

5. ІНФОРМАЦІЙНІ ТЕХНОЛОГІЇ ГАЛУЗІ

УДК 674.047:509.71

*Проф. Я.І. Соколовський, д-р техн. наук;
аспір. І.Д. Капран – НЛТУ України, м. Львів*

ЗАСТОСУВАННЯ НЕЙРОННИХ МЕРЕЖ ДЛЯ ІДЕНТИФІКАЦІЇ ПРОЦЕСУ СУШІННЯ ДЕРЕВИНИ

Запропоновано підхід щодо ідентифікації процесу сушіння деревини, який базується на використанні штучних нейронних мереж. Розроблено математичну модель та алгоритм методу навчання нейронних мереж для визначення вологості матеріалу з врахуванням допустимих значень збурюючих вхідних факторів.

Для підвищення ефективності процесів сушіння деревини можуть використовуватися інформаційно-керуючі системи, які представляються сукупністю технічних, програмно-алгоритмічних та організаційних засобів для автоматизації інформаційних процесів контролю технологічних режимів. Одним з етапів створення інформаційних систем є розроблення програмного забезпечення на основі використання таких підходів:

- використання різних інструментальних програмно-орієнтованих засобів, скерованих на створення систем автоматизації та керування технологічними процесами SCADA-системи (Supervisory Control and Data Acquisition System – система збирання даних та оперативного керування технологічними процесами);
- використання засобів, пов'язаних з CASE-технологіями (Computer Aided Software Engineering – автоматизоване проектування програмного забезпечення), CALS-засобів (Continuous Acquisition and Life Cycle Support – неперервна інформаційна підтримка миттєвого циклу продукту) і RAD-технологій (Rapid Application Development – методами швидкого розроблення додатків).

Необхідно зазначити, що процеси контролю та керування тепломасообмінними об'єктами характеризуються низкою особливостей, що потребують проведення досліджень, які дають змогу використовувати програмні продукти типових SCADA-систем або CALS-технологій. У цьому аспекті необхідно зазначити, що системи контролю та керування тепломасообмінними технологічними процесами базуються не тільки за критеріями, що забезпечують якість продукту і продуктивність процесу, але і враховують енергозощадження. Одночасне використання таких суперечливих один одному критеріїв істотно ускладнює як програмно-алгоритмічне, так і математичне забезпечення. Розв'язання задач контролю та керування процесами сушіння деревини можливе за наявності математичного опису основних фізико-механічних закономірностей тепломасоперенесення та деформування матеріалу. Враховуючи, що деревина належить до класу фізично нелінійних полімерів і характеризуються високою гідрофічністю, значною мінливістю структурних і фізико-

механічних властивостей, то в ідентифікації об'єктів керування процесами сушіння часто доводиться оперувати неповними даними у більшості випадків стохастичного характеру. Тому в цьому аспекті є використання евристичних підходів, зокрема методи теорії штучних нейронних мереж. Оскільки розроблення та вдосконалення систем контролю технологічних параметрів процесу сушіння деревини, тісно пов'язаних з визначенням вологості матеріалу у процесі сушіння, то у цьому аспекті важливим є розроблення віртуальних давачів вологості, які можна розглядати як поєднання логічного давача і драйвера (обчислювального модуля) [1]. Цей напрям досліджень активно розвивається останні 10-15 років [2-6]. Віртуальні давачі мають дворівневу структуру – на нижньому рівні здійснюється робота фізичних давачів, а на верхньому рівні за допомогою драйверів здійснюються налаштування на конкретні типи фізичних давачів. Безпосередньо сенсорні операції віртуальний давач може і не виконувати, а використовувати інформацію від інших віртуальних давачів.

Тому розроблення математичних моделей для оперативного отримання інформації про розподіл вологовмісту висушуваної деревини та створення віртуальних давачів вологовмісту матеріалу для вимірювання вологості безконтактним способом у режимі реального часу є важливою задачею для підвищення якості деревини у процесі сушіння та розроблення алгоритмів керування процесом сушіння не тільки деревини, але й інших капілярно-пористих матеріалів.

Для розв'язання цієї задачі у нашій роботі використовуються штучні нейронні мережі, як мережі із скінченим числом однотипних елементів – нейронів з різними типами зв'язків між ними. Нейрони у штучній нейронній мережі об'єднуються у шари, які пов'язані один з одним семантичними зв'язками. Якщо кожен нейрон попереднього шару пов'язаний з усіма нейронами наступного шару, то ШНМ називається повнозв'язаною. Число нейронів у шарах вибирається з необхідності забезпечення якісного розв'язання задачі, а число шарів нейронів обмежується залежно від зменшення тривалості розв'язання задачі. Кожний нейрон характеризується поточним станом (за аналогією з нервовими клітинами головного мозку [7]). Він характеризується групою сигналів – односкерованих вхідних зв'язків, з'єднаних з виходами інших нейронів, а також аксоном – вихідним зв'язком цього нейрона, за яким сигнал настає після сигналів наступних нейронів. Схему нейрона зображено на рис. 1.

Нелінійну функцію F називають активаційною. У нашому випадку активаційні функції нейронів мережі здійснюють сигмоїди [8]

$$f_j(W_j) = \frac{1}{1 + \exp(-\beta_j w_j - \theta_j)}, \quad (1)$$

де β_j, θ_j – параметри активаційної функції j -го нейрона.

Побудована з великого числа простих елементів нейронна мережа здатна розв'язувати складні задачі в умовах неповної визначеності та мінливості технологічної інформації. Фактично нейронна мережа являє собою "чорний ящик" з m входами та n виходами.

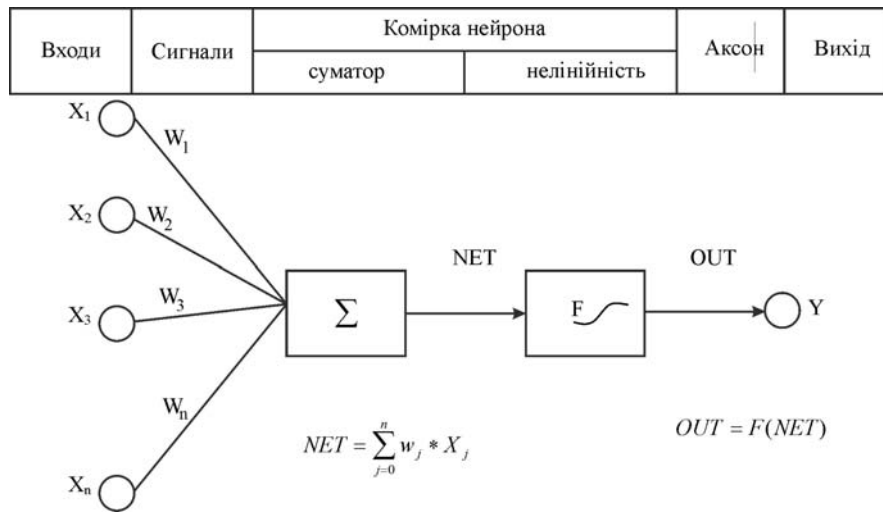


Рис. 1. Загальна схема штучного нейрона

Для побудови нейронної мережі щодо визначення вологовмісту деревини у процесі сушіння необхідно виконати такі етапи:

- Збирання експериментальних даних у вигляді значень компонентів векторів вихідних змінних $\bar{Y} = (y_1, \dots, y_n)$, керуючих дій $U = (U_1, \dots, U_m)$ та збурень $X = (X_1, \dots, X_k)$ на відповідних множинах значень. Масив нагромаджених значень має задовольняти низку вимог, зокрема, репрезентативності, достатності об'єму вибірки.
- Виділення із загального масиву даних двох вибірок – для навчання мережі та її тестування. На цьому етапі вихідні дані нормалізуються, тобто перетворюються до такого виду, у якому вони подаються на вхід мережі. Після цього діляться на дві частини: P_3 вибірку і тестуючу P_2 . Цей поділ може бути довільним. Нормування виконується, якщо на вхід мережі подати дані різних фізичних розмірностей. Наприклад, якщо на перший вхід нейронної мережі подаються дані початкового вологовмісту деревини, а на другий – її геометричні розміри. Зазначимо, якщо операція нормування відсутня, то значення на першому вході істотніше впливатимуть на вихідні параметри мережі, ніж значення на другому та наступних входах.
- Тип нейронної мережі обумовлюється постановкою задачі та наявності необхідних даних. Оскільки оцінка вимірених значень вологовмісту деревини міститься у вихідних даних і може бути виокремлена у процесі оброблення, то для побудови моделі визначення вологовмісту використовується багатошаровий перцептрон. Вибір топології для мережі обумовлює число шарів у мережі та нейронів у них, наявність обхідних з'єднань та передаваних активаційних функцій нейронів.
- Навчання нейронної мережі полягає у перегляді навчальної вибірки P_1 за різним порядком. У випадку наявності "вчителя" для навчання мережа багаторазово переглядає вибірку.
- Перевірка результатів навчання здійснюється після навчання нейронної мережі. У довільному порядку на входи мережі подаються дані, які входять у

вибірку P_2 . Якщо нейронна мережа задовольняє вимоги точності визначення вологовмісту матеріалу в лісосушильній камері, то отримана модель є адекватною.

Побудуємо аналітичну модель для визначення вологості деревини у процесі сушіння. Структурну схему моделі зображено на рис. 2.

Вхідний шар ШНМ Проміжний шар ШНМ Вихідний шар ШНМ

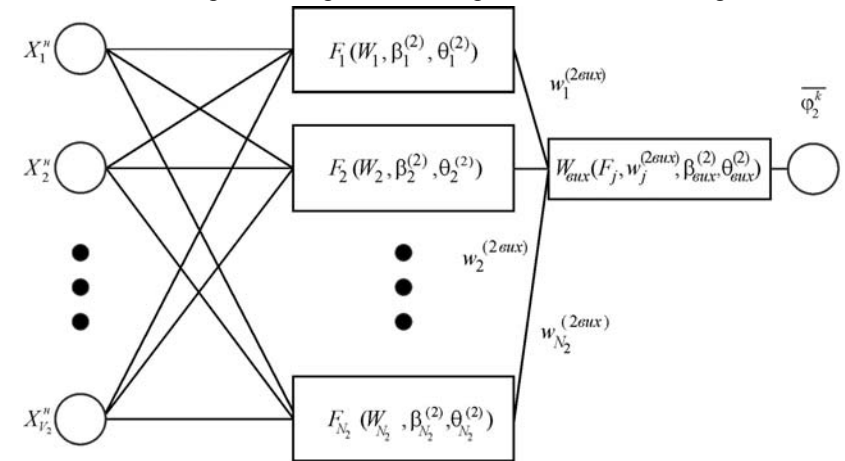


Рис. 2. Схема моделі визначення вологості

Для цього вимірюються значення вхідних даних

$$U = (U_1, U_2, U_3, U_4),$$

де: U_1 – температура пари у калорифері, $^{\circ}\text{C}$; U_2 – кількість пари, яка подається; U_3 – швидкість циркуляції сушильного агента; U_4 – витрата повітря.

Аналогічно враховуються збурюючі фактори $X = (X_1, X_2)$, де X_1 – температура зовнішнього середовища, X_2 – температура повітря, що подається у камеру. Нормалізація компонентів U та X здійснюється за формулою

$$X_i^H = X_i * k_1 + k_2, \quad i = 1, N, \quad (2)$$

де: N – загальне число входів нейронної мережі; i – номер входу; X_i^H , X_i – нормоване і ненормоване значення i -го входу нейронної мережі; k_1, k_2 – амплітудний та офсетний коефіцієнти нормалізації.

Нормалізовані значення X_i^H подаються на відповідні входи нейронної мережі та множаться на вагові коефіцієнти $w_{i,j}$. Тоді отримаємо

$$W_j = \sum_{i=1}^N X_i^H w_{i,j}, \quad i = \overline{1, N_1}, \quad (3)$$

де N_1 – кількість нейронів проміжного шару.

Значення виходу j -го проміжного шару визначається:

$$F_j = f_j(W_j), \quad (4)$$

де $f_j(W_j)$ описується (1). Зважена сума значень виходів проміжного шару описується залежністю:

$$W_{out} = \sum_{j=1}^{N_1} f_j w_{j*out}, \quad (5)$$

де w_{j*out} – вагові коефіцієнти j -го входу вихідного нейрона.

Тепер можна здійснити розрахунок значень вихідних параметрів нейронної мережі $Y = (y_1, y_2, y_3)$, де y_1 – вологовміст агента сушіння; y_2 – вологовміст штабеля деревини; y_3 – температура штабеля деревини.

Зокрема отриману аналітичну модель визначення вологовмісту деревини можна записати у вигляді (6):

$$y_2 = \left(1 + \exp \left(-\beta_{out} \left(\sum_{j=1}^{N_2} w_{j*out} \left(1 + \exp \left(-\beta_j (w_{1j} * y_1 + w_{2j} y_2 + w_{3j} y_3 + w_{4j} u_n + w_{5j} x_1 + w_{6j} x_2) \theta_j \right) \right)^{-1} - \theta_{out} \right) \right) \right)^{-1},$$

де $\beta_j, w_{k,j} (k=1,6), \theta_j, \theta_{out}$ – параметри моделі. Деякі їх значення наведено у табл. 1-3.

Табл. 1. Коефіцієнти нормалізації

Номер входу	$K_{амп}^{in}$	$K_{оф}^{in}$
1	8.999999612569809e-02	-6.250000000000000e+00
2	2.249999940395355e-01	-4.900000095367432e+00
3	5.999999865889549e-02	-3.549999952316284e+00
4	1.500000238418579e+00	-4.750000953674316e+00
5	2.735562808811665e-02	-1.859422922134399e+00
6	1.999999769032002e-02	-7.759999036788940e-01
7	2.702702395617962e-02	-1.790540337562561e+00
8	8.999999761581421e-01	5.000000074505806e-02
9	8.999999612569809e-03	5.000000074505806e-02
10	1.285714283585548e-02	-3.357142806053162e-01

Табл. 2. Вагові коефіцієнти $w_{i,j}$ зв'язків i -го входу з j -м нейроном

i	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
1	-0,35	-0,30	-0,25	0,74	0,93	1,37	0,02	1,39	0,60	0,68
2	-0,21	0,10	0,10	-0,34	-0,80	-0,86	-0,61	-1,03	0,05	-0,14
3	-0,33	0,32	-0,50	0,16	-0,56	-0,46	-0,41	-0,06	-0,05	-0,08
4	0,02	-0,11	-0,10	-0,56	-0,87	-1,40	-0,21	-0,55	-0,02	-0,37
5	0,45	0,38	-0,50	-0,34	-0,04	-0,30	-0,32	-0,38	-0,16	0,14
6	0,23	-0,17	0,24	-0,24	-1,58	-1,51	0,15	-0,88	-0,48	-0,41
7	0,45	0,10	0,02	0,53	0,48	-0,04	0,16	-0,08	0,01	0,26
8	0,35	-0,01	0,22	-0,01	-0,82	-1,10	-0,23	-0,64	-0,52	-0,20
9	0,26	0,21	0,38	-0,45	-1,12	-1,19	-0,42	-0,89	-0,45	-0,24

Табл. 3. Вагові коефіцієнти w_{j*out} зв'язків j -го нейрона з вихідним нейроном

	1	2	3	4	5	6	7	8	9
	-1,26	0,73	0,18	0,92	0,14	1,14	-0,20	0,66	0,83

У задачах керування процесом сушіння деревини поширені непрямі системи, в яких паралельно до об'єктів керування вбудовується модель-нейронна мережа, параметри (симантичні ваги) якої неперервно налаштовуються у процесі функціонування процесу та є тими вхідними даними, на основі яких будується керування. Тому якість синтезованого керування проце-

сом сушіння визначається точністю налаштування моделі, тому на перший план виходить проблема навчання штучних нейронних мереж із врахуванням швидкодії.

Натепер існує значна кількість алгоритмів навчання штучних нейронних мереж. Розглядається алгоритм навчання ШНМ оберненого поширення [8]. Мережі такого типу характеризуються наявністю обернених зв'язків як між нейронами різних шарів, так і між нейронами одного шару. Тому алгоритм навчання таких мереж допускає поширення похибки від вихідного шару до вхідного та реалізує градієнтний метод мінімізації функціоналу похибок. У загальному випадку задача навчання ШНМ полягає у знаходженні деякої функціональної залежності $Y=F(U)$ за наявними експериментальними даними векторів $\bar{Y}$ та $\bar{U}$. Зазвичай, обмеженість вхідних даних зумовлює неоднозначність визначення залежності $Y=F(U)$. Тому для реалізації алгоритму навчання використано задачу мінімізації цільової функції похибки нейронних мереж

$$E(\omega) = \frac{1}{2} \sum_{jp} (F_{jp} - D_{jp})^2, \quad (7)$$

де F_{jp} – реальний вихідний стан j -го нейрона вихідного шару під час входження у ШНМ p -го навчального образу; D_{jp} – бажаний стан цього нейрона.

Розглянемо повний алгоритм навчання нейромережі

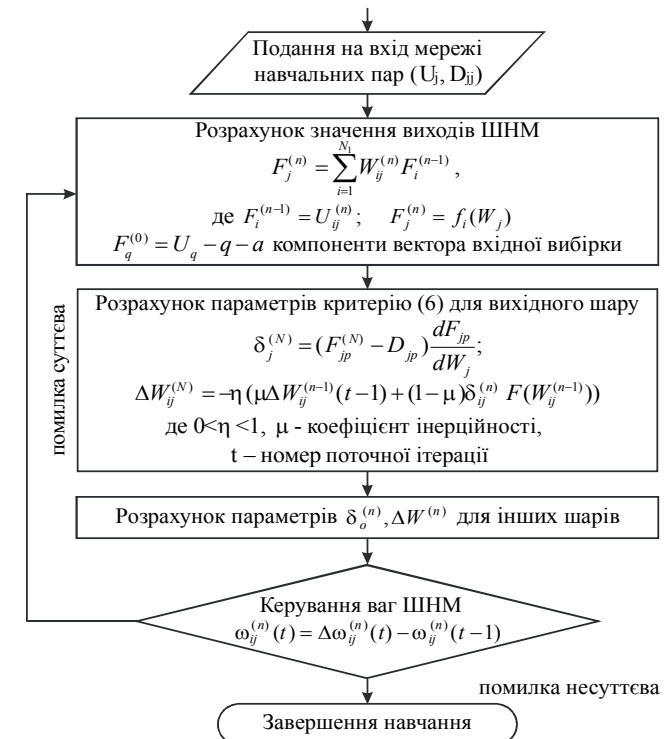


Рис. 3. Блок-схема алгоритму навчання ШНМ

Як тестовий приклад використано модель тепломасообмінних процесів у висушуванні деревини [9]. Використано вхідні дані, що наведені у роботі [9]. На основі дослідних даних побудоване навчання вибірки та проведено процес навчання ШНМ. Навчання проводилось у межах 10 тис. ітерацій (кроків алгоритму). Експериментальні дані зіставлялися з розрахунковими значеннями і з отриманими значеннями за допомогою ШНМ. Результати наведені на рис. 4. Загалом результати досліджень підтверджують адекватність запропонованого підходу ідентифікації нестационарних полів вологовмісту пиломатеріалів у процесі сушіння.

Запропонований підхід, що базується на використанні штучних нейронних мереж, дає можливість як функції мети (виходів системи) визначати і входи системи. Це дає змогу прогнозувати невідомі параметри з використанням ітераційних процедур визначення міри довіри у випадку недостатньої інформації про вхідні та вихідні дані. Також важливим є те, що вектори вхідних і вихідних сигналів можуть містити компоненти, виражені логічними функціями або текстовими даними, які можуть виражати суб'єктивні оцінки об'єкта досліджень.

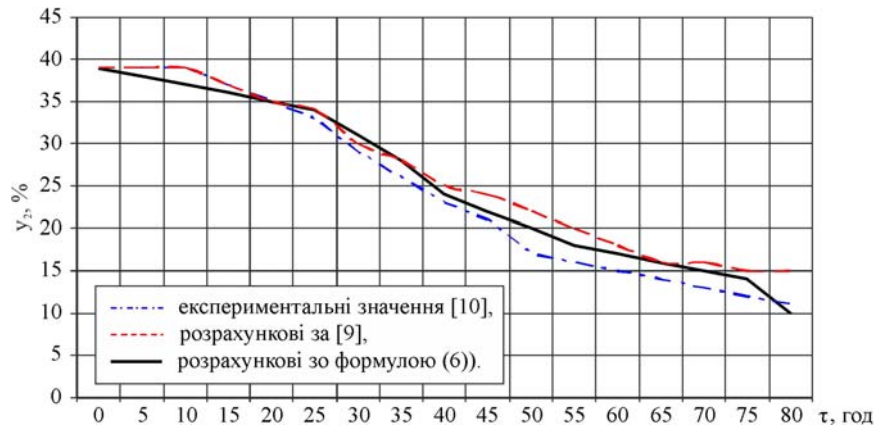


Рис. 4. Залежності зміни вологості u_2 у часі τ (..... експериментальні значення [10], ... розрахункові за [9], — розрахункові за формулою (6))

Література

1. Круглов В.В. Нечетная логика и искусственные нейронные сети / В.В. Круглов, М.И. Дли. – М.: Изд-во "Физ-мат. лит.", 2009. – 224 с.
2. Chen C.R. Prediction of quality changes during osmo-convective drying of blueberries using neural network models for process optimization / C.R. Chen, H.S. Ramaswamy and I. Alli // Drying Technology. – 2001. – Vol. 19, No. 3-4. – Pp. 507-523.
3. Wu H.W. Prediction of timber kiln drying rates by neural networks / H.W. Wu and S. Avramidis // Drying Technology. – 2006. – Vol. 24, No. 12. – Pp. 1541-1545.
4. Cao J. Variation law of anatomical shape characteristic during wood across-compression based on neural network recognition / J. Cao and D.Y. Zhang // Proceedings of the Second International Symposium on Instrumentation Science and Technology. – 2002. – Vol. 3. – Pp. 857-861.
5. Zhang D.Y. Modelling of temperature-humidity for wood drying based on time-delay neural network / D.Y. Zhang, Y.Q. Liu and J. Cao // Journal of Forestry Research. – 2006. – Vol. 17, No. 2. – Pp. 141-144.

6. Otto P. Adaptive controller for nonlinear dynamic non-stationary stochastic plant based on real time neo-fuzzy-model / P. Otto, Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, J. Sokolowsky, O. Petryanych // Proc. 48. Int. Wiss. Koll. Tagungsband. – TU Ilmenau (Thuer), 2003. – S. 255-260.

7. Bodyanskiy Ye. Adaptive intelligent controller for nonlinear dynamic non-stationary stochastic plant based on real time neo-fuzzy-model / Ye. Bodyanskiy, O. Vynokurova, J. Sokolowsky, O. Petryanych // Proc. 3rd Int. Conf. on Inductive Modelling. – May 16-22. – 2010. – Yevpatoriya. – Pp. 92-99.

8. Руденко О.Г. Искусственные нейронные сети / О.Г. Руденко, С.В. Бодянский. – Харьков: Изд-во СМИТ, 2006. – 406 с.

9. Соколовський Я.І. Моделювання нелінійних тепломасообмінних процесів у висушуванні деревини методом скінченного елемента / Я.І. Соколовський, А.В. Бакалець // Вісник Національного університету "Львівська політехніка". – Сер.: Економіка. – Львів: Вид-во НУ "Львівська політехніка. – 2005. – № 543. – С. 58-63.

10. Шубин Г.С. Сушка и тепловая обработка древесины / Г.С. Шубин. – М.: Изд-во "Лесн. пром-сть". – 1990. – 236 с.

Соколовський Я.І., Капран І.Д. Применение нейронных сетей для идентификации процесса сушки древесины

Предложен подход относительно идентификации процесса сушки древесины, который базируется на использовании искусственных нейронных сетей. Разработана математическая модель и алгоритм метода учебы нейронных сетей для определения влажности материала с учетом допустимых значений входных факторов.

Sokolovskiy I.I., Kapran I.D. Application of neuron networks for authentication of process of drying of wood

In-process offered approach in relation to authentication of process of drying of wood, which is based on used artificial neuron networks. A mathematical model and algorithm of method of studies of neuron networks is developed for determination of humidity of material taking into account the legitimate values of revolving entrance factors.

УДК 330.567.2/4:[581.526.42:504] Аспір. Т.Б. Бас¹ – НЛТУ України, м. Львів

АНАЛІЗ УПОДОБАНЬ СТЕЙКХОЛДЕРІВ ЩОДО ПОСЛУГ ЛІСОВИХ ЕКОСИСТЕМ З ВИКОРИСТАННЯМ НЕПАРАМЕТРИЧНОГО СТАТИСТИЧНОГО АПАРАТУ

Досліджено уподобання стейкхолдерів щодо послуг лісових екосистем (ПЛЕ), опрацьовано отриману інформацію за допомогою непараметричного статистичного апарату. Доведено статистичну значущість відмінностей в уподобаннях різних соціальних груп (стейкхолдерів) щодо ПЛЕ із використанням тестової статистики Фрідмана.

Ключові слова: послуги лісових екосистем, непараметрична статистика, тест Фрідмана.

Вступ. Рациональне споживання природних ресурсів, зокрема і ПЛЕ, потребує знань стосовно цінності і вартості цих ресурсів. Існує багато методів для визначення грошової оцінки природних благ як на реальних, так і на гіпотетичних ринках [1, 2, 8, 13,16], але часто грошова оцінка є неадекватною для визначення цінності ресурсу, оскільки не може відобразити його справжньої важливості, вартості. Мова йде про товари і послуги, які продаються на ринку, проте для багатьох природних благ ринку не існує взагалі. Із ПЛЕ ситуація складається так, що багато з них ринком регулятивні неефек-

¹ Наук. керівник: доц. Л.Д. Загвойська, канд. екон. наук