. P., Ljasin D. N. Volgograd]. – 2005. – 210 s.
2. Farrance I. Uncertainty of Measurement: A Review of the Rules for Calculating Uncertainty Components through Functional Relationships / I. Farrance, R. Frenkel // Clin. Biochem. Rev. – 2012. – Vol. 33, Issue 2. – P. 49–75.
3. Kas'janik V. V. Primenenie nejrosetevogo podhoda dlja ocenki pogreshnosti odometrov mobil'nogo robota [Elektronnij resurs] / Kas'janik V. V., Dunec A. P., Dunec I. P., Shut' V. N. – Rezhim dostupu : [http://robotics.bstu.by/mwiki/images/8/8d/Neuroinformatika\\_2012.pdf](http://robotics.bstu.by/mwiki/images/8/8d/Neuroinformatika_2012.pdf)
4. Golygin N. H. Vozmozhnosti povysheniya tochnosti geodezicheskikh izmerenij na osnove iskusstvennyh nejrosetej / N. H. Golygin, O. B. Hinoeva, H. K. Jambaev // Izv. VUZov. Geodezija i ajerofotos#emka. – 2005. – № 5. – S. 17–27.
5. Skvorcov M. G. Nejrosetevoj izmeritel'nyj preobrazovatel' / M. G. Skvorcov, E. A. Zrjumov, S. P. Pronin // Izvestija VolgGTU. – 2011. – T. 6, № 5. – S. 88–90.
6. Cherepanska I. Automated Technological Complex to Precise Angles Measurement Based on Goniometer / I. Cherepanska, E. Bezvesilna, A. Sazonov, A. Lavrishev // Technological Complexes. – 2015. – № 1/2 (12). – P. 38–45.
7. Cherepanska I. The procedure for determining the number of measurements in the normalization of random error of an information-measuring system with elements of artificial intelligence / Irina Cherepanska, Elena Bezvesilna, Artem Sazonov, Sergey Nechai, Tatiana Khylichenko // Eastern-European journal of enterprise technologies. – 2017. – № 5/9 (89). – R. 58–67.
8. Analiticheskij paket Deductor Professional : [rukovodstvo pol'zovatel'ja]. – BaseGroupLabs, 2002. – 184 s.

Рецензія/Peer review : 17.1.2019 р.

Надрукована/Printed : 16.2.2019 р.

Рецензент: д.т.н., проф. Полонський Л. Г.