

**МАШИННЕ НАВЧАННЯ В УПРАВЛІННІ ВИРОБНИЦТВОМ
ЕНТОМОФАГІВ**

І. С. Чернова, кандидат технічних наук

Інженерно-технологічний інститут «Біотехніка» НААН України

E-mail: bioischernova@ukr.net

В. П. Лисенко, доктор технічних наук, професор

Національний університет біоресурсів і природокористування України

E-mail: lysenko@nubip.edu.ua

Анотація. *Статтю присвячено питанню створення багатошарової нейронної мережі прямого поширення сигналу для інтелектуальної підтримки прийняття рішень щодо якості ентомологічної продукції у виробництві ентомофагів. Означено актуальність обраного напрямку дослідження.*

Метою дослідження було розроблення нейронної мережі для вирішення завдання класифікації якості ентомологічної продукції у виробництві ентомофагів.

*Об'єктом дослідження був процес класифікації показників якості млинової вогнівки (*Ephestia kuehniella*) у виробництві ентомофага бракон (*Habrobracon hebetor*).*

Методи дослідження – нейромережесвий та евристичний підходи, комп'ютерне моделювання.

*Розроблено тришарову нейронну мережу прямого поширення сигналу, що класифікує якість млинової вогнівки (*Ephestia kuehniella*) у виробництві ентомофага бракон (*Habrobracon hebetor*). Параметрами вхідного шару є показники якості млинової вогнівки – маса гусениць старшого віку, параметрами вихідного шару – клас якості. Кількість нейронів прихованого шару розраховано евристичним шляхом. Для уникнення перенавчання мережі сформовано навчальну, контрольну і тестову вибірки. Навчання мережі проведено із використанням програмного пакету Artificial Neural Network Scilab за алгоритмом Левенберга-Марквардта. Середня похибка апроксимації результатів навчання становила (0,07-0,08) %, що свідчить про високу точність класифікації.*

Результати дослідження дозволяють зменшити вплив людського фактору у процесах прийняття рішень при виробництві ентомофагів, структурувати дані про якість продукції.

Ключові слова: *нейронна мережа, виробництво ентомофагів, класифікація, якість, ентомологічна продукція, алгоритм*

Актуальність. *У виробництві ентомологічної продукції гарантованої якості для біологічного захисту рослин присутні масиви даних, обробка яких потребує*

зменшення долі ручної праці. Машинне навчання забезпечує часткову або повну автоматизацію вирішення складних професійних завдань у різних галузях людської діяльності [1]. Одним з методів машинного навчання є застосування штучних нейронних мереж, що виконують імітацію роботи головного мозку людини.

Нині штучні нейронні мережі широко використовуються у різних галузях, зокрема, для прогнозування трафіку корпоративної мережі [2], прогнозу розвитку аграрного сектору економіки [3], у медицині для прогнозування діабету [4], класифікації захворювань серцевої аритмії [5], оптимізації режимів керування енергетичними потоками в спорудах захищеного ґрунту [6], апроксимації залежності якості виробництва ентомофага бракон від параметрів техноценозу із використанням гібридної мережі на основі нейро-нечіткого висновку ANFIS (Adaptive Network-Based Fuzzy Inference System) [7], визначення віку хижих комах [8], прогнозування концентрації озону [9], автоматизованого аналізу даних атомно-силової спектроскопії [10] та ін.

Аналіз останніх досліджень та публікацій. Штучна нейронна мережа (ШНМ, або Artificial Neural Network (ANN)) - математична модель та її апаратно-програмна реалізація біологічних нейронних мереж живого організму [10]. Особливостями нейронних мереж є їх здатність до навчання та класифікації сигналів, відсутніх у процесі тренування [11, 12].

Нейронні мережі успішно використовуються для моделювання складних нелінійних систем, вони можуть апроксимувати майже будь-яку функцію [2]. Для апроксимації функції традиційно застосовують багатошарові нейронні мережі з прямим зв'язком або прямого поширення (Feed-Forward) (інформація протікає прямо через модель), які також називають багатошаровими персептронами (MLP, multi-layer perceptrons), з нелінійною функцією активації, що навчаються шляхом використання алгоритму зворотного поширення помилки (Backpropagation) [1, 6, 11, 13]. Цей алгоритм застосовується для навчання більшості багатошарових нейронних мереж прямого поширення [11].

Створено багато різновидів даного алгоритму, які спрямовані на пришвидшення навчання мережі та уникнення локальних мінімумів [11]. Так,

відомо, що алгоритм Левенберга-Марквардта є найбільш широко використовуваним алгоритмом оптимізації, забезпечує рішення нелінійних задач мінімізації методом найменших квадратів [2], дає найкращу ефективність порівняно з будь-яким іншим алгоритмом зворотного поширення [4], є швидким алгоритмом збіжності [13, 14], забезпечує мінімальну похибку при навчанні нейронної мережі [15].

Слід зазначити, що алгоритм Левенберга-Марквардта має такі особливості, як: використовується виключно для мінімізації середньоквадратичної помилки, у той же час його переваги нівелюються при застосуванні для нейромереж великої розмірності [16].

Мета дослідження – розроблення нейронної мережі для вирішення завдання класифікації якості ентомологічної продукції у виробництві ентомофагів.

Матеріали і методи дослідження. Об'єктом дослідження був процес класифікації показників якості млинової вогнівки (*Ephestia kuehniella*) у виробництві ентомофага бракон (*Habrobracon hebetor*). Методи дослідження - нейромережевий та евристичний підходи, комп'ютерне моделювання.

За результатами аналізу результатів досліджень [6, 9, 12-19] розроблено тришарову нейронну мережу прямого поширення сигналу, що класифікує якість ентомологічної продукції; проведено навчання мережі та здійснено перевірку результатів навчання на контрольній і тестовій вибірках, виконано перевірку функціонування мережі в умовах екстраполяції навчальної вибірки, розраховано середню похибку апроксимації результатів навчання.

Результати досліджень та їх обговорення. Для класифікації якості млинової вогнівки (*Ephestia kuehniella*) у виробництві ентомофага бракон (*Habrobracon hebetor*) розроблено нейронну мережу прямого поширення сигналу, структура якої складається з: 7 нейронів вхідного шару, 14 нейронів прихованого та 7 нейронів вихідного шарів (рис. 1).

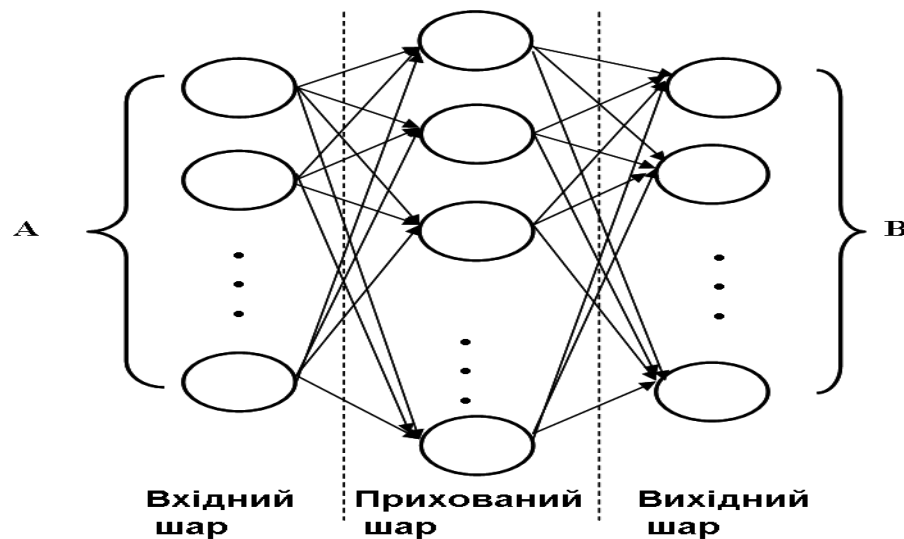


Рис. 1. Структура нейронної мережі

Параметрами вхідного шару є показники якості млинової вогнівки, комахи-хазяїна ентомофага бракон, – маса гусениць старшого віку, параметрами вихідного шару – клас якості (0 для некондиційної продукції, маси гусениць менше 22 мг; 1 – для якісної продукції у відповідності з нормативною документацією [18]). Кількість нейронів прихованого шару (14) розраховано евристичним шляхом (за сумарною кількістю параметрів вхідного та вихідного шарів). Функцією активації обрано логістичну. Навчання мережі здійснювалось шляхом використання алгоритму Левенберга-Марквардта. Для уникнення перенавчання мережі сформовано навчальну, контрольну і тестову вибірки.

Комп'ютерне моделювання виконано у програмному пакеті ANN Scilab:

```
A=[18 19 21 21.9 22 27 30];
```

```
B=[0 0 0 0 1 1 1];
```

```
N=[1 14 1];
```

```
af=['ann_logsig_activ'];
```

```
lr=0.05;
```

```
C=ann_FFBP_lm(A,B,[1 14 1]);
```

```
F=ann_FFBP_run(A,C);
```

Вектор А уявляє собою навчальну вибірку, сформовану за результатами експериментальних досліджень [19], яка містить значення показників якості

млинової вогнівки - масу гусениць старшого віку. Вектор В – наданий клас якості млинової вогнівки за показниками навчальної вибірки у відповідності з нормативною документацією [18].

Навчання мережі завершилось за 86 епох зі середньоквадратичною помилкою 0,000004 (Epoch 86 / 1000 MSE: 0.000004) (рис. 2).

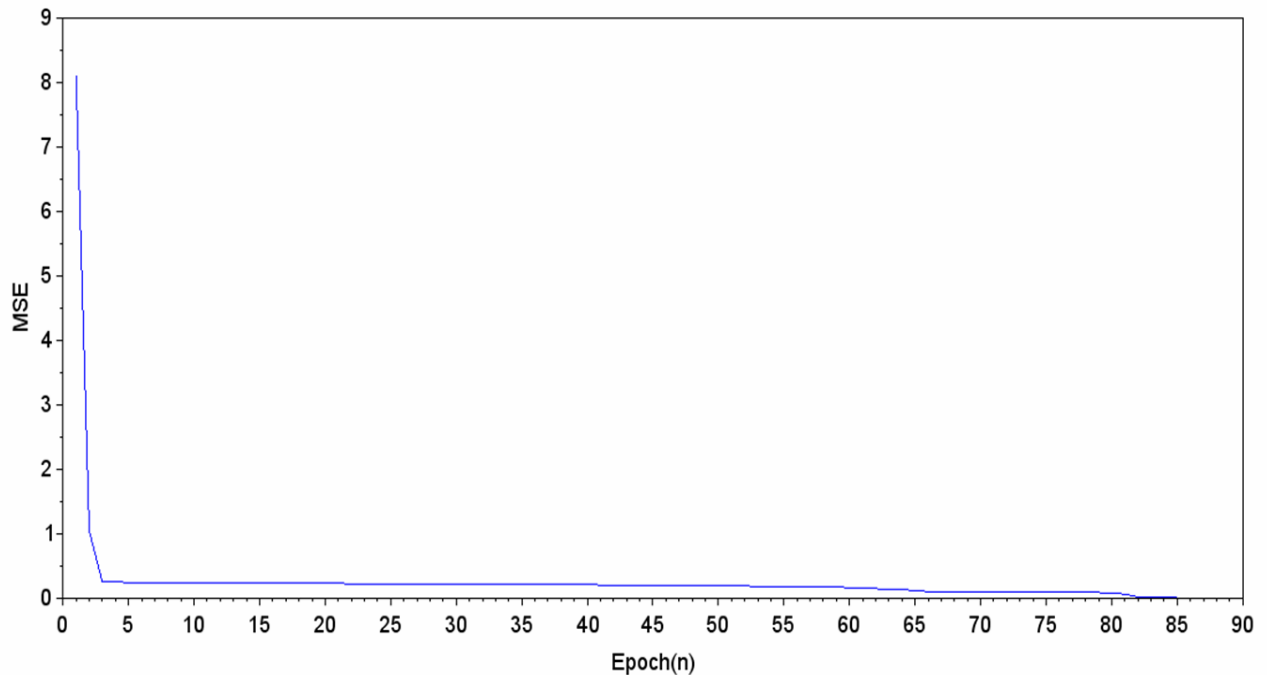


Рис. 2. Результат навчання нейронної мережі у ANN

Результат навчання за контрольною вибіркою:

```
--> f=ann_FFBP_run([18.5 19.7 21.5 22.5 24 26 29],C);round([f])
```

ans =

0. 0. 0. 1. 1. 1. 1.

Результат навчання за тестовою вибіркою:

```
--> f=ann_FFBP_run([18.9 20.96 21.16 21.34 22.26 25.7 29.6],C);round([f])
```

ans =

0. 0. 0. 0. 1. 1. 1.

Результат екстраполяції навчальної вибірки:

```
-->f=ann_FFBP_run([14.5 31.5 33.7 34],C);round([f])
```

ans =

0. 1. 1. 1.

Середня похибка апроксимації результатів навчання - (0,07-0,08) %, що свідчить про високу точність класифікації.

Висновки і перспективи. Даний підхід може бути застосовано у системі автоматизованого контролю якості ентомологічної продукції, що дозволяє підвищити ефективність управління складним біотехнічним виробництвом за рахунок прогнозування з високою точністю якості продукції в умовах невизначеності.

Результати досліджень можуть бути використані при класифікації проблем (за ступенем складності, ризиком виникнення), процесів (за рівнем технологічної керованості) виробництва ентомофагів, що дозволить зменшити ризик отримання некондиційної ентомологічної продукції, підвищити рівень автоматизації процесів підтримки прийняття рішень для біологічного захисту рослин.

Список використаних джерел

1. Олещенко Л. М. Машинне навчання. Комп'ютерний практикум. Київ КПІ ім. Ігоря Сікорського. 2022. 92 с.
2. Козак Є. Б. Прогнозування трафіку корпоративної мережі із застосуванням штучних нейронних мереж. Науковий журнал "Комп'ютерно-інтегровані технології: освіта, наука, виробництво" Луцьк, 2022. Вип. 47. С. 98-104. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-47-15>
3. Кернасюк Ю. В. Прогноз розвитку аграрного сектору економіки з використанням штучних нейронних мереж. Вісник аграрної науки. 2019. № 6. С. 75-81. <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk201906-11>
4. Sapna S., Tamilarasi A., Kumar M. Pravin. Backpropagation Learning Algorithm Based on Levenberg Marquardt Algorithm. Computer Science & Information Technology CS & IT-CSCP 2012. P. 393-398. <https://doi.org/10.5121/csit.2012.2438>
5. Malay Mitra, R.K. Samanta. Cardiac Arrhythmia Classification Using Neural Networks with Selected Features. Procedia Technology. 2013. Vol. 10. P. 76-84. <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.339>
6. Лисенко В. П., Якименко І. Ю., Дудник А. О. Оптимізація режимів керування енергетичними потоками в спорудах захищеного ґрунту з використанням нейронечіткого прогнозування. Вісник Харківського національного технічного університету сільського господарства імені Петра Василенка. 2019. Вип. 203. С. 102-103.
7. Лисенко В. П., Чернова І. С. До питання керування виробництвом ентомофагів. Енергетика та автоматика. 2017. № 3 (33). С. 15–24.
8. Daiane das Graças Carmo, Elizeu de Sá Farias, Thiago Leandro Costa, Elenir Aparecida Queiroz, Moysés Nascimento, Marcelo Coutinho Picanço. Instar Determination of *Blaptostethus pallescens* (Hemiptera: Anthocoridae) Using Artificial Neural

Networks. Annals of the Entomological Society of America. 2020. Vol. 113. Iss. 1. P. 50–54. <https://doi.org/10.1093/aesa/saz059>

9. Gavrila C. Ozone Concentration Prediction using Artificial Neural Networks. Revista de Chimie. 2017. 68(10). P. 2224-2227. <https://doi.org/10.37358/RC.17.10.5860>

10. Литвин О. С., Литвин П. М. Рекурсивні нейронні мережі для автоматизованого аналізу даних атомно-силової спектроскопії. Теоретичні та практичні аспекти використання математичних методів та інформаційних технологій в освіті й науці: колективна монографія. Київський університет імені Бориса Грінченка. Київ, 2021. С. 294-322.

11. Адаменко В. О., Мірських Г. О. Штучні нейронні мережі в задачах реалізації матеріальних об'єктів. Частина 2. Особливості проектування та застосування. Вісник Національного технічного університету України "КПІ". 2012. № 48. С. 213-221.

12. Бренич Я. В., Тимошук П. В. Нейромережеві методи розв'язання задачі класифікації. Науковий вісник НЛТУ України. 2012. Вип. 22.13. С. 343-349.

13. <https://www.scilab.org/machine-learning-neural-network-classification-tutorial>

14. Мазурок Т. Л. Інтелектуальна технологія синергетичного управління. Розвиток транспорту. 2017. № 1(1). С. 78-89. <https://doi.org/10.33082/td.2017.1-1.08>

15. Розен В. П., Калінчик В. П., Мейта О. В., Скосирев В. Г. Факторний аналіз електроспоживання складових дробильно-помольного комплексу. Вісник КрНУ імені Михайла Остроградського. 2015. Вип. 6(1) (95). С.16-21.

16. Махотило К. В., Вороненко Д. И. Модификация алгоритма Левенберга-Марквардта для повышения точности прогностических моделей связанного потребления энергоресурсов в быту. Вестник Национального технического университета Харьковский политехнический институт. Серия: Информатика и моделирование. 2005. № 56. С. 83-90.

17. <https://www.scilab.org/artificial-neural-network-tutorial>

18. Масове розведення ентомофага бракона. Тимчасовий технологічний регламент ТТР00495929-021:2013. ІТІ «Біотехніка» НААН. Одеса. 2013. 51 с.

19. Чернова И. С. Экспериментальная модель качества мельничной огневки при разведении энтомофага бракон. Матеріали Міжнародної науково-практичної конференції, Одеса, 2016. С. 264–269.

References

1. Oleshchenko, L. M. (2022). Mashynne navchannia. Kompiuternyi praktykum [Machine learning. Computer practical]. Kyiv KPI imeni Ihoria Sikorskoho, 92.

2. Kozak, Ye. B. (2022). Prohnozuvannia trafiku korporativnoi merezhi iz zastosuvanniam shtuchnykh neironnykh merezh [Prediction of corporate network traffic using artificial neural networks]. Naukovyi zhurnal "Kompiuterno-intehrovani tekhnolohii: osvita, nauka, vyrobnytstvo" Lutsk, 47, 98-104. <https://doi.org/10.36910/6775-2524-0560-2022-47-15>

3. Kernasiuk, Yu. V. (2019). Prohnoz rozvytku aharnoho sektoru ekonomiky z vykorystanniam shtuchnykh neironnykh merezh [Forecast of the development of the agricultural sector of the economy using artificial neural networks]. Visnyk aharnoi nauky, 6, 75-81. <https://doi.org/10.31073/agrovisnyk201906-11>

4. Sapna S., Tamilarasi A., Kumar M. Pravin (2012). Backpropagation Learning Algorithm Based on Levenberg Marquardt Algorithm. Computer Science & Information Technology CS & IT-CSCP, 393-398. <https://doi.org/10.5121/csit.2012.2438>
5. Malay Mitra, R.K. Samanta (2013). Cardiac Arrhythmia Classification Using Neural Networks with Selected Features, Procedia Technology, 10, 76-84. <https://doi.org/10.1016/j.protcy.2013.12.339>
6. Lysenko, V. P., Yakymenko, I. Yu., Dudnyk, A. O. (2019). Optymizatsiia rezhymiv keruvannia enerhetychnymy potokamy v sporudakh zakhyshchenoho gruntu z vykorystanniam neironechitkoho prohnouzuvannia [Optimization of energy flow management modes in protected soil structures using neurofuzzy forecasting]. Visnyk Kharkivskoho natsionalnoho tekhnichnoho universytetu silskoho hospodarstva imeni Petra Vasylenka, 203, 102 -103.
7. Lysenko, V. P., Chernova, I. S. (2017). Do pyttannia keruvannia vyrobnytstvom entomofahiv [To the issue of managing the production of entomophages]. Enerhetyka ta avtomatyka, 3 (33), 15–24.
8. Daiane das Graças Carmo, Elizeu de Sá Farias, Thiago Leandro Costa, Elenir Aparecida Queiroz, Moysés Nascimento, Marcelo Coutinho Picanço. (2020). Instar Determination of *Blaptostethus pallescens* (Hemiptera: Anthocoridae) Using Artificial Neural Networks, Annals of the Entomological Society of America, 113, 1, 50–54. <https://doi.org/10.1093/aesa/saz059>
9. Gavrila, C. Ozone Concentration Prediction using Artificial Neural Networks. (2017). Revista de Chimie, 68, 10, 2224-2227. <https://doi.org/10.37358/RC.17.10.5860>
10. Lytvyn, O. S., Lytvyn, P. M. (2021). Rekursyvni neironni merezhi dlia avtomatyzovanoho analizu danykh atomno-sylovoi spektroskopii. Teoretychni ta praktychni aspekty vykorystannia matematychnykh metodiv ta informatsiinykh tekhnolohii v osviti y nautsi: kolektyvna monohrafiia [Recursive neural networks for automated analysis of atomic force spectroscopy data. Theoretical and practical aspects of the use of mathematical methods and information technologies in education and science: collective monograph]. Kyivskyi universytet imeni Borysa Hrinchenka. Kyiv, 294-322.
11. Adamenko, V. O., Mirskykh, H. O. (2012). Shtuchni neironni merezhi v zadachakh realizatsii materialnykh obiektiv. Chastyna 2. Osoblyvosti proektuvannia ta zastosuvannia [Artificial neural networks in the tasks of realization of material objects. Part 2. Features of design and application]. Visnyk Natsionalnoho tekhnichnoho universytetu Ukrainy "KPI", 48, 213-221.
12. Brenych, Ya. V., Tymoshchuk, P. V. (2012). Neiromerezhevi metody rozv'iazannia zadachi klasyfikatsii [Neural network methods for solving the classification problem]. Naukovyi visnyk NLTU Ukrainy, 22.13, 343-349.
13. <https://www.scilab.org/machine-learning-neural-network-classification-tutorial>
14. Mazurok, T. L. (2017). Intelktualna tekhnolohiia synerhetychnoho upravlinnia [Intelligent technology of synergistic management]. Rozvytok transportu, 1(1), 78-89. <https://doi.org/10.33082/td.2017.1-1.08>
15. Rozen, V. P., Kalinchyk, V. P., Meita, O. V., Skosyrev, V. H. (2015). Faktorny analiz elektrozpozhyvannia skladovykh drobylno-pomolnoho kompleksu [Factor analysis of electricity consumption of the components of the crushing and grinding complex]. Visnyk KrNU imeni Mykhaila Ostrohradskoho, 6, 1, 95, 16-21.

16. Mahotilo, K. V., Voronenko, D. I. (2005). Modifikaciya algoritma Levenberga-Markvardta dlya povysheniya tochnosti prognosticheskikh modelej svyaznogo potrebleniya energoresursov v bytu [Modification of the Levenberg-Marquardt algorithm to improve the accuracy of predictive models of connected consumption of energy resources in everyday life]. Vestnik Nacionalnogo tehničeskogo universiteta Harkovskij politehničeskij institut. Seriya: Informatika i modelirovanie, 56, 83-90.

17. <https://www.scilab.org/artificial-neural-network-tutorial>

18. Masove rozvedennia entomofaha brakona (2013). Tymchasovyi tekhnolohichnyi rehlament TTR00495929-021:2013 [Mass breeding of the entomophage Bracon. Temporary technological regulation TTR00495929-021:2013]. ITI «Biotekhnika» NAAN. Odesa, 51.

19. Chernova, I. S. (2016). Eksperimentalnaya model kachestva melnichnoj ognevki pri razvedenii entomofaga brakon [An experimental model of the quality of the mill moth when breeding the entomophage Bracon]. Materialy Mizhnarodnoi naukovo-praktychnoi konferentsii, Odesa, 264–269.

Machine learning in managing the production of entomophages

I. Chernova, V. Lysenko

Abstract. *The article is devoted to the issue of creating a multilayer neural network of direct signal propagation for intelligent decision support on the quality of entomological products in the production of entomophages. The relevance of the chosen direction of research is determined.*

The purpose of the study was to develop a neural network to solve the problem of classifying the quality of entomological products in the production of entomophages.

*The object of the study was the process of classifying the quality indicators of the *Ephestia kuehniella* in the production of the entomophages *Habrobracon hebetor*.*

Research methods – neural network and heuristic approaches, computer modeling.

*A three-layer forward signal propagation neural network was developed, which classifies the quality of *Ephestia kuehniella* in the production of the entomophage *Habrobracon hebetor*. The parameters of the input layer are the indicators of the quality of the *Ephestia kuehniella* - the mass of caterpillars of an older age, the parameters of the output layer - the quality class. The number of hidden layer neurons is calculated heuristically. To avoid retraining the network, training, control and test samples were formed. The network was trained using the Artificial Neural Network Scilab software package using the Levenberg-Marquardt algorithm. The average error of approximation of the learning results was (0.07-0.08) %, which indicates high classification accuracy.*

Research results make it possible to reduce the influence of the human factor in decision-making processes in the production of entomophages, to structure data on product quality.

Key words: *neural network, production of entomophages, classification, quality, entomological products, algorithm*