

УДК 658.5:001

КАСКАДНЫЙ МЕТОД ОПТИМИЗАЦИИ ПРОЕКТНЫХ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ В АСТПП НА ОСНОВЕ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

С. Г. Селиванов¹, Г. Ф. Габитова², А. И. Яхин³, А. Ф. Шайхулова⁴

¹s.g.selivanov@mail.ru, ²galia-gabitova@mail.ru, ³albusokay@mail.ru, ⁴shaihulova@inbox.ru

ФГБОУ ВПО «Уфимский государственный авиационный технический университет» (УГАТУ)

Поступила в редакцию 21 мая 2014 г.

Аннотация. В работе для развития автоматизированной системы технологической подготовки производства (АСТПП) в машиностроении на основе использования искусственных нейронных сетей разработан метод оптимизации проектных технологических процессов. Метод основан на функциональной модели, в которой использованы как каскад нейронных сетей LVQ, Кохонена, Хопфилда, так и каскадная нейронная сеть прямого распространения данных.

Ключевые слова: автоматизированная система технологической подготовки производства; нейронные сети; группирование деталей; технологические маршруты; технологические процессы механической обработки деталей машиностроения.

Актуальность публикации вытекает из Стратегии инновационного развития РФ на период до 2020 г. (Распоряжение Правительства РФ от 8 декабря 2011 г. № 2227-р). В данной работе определена системотехника работ по модернизации производства на основе его технологического перевооружения. Решение задачи осуществляется методами математического и функционального моделирования, применения средств искусственного интеллекта. В публикации обоснован новый метод инновационной деятельности для разработки проектной технологической документации в ходе технологического перевооружения цехов предприятий.

Новый каскадный нейросетевой метод оптимизации проектных технологических процессов обеспечивает совершенствование автоматизированной системы технологической подготовки производства (АСТПП) путем решения задач структурной оптимизации проектных технологических процессов, на основе которых можно определить оптимальные планировки технологического оборудования в инновационных проектах технического перевооружения машиностроительного производства [1].

ПРИМЕНЕНИЕ КАСКАДНОГО НЕЙРОСЕТЕВОГО МЕТОДА ДЛЯ ОПТИМИЗАЦИИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ ИЗГОТОВЛЕНИЯ КОРПУСНЫХ ДЕТАЛЕЙ

Разработка проектных технологических процессов является сложной задачей, решение которой требует математического моделирования, применения методов системного анализа и оптимизации технологий. В этом случае используют различные группы методов оптимизации: структурной, параметрической и структурно-параметрической [2].

Структурная оптимизация технологических процессов в инновационном и инвестиционном проектировании как правило осуществляется с использованием многих критериев: минимумов затрат, максимумов производительности, минимумом площадей и капиталовложений. При этом решение проектных задач можно распределить на этапы и стадии с помощью функционального моделирования инновационного процесса (инновационной деятельности) [3].

Задача структурной оптимизации состоит в поиске наилучшего варианта решения, обеспечивающего экстремум целевой функции, в данном случае при разработке проектного технологического процесса.

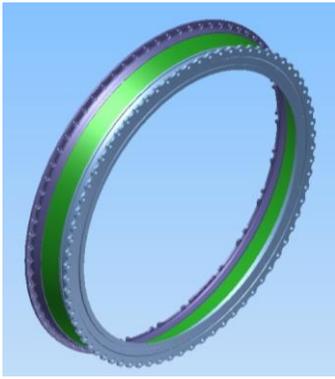


Рис. 1. 3D-модель детали «Корпус»

В данном исследовании на примере разработки технологического процесса изготовления детали «Корпус», 3D-модель которой представлена на рис. 1, проведен анализ и выбор искусственной нейронной сети для решения задачи структурной оптимизации проектного технологического процесса.

Согласно методике структурной оптимизации технологических процессов, изложенной в [2], в качестве модели проектного техпроцесса, использован сетевой граф $G = (X, U)$ (рис. 2), вершины которого являются прообразами технологических операций, дуги определяют логические связи операций [3].

Анализ представленной на рис. 2 структурной модели с помощью известного метода ди-

намического моделирования с использованием программы «AMACONT» позволил получить статистические данные и построить эмпирическую модель в виде регрессионной зависимости суммарного штучного времени и приведенных затрат (рис. 3).

Данные в эмпирической модели (время T и приведенные затраты C) представлены в относительных величинах, расчет которых был произведен исходя из параметров, полученных в результате расчета режимов резания и норм времени для обработки на станочном оборудовании для каждой операции технологического процесса изготовления детали «Корпус». Затем по методике [4] были определены относительные величины затрат и времени на обработку:

$$T_{i \text{ отн.}} = T_{шк_i} / T_{шк_{\text{баз}}}, \tag{1}$$

$$C_{i \text{ отн.}} = C_i / C_{\text{баз}}. \tag{2}$$

По объединенным статистическим результатам выявлена функциональная эмпирическая зависимость в виде степенной функции

$$T_{\Sigma} = a \cdot C_{\Sigma}^{-b}, \tag{3}$$

где a и b – эмпирические коэффициенты, получаемые после проведения аппроксимации статистических данных (рис. 3).

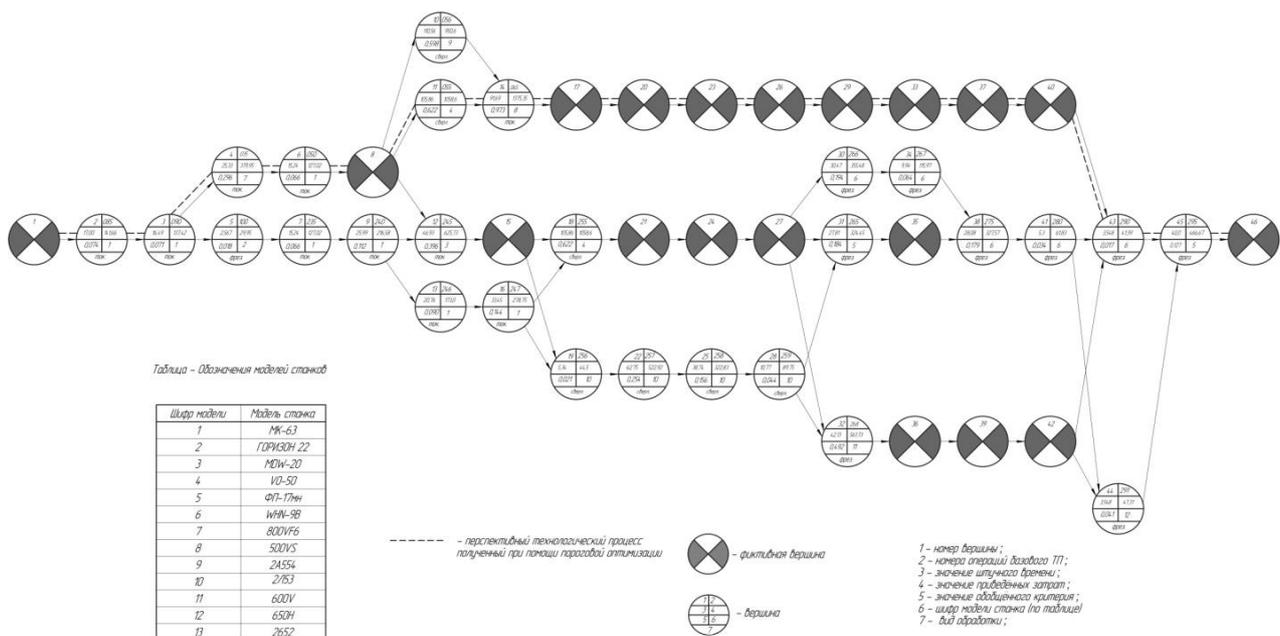


Рис. 2. Структурная модель проектного технологического процесса изготовления деталей типа «Корпус»

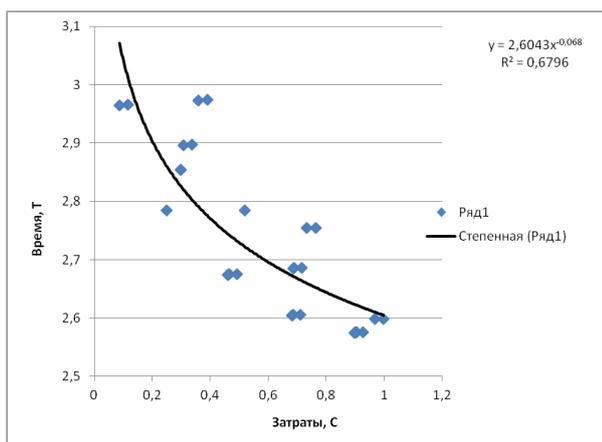


Рис. 3. Эмпирическая модель зависимости суммарного штучного времени и приведенных затрат на выполнение технологических процессов

Представленную на рис. 3 линию регрессии можно получить с использованием различных методов. В данном случае рассмотрены варианты применения двух искусственных нейронных сетей: каскадной нейронной сети прямого распространения, архитектура которой представлена на рис. 4, и сети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки (архитектура сети – рис. 5).

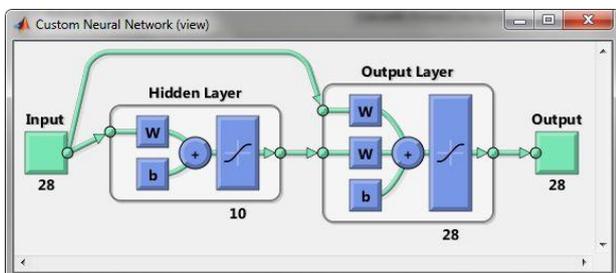


Рис. 4. Архитектура каскадной нейронной сети прямого распространения

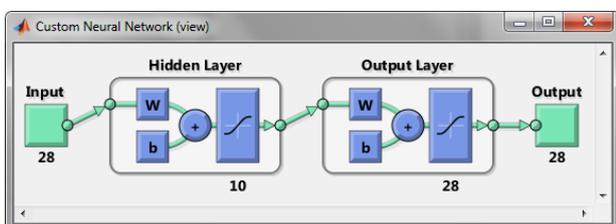


Рис. 5. Архитектура сети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки

Сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки состоит из ряда слоев. Первый слой связан с входами сети. Каждый последующий слой имеет связь с пре-

дыдущим слоем. Последний слой производит вывод результатов работы сети.

Каскадная нейронная сеть прямого распространения аналогична сети с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки, но включает в себя соединение входных данных со слоем, выдающим результирующие значения.

Сравнительный анализ работы использованных нейронных сетей производился по количеству шагов N (epochs) обучения сети и величине достоверности аппроксимации. Данные сравнительного анализа представлены в табл. 1.

Таким образом, лучший результат аппроксимации показала каскадная нейронная сеть прямого распространения при обучении сети с использованием функции *TRAINCGF* – функции обучения сети (см. табл. 1 п. 13), которая модифицирует веса и смещения в соответствии с методом обратного распространения на основе связанных градиентов Флетчера–Ривса.

График зависимости минимальной квадратичной ошибки лучшего коэффициента производительности обучения сети от количества шагов обучения представлен на рис. 6, а результат работы сети – на рис. 7.

Полученный результат свидетельствует о вычислительных преимуществах использования каскадной нейронной сети для аппроксимации по времени работы алгоритма и его точности. Получение эмпирической модели зависимости суммарного штучного времени от приведенных затрат в программе «AMACONT», использующей методы динамического программирования, занимает около 20 мин.

Результат работы каскадной нейронной сети прямого распространения для создания аналогичной модели был получен менее чем через 5 с, при сопоставимых величинах достоверности аппроксимации (R^2):

– с помощью каскадной нейронной сети $R^2 = 0,6797$,

– с помощью программы «AMACONT» $R^2 = 0,6796$.

На основании изложенного не сложно традиционными методами многокритериальной оптимизации определить Парето-оптимальное решение (рис. 7) при выборе проектного технологического процесса, в данном случае по двум критериям оптимизации – времени обработки и приведенным затратам.

Таблица 1

**Сравнительный анализ применения
искусственных нейронных сетей для
аппроксимации**

№ п/п	Функции обучения	Количество шагов обучения (N (epochs))	Величина достоверности аппроксимации (R^2)
I. Каскадная нейронная сеть прямого распространения			
1.	TRAINGDA	238	0,6823
2.	TRAINGDX	237	0,6787
3.	TRAINLM	10	0,6796
4.	TRAINOSS	4	0,6796
5.	TRAINR	1000	0,5096
6.	TRAINRP	1000	0,6267
7.	TRAINS CG	23	0,6794
8.	TRAINBFG	237	0,6802
9.	TRAINCGB	6	0,6796
10.	TRAINCGP	4	0,6796
11.	TRAINGDM	1000	0,5625
12.	TRAINBR	17	0,6797
13.	TRAINCGF	3	0,6797
14.	TRAINGD	1000	0,4504
II. Сеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки			
1.	TRAINBFG	6	0,6796
2.	TRAINBR	29	0,6797
3.	TRAINCGB	6	0,6796
4.	TRAINCGF	4	0,6796
5.	TRAINCGP	12	0,6796
6.	TRAINGD	1000	0,0091
7.	TRAINGDM	1000	0,0771
8.	TRAINGDA	252	0,6806
9.	TRAINGDX	254	0,6768
10.	TRAINLM	11	0,6796
11.	TRAINOSS	5	0,6796
12.	TRAINR	0	0,3838
13.	TRAINRP	9	0,3838
14.	TRAINS CG	31	0,6801

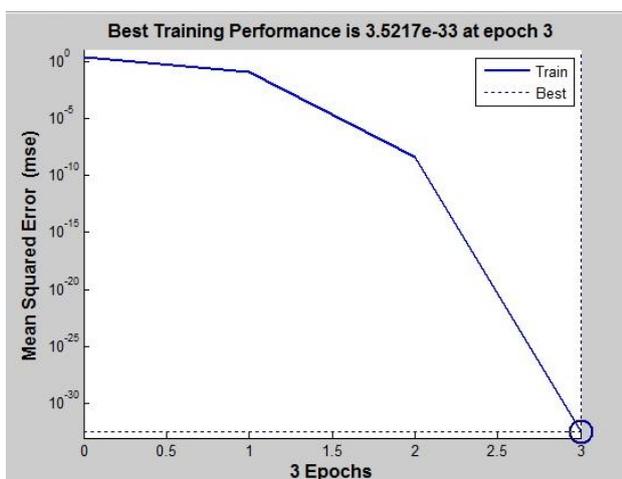


Рис. 6. График зависимости средней квадратичной ошибки от количества шагов обучения

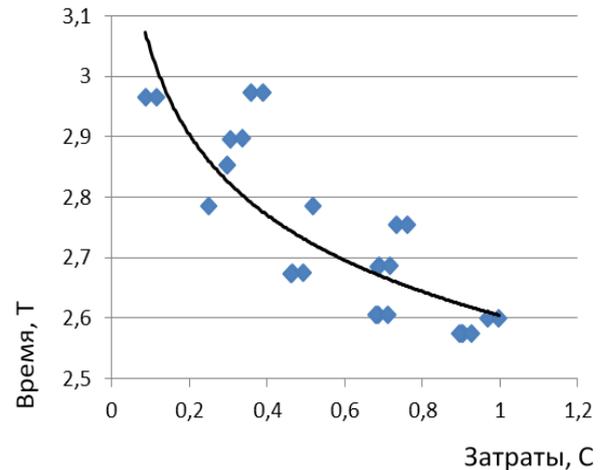


Рис. 7. Результат работы каскадной нейронной сети прямого распространения.
 $T = 2,6043C^{-0,068}$, $R^2 = 0,6796$

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Разработан каскадный метод оптимизации проектных технологических процессов в АСТПП на основе применения каскадной нейронной сети прямого распространения. Для обучения сети используется функция, которая модифицирует веса и смещения в соответствии с методом обратного распространения на основе связанных градиентов Флетчера–Ривса.

Данный метод позволяет получить модель зависимости суммарного штучного времени и приведенных затрат на выполнение технологических процессов с приемлемой величиной аппроксимации и меньшим временем работы. Предложенный метод, по сравнению с традиционными, позволяет определить Парето-оптимальное решение для оформления комплекта проектной технологической документации и технического перевооружения производства за меньшее время при той же достоверности результатов.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Селиванов С. Г., Габитова Г. Ф. Оптимизация межцеховых технологических маршрутов машиностроительного предприятия средствами искусственного интеллекта: монография. Германия: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013. 152 с. [S. G. Selivanov, G. F. Gabitova, *Optimization of interplant process route manufacturing factory with using artificial intelligence's tools*: Monograph. Germany: LAP LAMBERT Academic Publishing, 2013.]
2. ГОСТ Р 50995.3.1-96 Технологическое обеспечение создания продукции, технологическая подготовка производства. М.: Стандартинформ, 2005. [GOST R 50995.3.1-96. *Information technology support for product lifecycle*. Moscow: Standartinforms, 2005.]

3. **Селиванов С. Г., Гузаиров М. Б.** Системотехника инновационной подготовки производства в машиностроении. М.: Машиностроение, 2012. 568 с. [S. G. Selivanov, M. B. Guzairov, *System engineering of innovative pre-production in machine-building*. -Moscow: Mashinostroenie, 2012.]

4. **Анферов М. А., Селиванов С. Г.** Структурная оптимизация технологических процессов в машиностроении. Уфа: Гилем, 1996. 185 с. [М. А. Anferov, S. G. Selivanov, *Structural optimization of technological processes in mashinbuilding*. Ufa: Gilem, 1996.]

5. **Селиванов С. Г., Никитин В. В., Селиванова М. В., Габитова Г. Ф.** Нейросетевой и логико-генетический методы оптимизации межцеховых технологических маршрутов в автоматизированных системах технологической подготовки производства // Вестник УГАТУ. 2013. Т. 17, № 5 (58). [S. G. Selivanov, V. V. Nikitin, M. V. Selivanova, G. F. Gabitova, "Neural network and genetic logic-optimization techniques interplant technological routes for automated technological preparation of production," *Vestnik UGATU*, vol. 17, no. 5 (58), 2013.]

6. **Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л.** Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. М.: Горячая линия – Телеком, 2004. 452 с. [D. Rutkovska, M. Pilinsky, L. Rutkowski, *Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems*. Moscow: Goryachaya liniya – Telecom, 2004.]

7. **Selivanov S. G., Poezjalova S. N.** The automated system of scientific researches of high and critical technologies in engine-building manufacture // CSIT'2012: Proc. 14th Int. Workshop on Computer Science and Information Technologies (Hamburg – Norwegian Fjords, Sept. 20–26, 2012). Vol. 1. P. 278–284. [S. G. Selivanov, S. N. Poezjalova, "The automated system of scientific researches of high and critical technologies in engine-building manufacture," in *CSIT'2012: Proc. 14th Int. Workshop on Computer Science and Information Technologies, Hamburg – Norwegian Fjords, Sept. 20–26, 2012*, vol. 1, pp. 278-284.]

ОБ АВТОРАХ

СЕЛИВАНОВ Сергей Григорьевич, проф. каф. технологии машиностроения. Дипл. инж. по автоматизации и комплексной механизации машиностроения (УАИ, 1970). Д-р техн. наук по технол. машиностроения (Мосстанкин, 1991). Иссл. в обл. технол. подготовки, реконструкции, организации производства.

ГАБИТОВА Галия Фанилевна, асп. каф. технологии машиностроения. Магистр-инж. в обл. конст.-технол. подготовки машиностроительного производства (УГАТУ, 2013). Готовит дис. о применении искусственного интеллекта в автоматиз. системах технологической подготовки производства.

ЯХИН Альберт Ильгизович, магистрант каф. технологии машиностроения.

ШАЙХУЛОВА Айгуль Фазировна, асп. каф. технологии машиностроения. Дипл. спец. в обл. технол., оборуд. и автоматиз. машиностроительного производства (УГАТУ, 2013). Иссл. в обл. технол. подг. и организ. пр-ва., автоматиз. систем и мат. моделирования.

METADATA

Title: Cascade optimization method technological process routes in automated systems production planning with using artificial neural network.

Authors: S. G. Selivanov, G. F. Gabitova, A. I Yachin.

Affiliation:

Ufa State Aviation Technical University (UGATU), Russia.

Email: galia-gabitova@mail.ru

Language: Russian.

Source: Vestnik UGATU (scientific journal of Ufa State Aviation Technical University), vol. 18, no. 3 (64), pp. 170-174, 2014. ISSN 2225-2789 (Online), ISSN 1992-6502 (Print).

Abstract: In this study for the development of an automated system of technological preparation of manufacture based on the use of artificial intelligence techniques developed a method for optimizing the design of technological processes. Method based on the using of neural networks such as Kohonen, LVQ, Hopfield and cascade neural network.

Key words: neural networks; automated system of technological preparation of production; the grouping; technological processes.

About authors:

SELIVANOV, Sergey G., prof., Dept. engineering technology. Dipl. Engineer Automation and Integrated Mechanization Engineering (AIM, 1970). Dr. Sc. Science in Mechanical Engineering (Mosstankin, 1991). Research in the region. technological training, rehabilitation, organization of production.

GABITOVA, Galia Fanilevna, Postgrad. (PhD) of mechanical engineering, Dipl. Master Engineer areas of design and technological preparation of engineering production, research in the application of artificial intelligence in the Automated system of technological preparation of production.

YACHIN, Albert Ilgizovich, (master) research in the application of artificial intelligence in the Automated system of technological preparation of production.

SHAYHULOVA, Aygul Fazirovna, Postgrad. (PhD) Student, Dept. of Engineering Technologies. Master of Technologies, equipment and automatization of manufacturing (USATU, 2013).