

ISSN 1995-2732 (Print), 2412-9003 (Online)
УДК 658.562
DOI: 10.18503/1995-2732-2023-21-1-74-81



АНАЛИЗ ПРИМЕНЕНИЯ ИЕРАРХИЧЕСКИХ НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ В КОНТРОЛЕ КАЧЕСТВА

Прыткова Е.А., Давыдов В.М.

Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск, Россия

Аннотация. Актуальность. Сегодня к изделиям массового производства предъявляются достаточно высокие требования к качеству. С целью оперативного управления технологическим процессом при изготовлении изделий необходимо своевременно получать объективную информацию. Однако сейчас это является определенной проблемой, которая возникает по причине того, что для этого следует принимать во внимание достаточно большое количество факторов, которые приводят к появлению причин потери качества изделия. По этой причине сегодня необходимы современные методы, способные решить указанную проблему. **Цель работы.** В рамках данного исследования авторы ставят целью проведение анализа особенностей применения иерархических нейронных сетей для оценки качества изделий. **Используемые методы.** В статье используются общенаучные методы и методы математического анализа, прежде всего подходы и методы системного анализа и общей теории систем, анализ и синтез, а также сравнения и обобщения. Использование представленных методов позволило провести критический анализ точек зрения на особенности применения иерархических нейросетевых методов в контроле качества. **Новизна.** Представлен авторский анализ применения иерархических нейросетевых методов с целью контроля качества изделий. **Результаты.** Управление качеством изделий массового производства с применением иерархических нейросетей представляется эффективным, что доказывается сегодня рядом исследований. Этот метод применяется в различных областях деятельности, в том числе и в машиностроении. Сделаны выводы о возможностях нейросетевого метода, его преимуществах и недостатках. **Практическая значимость.** Результаты работы могут быть использованы предприятиями с целью контроля качества производимых изделий.

Ключевые слова: качество продукции, иерархические нейронные сети, нейрон, автоматизация, персепtron

© Прыткова Е.А., Давыдов В.М., 2023

Для цитирования

Прыткова Е.А., Давыдов В.М. Анализ применения иерархических нейросетевых методов в контроле качества // Вестник Магнитогорского государственного технического университета им. Г.И. Носова. 2023. Т. 21. №1. С. 74-81.
<https://doi.org/10.18503/1995-2732-2023-21-1-74-81>



Контент доступен под лицензией Creative Commons Attribution 4.0 License.
The content is available under Creative Commons Attribution 4.0 License.

ANALYSIS OF THE USE OF HIERARCHICAL NEURAL NETWORK METHODS IN QUALITY CONTROL

Prytkova E.A., Davyдов V.M.

Pacific National University, Khabarovsk, Russia

Abstract. Relevance. Today, quite high quality requirements are imposed on mass-produced products. To exercise operational control of the technological process, when manufacturing products, it is necessary to receive objective information timely. However, now this is a certain problem that arises due to the fact that it is necessary to take into account a sufficiently large number of factors that lead to causes of loss of product quality. Thus, there is a current need for modern methods that can solve this problem. **Objectives.** Within the framework of this study, the authors aim to analyze the features of the use of hierarchical neural networks to assess the quality of products. **Methods Applied.** The article describes general scientific and mathematical analysis methods, primarily approaches and methods of a system analysis and a general theory of systems, analysis and synthesis, as well as comparisons and generalizations. The presented methods made it possible to conduct a critical analysis of the points of view on the peculiarities of the use of hierarchical neural network methods in quality control. **Originality.** The article presents the authors' analysis of the application of hierarchical neural network methods for product quality control. **Result.** Quality management of mass-produced products using hierarchical neural networks seems to be efficient, which is proved today by a number of studies. This method is used today in various fields of activity, including mechanical engineering. The article contains the conclusions drawn about the possibilities of the neural network method, its advantages and disadvantages. **Practical Relevance.** The results of the study can be used by enterprises for quality control of manufactured products.

Keywords: product quality, hierarchical neural networks, neuron, automation, perceptron

For citation

Prytkova E.A., Davyдов V.M. Analysis of the Use of Hierarchical Neural Network Methods in Quality Control. *Vestnik Magnitogorskogo Gosudarstvennogo Tekhnicheskogo Universiteta im. G.I. Nosova* [Vestnik of Nosov Magnitogorsk State Technical University]. 2023, vol. 21, no. 1, pp. 74-81. <https://doi.org/10.18503/1995-2732-2023-21-1-74-81>

Введение и постановка задачи

Оценка качества изделий сегодня является достаточно актуальной проблемой, которая требует постоянного поиска новых способов и методов. На сегодняшний день достаточно часто применяются информационные базы, которые основаны на разработке комплексов математических и информационно-аналитических моделей. При использовании математических моделей применяются методы корреляционного и регрессионного анализа. На производственных участках такие методы применить сегодня уже несложно. Основной задачей при этом является получение случайных данных, которые будут правильно распределены исходя из параметров качества производства изделий.

Одним из наиболее эффективных методов использования таких моделей является метод искусственных нейронных сетей (ИНС). Выполненные ранее исследования [8, 11, 12] показывают, что для решения задачи оценки качества изделий данный метод используется очень часто. Эффективность применения представленных методов для решения задач обеспечения качества подтверждается результатами научно-исследовательской и практической деятельности.

В данной статье анализируется применение метода искусственных нейронных сетей для оценки качества изделия, делаются выводы о преимуществах и недостатках такого метода.

Материалы и методы исследования

В статье используются общенаучные методы и методы математического анализа, прежде всего подходы и методы системного анализа и общей теории систем, анализ и синтез, а также сравнения и обобщения. Использование представленных методов позволило провести критический анализ точек зрения на особенности применения иерархических нейросетевых методов в контроле качества.

Полученные результаты и их обсуждение

Для многих ученых и специалистов в области управления качеством технологических процессов понятие нейронных сетей и применения нейросетевых технологий является малоизученным. В первую очередь необходимо объяснить понятие нейронных сетей.

Согласно одному из основных определений эти сети представляет собою метод моделирования, с помощью которого можно воспроизводить

сложные нелинейные зависимости. Обработка информации в такой модели происходит параллельно распределенной структуре и состоит из нейронов, связанных между собою связями [2].

На **рис. 1** представлены свойства нейронных сетей (составлено на основании [8, с. 37]).

В случае наличия большого числа переменных между параметрами с нелинейными связями можно с помощью метода искусственных нейронов смоделировать сложный технологический процесс. Использование такого метода сегодня широко распространено в различных сферах и отраслях, в том числе в управлении технологическими процессами в рамках определения качества изделий.

Использование нейронных сетей является одним из современных и мощных инструментов управления качеством продукции, процессов и

услуг, который может совершенствовать свою прогностическую способность с ее параллельным обучением. При использовании нейронных сетей существует возможность осуществлять управление качеством продукции посредством предупреждения потенциального возникновения ситуации (риска), влекущей за собой несоответствие продукции, процессов и услуг. При этом возможно определять корреляцию возникновения такой ситуации с взаимосвязанными факторами (а также их идентификацию) и на основании данной информации принимать решения.

Искусственный нейрон является основным элементом нейронных сетей. Он считается прямым аналогом биологического нейрона, только представлен в виде математической модели. Схематическая структура искусственного нейрона представлена на **рис. 2**.



Рис. 1. Свойства нейронных сетей
Fig. 1. Properties of neural networks

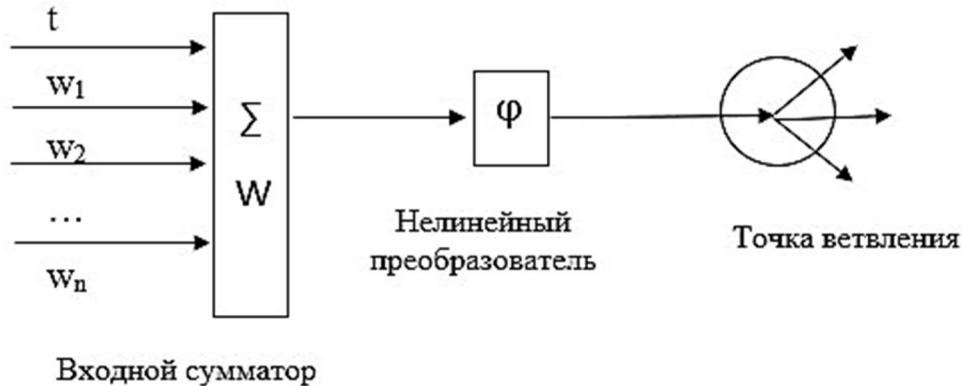


Рис. 2. Схема искусственного нейрона
Fig. 2. Diagram of an artificial neuron

Особенность этой модели в том, что она характеризуется наличием нескольких входов и имеет только один выход. Усиление сигнала возможно за счет индивидуального коэффициента, который индивидуален для каждого входа. Активная функция нейрона возникает на основании суммирования входных возбудителей в теле нейрона [10, с. 43].

Перед тем как построить искусственную нейронную сеть, необходимо подготовить все данные. Их получение происходит на каждом этапе технологической операции во время измерения параметров качества. Увеличить скорость обучения нейронной сети можно при устраниении параметров, которые заметно выделяются в сравнении с другими. Функция нейрона в дальнейшем влияет на выбор границ масштабирования. При этом в зависимости от того, какое масштабирование было на входе, будет зависеть, какими будут параметры на выходе.

Построение ИНС возможно только после завершения всех предыдущих этапов. Сам указанный процесс предполагает выбор типа нейронной сети и подбор весов. Обычно выделяют три основных типа нейронных сетей, отличающихся структурой и назначением:

- иерархические сети;
- локальные сети;
- дивергентные сети с одним входом.

Все они отличаются между собой видом передачи информации.

Многократное дублирование информационных путей, являющееся решающим фактором, обеспечивается за счет сочетания конвергентных и дивергентных соединений.

Последовательное формирование уровней иерархического представления сети определяет

конечную цель. При этом такое станет возможным только тогда, когда на каждом из шагов будет сделан выбор подмножества элементов, что в итоге приведет к полному покрытию ними сети.

Адаптивная система иерархической архитектуры, которая анализируется, состоит из P_s иерархических уровней, каждому из которых свойственен ряд элементов L_p -компонентов (нейронных сетей). Любым из компонентов, передающим векторы выходных сигналов, могут получаться векторы входных сигналов [4].

Идентификация каждого компонента происходит на основании двух индексов (p, l) ($1 \leq p \leq P_s$, $1 \leq l \leq L_p$). Сверху вниз происходит нумерация иерархических уровней. Номер верхнего уровня – 1, а номер нижнего – P_s .

Если есть необходимость построения произвольной структуры связей в иерархической системе, то используют матрицы или таблицы.

Индекс, компонента рассматриваемой системы – (p, l) .

Векторы выходных сигналов $(\bar{a}_v^{r,m})$, будут представлены индексами (r, m) ($1 \leq r \leq P_s$, $1 \leq m \leq L_p$). Здесь (v) ($1 \leq v \leq V^{p,l}$) – номер вектора входных сигналов для компонента (p, l) , а $V^{p,l}$ – общее число векторов входных сигналов для компонента (p, l) .

Тогда входные векторы для компонента (p, l) формируются объединением векторов $(\bar{a}_v^{r,m})$:

$$\bar{B}^{p,l} = \bigcup_{v=1}^{V^{p,l}} \bar{a}_v^{r,m}. \quad (1)$$

Рассмотрим пример конкретной реализации иерархической архитектуры (рис. 3).

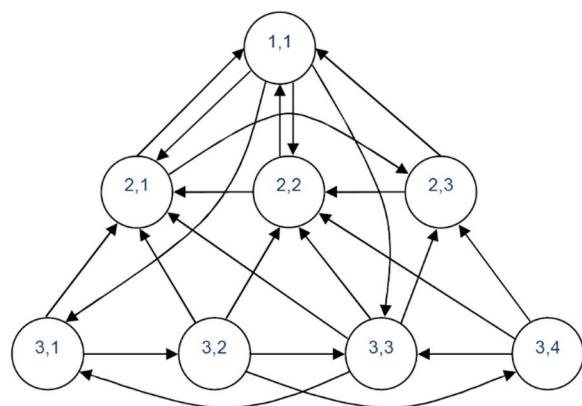


Рис. 3. Пример трехуровневой иерархической архитектуры из восьми нейросетей (векторы внешних входных сигналов не показаны)

Fig. 3. An example of a three-level hierarchical architecture of eight neural networks (vectors of external input signals are not shown)

Если говорить о работе обучающего алгоритма, то он не зависит от выбора вида нелинейности нейрона, что может происходить вообще в произвольном порядке [4].

Таблицы индексов влияющих компонентов для каждого из уровней иерархии на **рис. 3** будут выглядеть следующим образом (**табл. 1-3**).

Таблица 1. Индексы влияющих компонентов (r, m) 1-го уровня иерархии ($p = 1$)

Table 1. Indexes of influencing components (r, m) of the 1st level of the hierarchy ($p = 1$)

p	1		
l	1		
v	1	2	3
r	2	2	2
m	1	2	3

Таблица 2. Индексы влияющих компонентов (r, m) 2-го уровня иерархии ($p = 2$)

Table 2. Indexes of influencing components (r, m) of the 2nd level of the hierarchy ($p = 2$)

p	2												
l	1					2					3		
v	1	2	3	4	5	1	2	3	4	5	1	2	3
r	1	2	3	3	3	1	2	3	3	3	2	3	3
m	1	2	1	2	3	1	3	2	3	4	1	3	4

Таблица 3. Индексы влияющих компонентов (r, m) 3-го уровня иерархии ($p = 3$)

Table 3. Indexes of influencing components (r, m) of the 3rd level of the hierarchy ($p = 3$)

p	3						4
l	1		2		3		4
v	1	2	1	1	2	3	1
r	1	3	3	1	3	3	3
m	1	3	1	1	2	4	2

В случае определения размера подмножества его лучше делать наименьшим. То есть число смежных элементов рекомендуется брать небольшое. Причина такой ситуации в том, что возможно экспоненциальное увеличение размера обучающейся выборки за счет того, что произойдет рост вершины и, как итог, рост длины вектора.

Когда происходит определение типа сети, то обращают внимание прежде всего на достаточно изученные архитектуры, такие как нейронные сети с регрессией, сети Кохонена.

Определение функции активации, а также числа слоев сети и нейронов в каждом из таких слоев происходит на этом этапе. Определение входящих параметров при этом считается одним из самых важных моментов, так как это будет определять те параметры, которые появятся на выходе.

Подбор весов происходит на основании обучения той архитектуры, которая была выбрана. Настройка их происходит на основании специальных алгоритмов, в числе которых можно выделить метод обратного распространения ошибки. Обязательным в этом случае будет наличие массива входных и выходных данных. Сформировать их можно за счет измерения параметров качества изделий на разных этапах технологического процесса. Эти параметры представлены в контрольных картах или листках. От полноты исходных данных будет зависеть качество обучения искусственной нейронной сети.

Следует также обратить внимание на средства САПР [6], с помощью которых проводятся сложные вычисления и появляется возможность обрабатывать большое количество информации. В случае использования САПР при создании набора базовых программных моделей-блоков полезными становятся именно нейросетевые технологии.

Также стоит обратить внимание и на программные пакеты моделирования. Среди наиболее известных и доступных программных пакетов моделирования и анализа данных, включаящих нейросетевую методику, следует выделить STATISTICA (Statsoft, США) [14, с. 18].

С помощью иерархических нейронных сетей сегодня стало возможным проводить оценку качества продукции.

Трехслойный персептрон с определенными характеристиками – это вид нейронной сети, который можно разработать, имея в наличии данные предварительного анализа разных моделей ИНС.

Нелинейная функция активации в данном случае – сигмоидальная функция $p(s) = 1/(1+\exp(-as))$ с параметром $a = 1$.

Структура нейронной сети представлена на рис. 4.

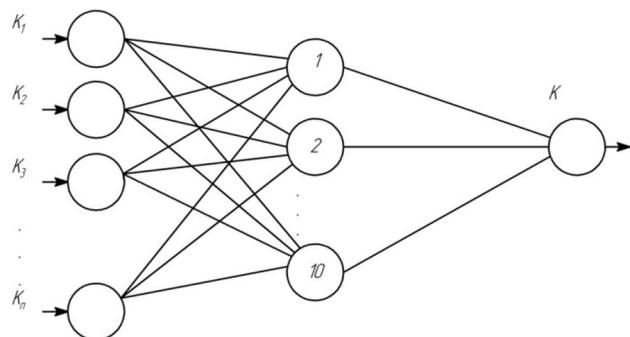


Рис. 4. Структура нейронной сети
Fig. 4. Neural network structure

Если говорить про оценку качества изделия с помощью нейросетевых моделей, реализация которых происходит с помощью программного обеспечения, то наиболее подходящей является STATISTICA Automated Neural Networks (SANN). В STATISTICA Automated Neural Networks (SANN) реализованы мощные и оптимизированные алгоритмы обучения нейронных сетей. В том числе здесь стоит отметить такие методы, как методы сопряженных градиентов, алгоритм Левенберга-Маркара, BFGS, алгоритм Кохонена.

Механизм контрольной кросс-проверки применяется в случае необходимости решения проблемы переобучения.

Среди возможностей STATISTICA можно выделить генерацию исходного системного программного кода на различных языках программирования. Использование кода позволяет интегрировать нейросетевой анализ в независимые внешние приложения.

В SANN применяется кластерный анализ, который проводится с помощью сетей Кохонена.

На рис. 5 представлены слои сети Кохонена.

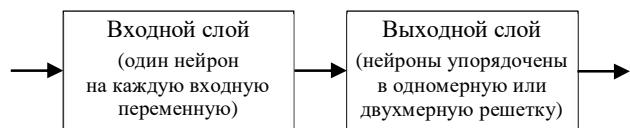


Рис. 5. Слои сети Кохонена
Fig. 5. Kohonen network layers

С помощью метода последовательных приближений происходит обучение сети Кохонена. Алгоритм улучшается с целью лучшего узла кластеризации обучаемых данных. При этом в процессе обучения принимают участие нейроны входного слоя.

На рис. 6 представлен пример ИНС, которая была построена на основании трех входных параметров и имеет три выходных прогнозируе-

мых параметра качества изделия (Примечание. Архитектура: МП 3:3-10-3:3 N = 80. Производительность обучения = 0,024980 Контр. Производительность = 0,022427 Тест. Производительность = 0,999973).

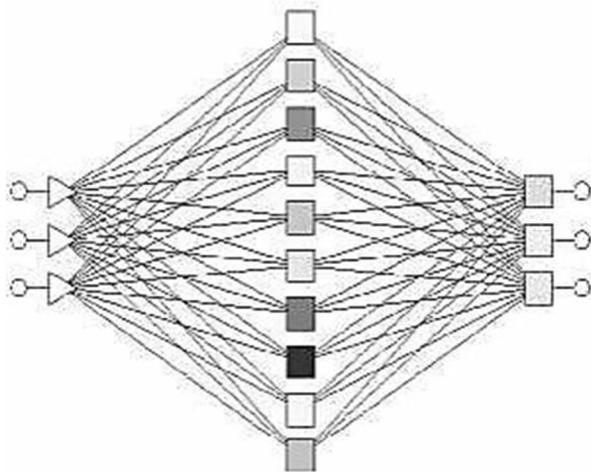


Рис. 6. Пример архитектуры ИНС
Fig. 6. Hierarchical neural network architecture for reference

Оператор, после того как получил данные по прогнозу качества, должен занести их в программу. Совместно со службой управления качеством оператор на основании прогнозных данных по качеству делает сравнение с допустимыми значениями. Проведение анализа необходимо в том случае, если будет установлено, что прогнозные данные находятся за пределами допустимых значений. Кроме этого, с целью улучшения качества готовой продукции изделия со значениями, выходящими за пределы, убираются. Только в случае положительных значений происходит переход на дальнейший этап.

На основании представленной информации можем выделить ряд преимуществ и недостатков использования нейронных сетей (рис. 7).



Рис. 7. Преимущества и недостатки нейронных сетей
Fig. 7. Advantages and disadvantages of neural networks

Для создания прогноза по показателям качества продукции в разных сферах необходимо использование высокоеффективной интеллектуальной технологии, а именно нейросетей.

Заключение

Таким образом, проблема оценки качества изделия в технологическом процессе является сегодня достаточно актуальной. Для ее решения исследователи и практики постоянно находятся в поиске различных решений, одним из которых является метод нейронных сетей. Нейросетевые технологии в машиностроении предоставляют большие возможности для поиска эффективных решений широкого спектра задач.

Подводя итог вышеизложенному, следует отметить, что управление качеством изделий массового производства с применением иерархических нейросетей представляется эффективным, что доказывается рядом исследований. Этот метод сегодня применяется в различных областях деятельности, в том числе и машиностроении. Метод нейронных сетей имеет как преимущества, так и недостатки, которые показаны выше. Использование иерархии значительно расширяет возможности существующих нейросетей.

Список источников

1. Grzegorz Kłosowski, Jerzy Lipski. The_Use_of_Transfer_Learning_with_Very_Deep_Convolutional_Neural_Network_in_Quality_Management
<https://www.researchgate.net/publication/352441525>.
2. Tian Wang, Yang Chen, Meina Qiao, Hichem Snoussi. A fast and robust convolutional neural network-based defect detection model in product quality control // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2018, vol. 94, pp. 3465-3471.
3. Lankin J.P., Baskanova T.F. Algorithms of self-adaptation for atmospheric model designing // SPIE. 2004, vol. 5397, pp. 260-270.
4. Басканова Т.Ф., Ланкин Ю.П., Комиссаров С.В. Иерархические нейронные сети как средство решения трудноформализуемых задач искусственного интеллекта // Искусственный интеллект. 2009. №1. С. 100-111.
5. Всемирная О.С., Шиханов К.А., Самойлова Е.М. Интеллектуальный анализ качества поверхности деталей с помощью нейросетевого метода многослойного персептрона // Инновационный потенциал развития науки в современном мире: достижения и инновации: сб. ст. по материалам I международной научно-практической конференции. Уфа, 2019. С. 25-29.
6. Давыдов В.М., Кузнецов Д.И. Нейросетевой кластерный анализ деталей в условиях САПР // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2004. №2. С. 43-46.
7. Давыдов В.М., Шлапаков С.И., Кривошеев И.А. К вопросу о структуре нейронных сетей в системах распознавания образов // Проектирование технологических машин: сб. науч. тр. Вып. 15. М.: Станкин, 1999. С. 25-30.
8. Демкин В.А. Основы нейросетевых методов прогнозирования // Наука и мир. 2018. № 4-1 (56). С. 36-39.
9. Лунёва Е.А. Искусственные нейронные сети. Методы обучения нейронной сети // Интеллектуальные информационные системы: тенденции, проблемы, перспективы: материалы докладов VI всероссийской очной научно-практической конференции «ИИС-2018». Юго-Западный государственный университет. Курск, 2018. С. 99-101.
10. Пономарева К.А. Применение искусственных нейронных сетей при решении задач прогнозирования // Наука без границ. 2020. № 1 (41). С. 42-47.
11. Рожков И.А., Иващенко В.А. Идентификация дефектов поверхностного слоя деталей подшипников с помощью искусственной нейронной сети // Материалы всероссийской научно-практической конференции молодых ученых. Саратов, 2018. Т. 1. С. 72-74.
12. Ручай А.Н. Новое в развитии общества: нейронные сети и искусственный интеллект // Научная парадигма цивилизации в XXI веке. Капитализм, социализм и четвёртая технологическая революция: сб. аннот. докл. Десятого Междунар. конгресса передовых наук / под ред. В.И. Бархатова, Д.А. Плетнёва. Челябинск, 2018. С. 75.
13. Черепанов Ф.М. Методы повышения эффективности нейросетевых систем в условиях ограниченных объемов выборок со сложными корреляционными связями // Прикладная математика и вопросы управления. 2019. № 2. С. 40-61.
14. Ямашкин С.А. Проектирование нейросетевых моделей посредством методов визуального программирования // Известия высших учебных заведений. Поволжский регион. Технические науки. 2021. № 3(59). С. 14-24.

References

1. Grzegorz Kłosowski, Jerzy Lipski. The use of transfer learning with very deep convolutional neural network in quality management. Available at: <https://www.researchgate.net/publication/352441525>.
2. Tian Wang, Yang Chen, Meina Qiao, Hichem Snoussi. A fast and robust convolutional neural network-based defect detection model in product quality control. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2018;94:3465-3471.
3. Lankin J.P., Baskanova T.F. Algorithms of self-adaptation for atmospheric model designing. SPIE. 2004;5397:260-270.
4. Baskanova T.F., Lankin Yu.P., Komissarov S.V. Hierarchical neural networks as a means of solving difficult-to-formalize tasks of artificial intelligence. *Искусственный интеллект* [Artificial Intelligence]. 2009;(1):100-111. (In Russ.)

5. Vsemirnaya O.S., Shikhanov K.A., Samoilova E.M. Intelligent analysis of the surface quality of parts using the neural network method of multilayer perceptron. Innovative Potential of Development of Science in the Modern World: Achievement and Innovations. Collection of Articles Based on the Proceedings of the 1st International Scientific and Practical Conference. Ufa; 2019;25-29. (In Russ.)
6. Davydov V.M., Kuznetsov D.I. Neural network cluster analysis of parts in CAD. *Vestnik kompyuternykh i informatsionnykh tekhnologii* [Bulletin of Computer and Information Technologies]. 2004;(2):43-46. (In Russ.)
7. Davydov V.M., Shlapakov S.I., Krivosheev I.A. On the structure of neural networks in image recognition systems. *Proektirovaniye tekhnologicheskikh mashin: Sbornik nauchnykh trudov. Vypusk 15* [Designing Technological Machines: Collection of Scientific Papers. Issue 15]. Moscow: STANKIN Moscow State University of Technology; 1999;25-30. (In Russ.)
8. Demkin V.A. Fundamentals of neural network forecasting methods. *Nauka i mir* [Science and World]. 2018;(4-1(56)):36-39. (In Russ.)
9. Luneva E.A. Artificial neural networks. Neural network training methods. Intelligent Information Systems: Trends, Problems, Prospects. Proceedings of the 6th All-Russian Offline Scientific and Practical Conference IIS -2018. Kursk: Southwest State University; 2018;99-101. (In Russ.)
10. Ponomareva K.A. Application of artificial neural networks in solving forecasting problems. *Nauka bez granits* [Science Without Borders]. 2020;(1(41)):42-47. (In Russ.)
11. Rozhkov I.A., Ivashchenko V.A. Identification of defects in the surface layer of bearing parts using an artificial neural network. Proceedings of the All-Russian Scientific and Practical Conference of Young Scientists. Saratov; 2018;1:72-74. (In Russ.)
12. Ruchai A.N. New development of society: neural networks and artificial intelligence. Scientific Paradigm of the Civilization in the 21st Century: Capitalism, Socialism and the Fourth Technological Revolution. Collection of Papers of the Tenth International Congress of Advanced Sciences. Chelyabinsk; 2018;75. (In Russ.)
13. Cherepanov F.M. Methods of increasing efficiency of neural network systems in limited sample volumes with complicated correlations. *Prikladnaya matematika i voprosy upravleniya* [Applied Mathematics and Management Issues]. 2019;(2):40-61. (In Russ.)
14. Yamashkin S.A. Designing neural network models by visual programming methods. *Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedenii. Povolzhskii region. Tekhnicheskie nauki* [News of Higher Educational Institutions. Volga Region. Engineering Sciences]. 2021;(3(59)):14-24. (In Russ.)

Поступила 03.02.2023; принята к публикации 27.02.2023; опубликована 27.03.2023

Submitted 03/02/2023; revised 27/02/2023; published 27/03/2023

Прыткова Евгения Андреевна – аспирант, старший преподаватель кафедры технологической информатики и информационных систем, Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск, Россия. Email: ev-prutkova@mail.ru

Давыдов Владимир Михайлович – доктор технических наук, профессор кафедры технологической информатики и информационных систем, Тихоокеанский государственный университет, Хабаровск, Россия. Email:davellut@mail.ru.

Evgeniya A. Prytkova – postgraduate student, Senior Lecturer, Department of Technological Informatics and Information Systems, Pacific National University, Khabarovsk, Russia.
Email: ev-prutkova@mail.ru

Vladimir M. Davydov – DrSc (Eng.), Professor, Department of Technological Informatics and Information Systems, Pacific National University, Khabarovsk, Russia.
Email: davellut@mail.ru.