

УДК 621.922

DOI 10.22213/2410-9304-2017-3-34-40

А. Б. Переладов, кандидат технических наук, доцент*О. В. Дмитриева*, кандидат технических наук*И. А. Рупасов*, студент

Курганский государственный университет

ПРОЕКТИРОВАНИЕ ОПЕРАЦИЙ ШЛИФОВАНИЯ НА ОСНОВЕ МОДЕЛИРОВАНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Повышение эффективности производства во многом определяется этапом проектирования изделий и технологических процессов с использованием современных программных средств автоматизированного проектирования. Отсутствие универсальных математических моделей, описывающих шлифование, обуславливают необходимость поиска новых подходов и методов описания и формализации данного процесса. Сложность решения этой задачи обусловлена, прежде всего, многофакторностью процесса и вероятностным характером протекающих явлений.

Создание универсальной математической модели процесса шлифования, позволяющей определять параметры инструмента и режима обработки, возможно на основе применения нейросетевого программирования. В статье предлагается для решения задачи в условиях неопределенности использовать искусственную нейронную сеть (ИНС), основная сложность работы с которой связана с построением и обучением сети. Для моделирования процесса шлифования построена ИНС, в качестве функции активации которой был использован гиперболический тангенс. Проведенные исследования показали возможность построения сети на 6 нейронах в скрытом слое. Оценка результатов работы нейронной сети, структура которой состоит из трех слоев: входной – 7 нейронов-рецепторов; скрытый – 6 нейронов; выходной – 6 нейронов – показала, что погрешность обученной ИНС лежит в диапазоне от 0,1 до 2 %.

Построение модели включает следующие этапы: загрузка в систему обучающих массивов данных; расчет параметров будущей модели; анализ исходных данных и вывод информации о качестве обучающих массивов; создание структуры и обучение нейронной сети. Разработанная модель положена в основу системы автоматизированного проектирования режимно-инструментального оснащения операций плоского шлифования, состоящей из нескольких модулей: «Моделирование», «Создание моделей», «Архив моделей», «Анализатор», «Справочник», «Пользовательский интерфейс».

Использование специализированной САПР операций шлифования с возможностями автоматизации выбора абразивного инструмента и параметров процесса, созданной на основе математической модели с использованием ИНС, способствует повышению качества и сокращению времени проектирования.

Ключевые слова: процесс шлифования, компьютерная модель, искусственная нейронная сеть.

Актуальность

Применение современных программных продуктов позволяет не только повысить качество выпускаемой продукции, но и существенно уменьшает время технологической подготовки производства. Программный продукт компании АСКОН «Вертикаль» представляет собой универсальную многофункциональную САПР проектиро-

вания и анализа технологических операций. Специализированная САПР «ШлифДизайн» [1] ориентирована на проектирование операций шлифования и планирование производства абразивного инструмента. Дальнейшее совершенствование процессов проектирования операций и инструмента предполагает разработку системы автоматизированного проектирования, построен-

ной на создании и анализе моделей процесса.

Шлифование является одной из самых распространенных финишных операций обработки, определяющей качество готовых деталей. В работах [2–5] рассмотрены способы моделирования процесса шлифования. Проведенные исследования показали, что шлифование – это сложно формализуемый процесс, что обусловлено многочисленными влияющими на него факторами: вынужденными колебаниями в динамической системе станка, быстроизменяющимися тепловыми процессами постоянными изменениями рабочей поверхности инструмента.

Цель

Цель исследования – уменьшение времени проектирования операций шлифования за счет применения специализированной САПР с возможностями автоматизации выбора абразивного инструмента и параметров процесса, созданной на основе математической модели с использованием искусственных нейронных сетей.

Возможности предлагаемого метода

Искусственные нейронные сети широко используются для решения широкого круга задач моделирования, прогнозирования, распознавания и др. [6]. Основная сложность работы с ИНС связана с построением и обучением сети. Разрабатываемая нейронная сеть настраивается на основе входных данных и желаемых выходных данных. Па-

раметры сети (веса синапсов) корректируются в зависимости от величины сигнала ошибки. Создание и построение нейронной сети состоит из следующих этапов [7]: выбор возможного типа обучения; выбор топологии (вида) нейронной сети; обучение.

Пример реализации модели

Для решения задачи моделирования в качестве способа обучения выбрано «обучение с учителем», для которого необходимы экспериментальные данные для обучения сети.

Размер выборки для обобщения вычисляется по формуле, полученной из эмпирического правила Видроу [8]:

$$N = O \frac{W}{\varepsilon},$$

где N – количество элементов в обучающей выборке; W – количество свободных параметров сети (синаптические веса); ε – допустимая точность ошибки; O – порядок заключенной в скобки величины.

Для проектируемой ИНС с одним скрытым слоем из 8 нейронов, входного и выходного слоя с 12 и 4 нейронами соответственно количество свободных параметров (весов) составляет 128. Для допустимой ошибки в 5 % размер обучающего множества N в соответствии с формулой составляет 2560.

Входные и выходные данные, используемые для обучения разрабатываемой нейронной сети, представлены, соответственно, в табл. 1 и 2.

Таблица 1. Входные обучающие данные ИНС

Параметр / №	1	2	...	9	10
Диаметр зерна, мм	1,04	0,885		0,26	0,218
Структура круга (% объема зерна)	44	44		44	44
Твердость круга	N (CA)	N (CA)		N (CA)	N (CA)

Окончание табл. 1

Параметр / №	1	2	...	9	10
Диаметр круга, мм	200	200		350	350
Высота круга, мм	30	30		50	50
Предельное напряжение связки при растяжении, МПа	70	70		70	70
Предельное напряжение связки при сжатии, МПа	490	490		490	490
Предел прочности материала заготовки, МПа	510	510		510	510
Скорость резания, м/с	25	27		41	43
Продольная подача, мм/мин	5000	6000		13000	14000
Поперечная подача, мм/ход	20	21		28	29
Глубина шлифования, мкм	5	6		13	14

Таблица 2. Выходные обучающие данные ИНС

Параметр	1	2	...	9	10
Средняя глубина шлифования с учетом площади контакта, мкм	3,130	3,769		8,039	8,681
Прочность удержания зерна, Н	217,21	157,29		13,576	13,576
Средняя сила резания, Н	92,22	79,61		10,42	11,07
Мощность шлифования, Вт	2838,5	2653,9		535,20	596,10

Из представленных таблиц следует, что количество обучающих примеров 10, много меньше необходимого количества для сохранения обобщающей способности 2560. В случае рассмотрения ИНС без скрытых слоев при исходных данных $N = 10$, $W = 48$, значение ошибки в соответствии с формулой составит 480 %. Таким образом, можно добиться обобщения при количестве свободных параметров $W = 0,4$, что невозможно, или с отклонением в 480 %, что неприемлемо. Поэтому ИНС в большей степени работала в режиме запоминания, а также в процессе обучения.

Для моделирования процесса шлифования выбран ИНС типа персептрон, а в качестве функции активации был использован гиперболический тангенс.

Определение структуры было произведено эмпирическим путем. В связи с малым количеством обучающей выборки необходимо, чтобы количество свободных параметров сети (синаптических весов) было минимально для предотвращения ненужного запоминания обучающих данных. В табл.

3 представлен минимальный уровень ошибки и количество нейронов скрытого слоя после проведения эксперимента по подбору параметров сети (эксперимент проводился на 10 000 эпохах обучения).

Таблица 3. Зависимость уровня ошибки от количества скрытых нейронов

Количество нейронов в скрытом слое	Минимальная ошибка, полученная за 10 000 эпох обучения	Ошибка, полученная на последней эпохе обучения
1	0,112121	0,214782
2	0,077820	0,124265
3	0,045573	0,079050
4	0,021631	0,029893
5	0,011753	0,047863
6	0,005644	0,021237
7	0,004999	0,026728
8	0,005121	0,014909
9	0,003778	0,017663
10	0,005271	0,020895
15	0,004652	0,077304

Как следует из табл. 3, значение ошибки начиная с 6 скрытых нейронов существенно не изменяется, что говорит о воз-

возможности построения сети на 6 нейронах в скрытом слое. Структура ИНС состоит из трех слоев: входной – 7 нейронов-рецепторов; скрытый – 6 нейронов; выходной – 6 нейронов.

Было проведено нормирование всех исходных данных, представленных в табл. 1 и 2. В табл. 4 приведен пример масштабирования для входного параметра «Продольная подача».

Таблица 4. Значения параметра «Продольная подача» до и после масштабирования

№ примера	Исходное значение	Масштабированное значение
1	5000	-0,321
2	6000	-0,250
3	7000	-0,179
4	8000	-0,107
5	9000	-0,036
6	10000	0,036
7	11000	0,107
8	12000	0,179
9	13000	0,250
10	14000	0,321

Полученные параметры являются исходными для проектируемой ИНС и задают интервал изменения параметра, определяющий пределы его изменения для обеспечения корректности последующих вычислений.

Коэффициент обучения персональный для каждого нейрона, начальное значение 0,7, значение уменьшается/увеличивается на 0,000001 при изменении/неизменности знака локального градиента данного нейрона за последние 3 эпохи, обучающая выборка делится поровну на 5 подмножеств в отношении 80 к 20 % и содержит, соответственно, обучающую и проверочную выборки.

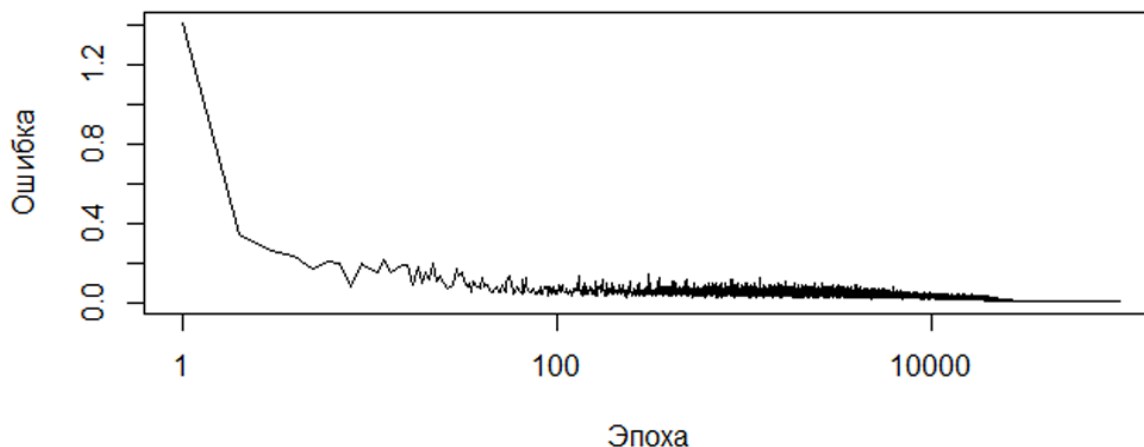
Обучение с учителем проведено по методу обратного распространения ошибки. Обучение происходило в несколько итераций, по 200 000 эпох обучения, или до тех пор, пока ошибка обучения не упадет ниже значения 0,00005. Больше число итераций не требовалось, т. к. в дальнейшем ошибка обучения уменьшалась крайне незаметно. В табл. 5 представлены данные обучения.

Наиболее удачная модель, обладающая минимальной ошибкой, получилась на 2-й итерации.

На рисунке представлен график обучения модели 2-й итерации в виде зависимости уровня ошибки от номера эпохи обучения.

Таблица 5. Итоги обучения ИНС

Номер итерации	Количество эпох обучения	Суммарная ошибка по всей обучающей выборке	Относительная ошибка по всей обучающей выборке, %
1	200 000	1,486	3,692
2	39576	0,114	0,397
3	200 000	1,128	3,957
4	200 000	0,366	1,255
5	200 000	0,487	2,018
6	200 000	0,695	3,017



Зависимость ошибки обучения ИНС от номера эпохи обучения

Оценка результатов работы нейронной сети на обучающих данных и уровня расхождения с эталонным значением показали, что погрешность обученной ИНС лежит в диапазоне от 0,1 до 2 %, что приемлемо для корректной работы математической модели и САПР в целом.

Применение математической модели в САПР

Разработанная модель использована для разработки специализированной системы автоматизированного проектирования операций шлифования, состоящей из нескольких модулей.

Модуль «Моделирование» является основным при проектировании операций на основе имеющейся модели. В качестве входных и выходных данных используются входные факторы и выходные параметры модели соответственно.

Модуль «Создание моделей» занимается разработкой моделей на основе нейронных сетей: созданием и оптимизацией структуры, обучением ИНС, подбором параметров нейронной сети. Входными данными являются обучающие примеры и параметры обучения для модели. Выходом будет являться непосредственно сама модель, кото-

рую в дальнейшем можно сохранить в модуле «Архив моделей».

Модуль «Анализатор» позволяет анализировать модель, на основе которой производятся вычисления, входные данные, которые используются при обучении, обучающие примеры, и на основе этих данных вычислять зависимость факторов и параметров.

Модуль «Справочник» содержит в себе полезную для пользователя информацию, которая поможет и облегчит ему работу с системой и процессом проектирования в целом.

Модуль «Пользовательский интерфейс» необходим для удобства ввода данных пользователя и соответствующей передачи этих данных в «понятном» для системы виде и является оболочкой для всех вышеперечисленных модулей.

Моделирование операций в разработанной САПР осуществляется следующим образом:

- 1) загрузка в систему обучающих массивов данных;
- 2) расчет параметров будущей модели; анализ исходных данных и вывод информации о качестве обучающих массивов;
- 3) создание структуры нейронной сети;
- 4) обучение нейронной сети, настройка весовых коэффициентов сети;

5) вывод информации об окончании обучения и результатов обучения;

б) сохранение полученной модели.

Для создания модели важно перед началом моделирования определить, какие выходные параметры будут рассмотрены и какие входные параметры будут использованы, а также подготовить обучающее множество эмпирических примеров не менее 100–200 для построения качественной модели с высоким уровнем обобщения.

Модуль «Анализатор» составляет таблицы зависимостей входных факторов и выходных переменных на основе корреляционного анализа и анализа синаптических весов и позволяет выяснить, какие из входных параметров в большей мере влияют на работу модели. Полученную информацию можно использовать для коррекции входных факторов: входные факторы, которые оказывают минимальное влияние на работу модели, могут быть исключены для упрощения структуры и улучшения качества самой модели.

Цикл «создание модели» – «анализ модели» продолжается до тех пор, пока не будут найдены оптимальные параметры для нейронной сети. После того как модель создана и проанализирована, можно переходить непосредственно к ее использованию на странице проектирования.

Выводы

Созданная система проектирования базируется на системном подходе и разделена на соответствующие модули, каждый со своей зоной ответственности, что позволяет дополнять и разрабатывать модули системы. Разработанная модель на основе ИНС явля-

ется математическим ядром разработанной системы автоматизированного проектирования операций плоского шлифования. Использование предложенной САПР будет способствовать уменьшению времени проектирования операций шлифования.

Библиографические ссылки

1. ШлифДизайн – САПР шлифовальных операций и проектирования абразивного инструмента. – URL: <http://shlif.jaguarsoft.ru>.

2. Гисметулин А. Р., Сидоренко О. М. Моделирование формообразования шероховатости поверхности на операции плоского шлифования // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2012. – Т. 14; № 4-3. – С. 850–855.

3. Никитин С. П. Математическое моделирование шлифовального станка с учетом взаимодействия упругой, тепловой подсистем и рабочего процесса // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2013. – Т. 15; № 4-2. – С. 391–395.

4. Переладов А. Б., Камкин И. П. Изучение и совершенствование модельных представлений формы вершин режущих зерен шлифовального инструмента // Вестник Курганского государственного университета. – Сер. «Технические науки». – 2015. – Вып. 10. – С. 13–17.

5. Переладов А. Б., Камкин И. П. Математическое описание формы рабочей поверхности изношенного шлифовального круга // Вестник Курганского государственного университета. – 2016. – Сер. «Технические науки». – Вып. 11. – С. 99–102.

6. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – 2-е изд., испр. – М. : Издательский дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.

7. Там же.

8. Widrow B. and S. D. Stearns. Adaptive Signal Processing, Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1985.

A. B. Pereladov, PhD in Engineering, Associate Professor, Kurgan State University, Kurgan, Russia

O. V. Dmitrieva, PhD in Engineering, Kurgan State University, Kurgan, Russia

I. A. Rupasov, PhD in Engineering, Associate Professor, Kurgan State University, Kurgan, Russia

Design of Grinding Operations on the Basis of Modeling with Application of Artificial Neural Network

The increase in production efficiency is largely determined by the design stage of products and technological processes using modern computer-aided design tools. The absence of universal mathematical models describing grinding necessitates the search for new approaches and methods for describing and formalizing this process. The complexity of the solution of this problem is due primarily to the multifactority of the process and the probabilistic nature of the phenomena taking place.

Creation of a universal mathematical model of the grinding process, which allows to determine the parameters of the tool and the processing mode, is possible on the basis of application of neural network programming. The paper proposes to use an artificial neural network (ANN) in order to solve the problem under uncertainty, the main difficulty of work with which is connected with the construction and training of the network. To model the grinding process, an ANN was constructed, the hyperbolic tangent being used as the activation function. The conducted studies showed the possibility of building a network on 6 neurons in a hidden layer. Evaluation of the performance of a neural network, the structure of which consists of three layers: an Input one - 7 neuron-receptors; Hidden - 6 neurons; Output – 6 neurons, showed that the error of the trained ANN lies in the range from 0.1% to 2%.

The construction of the model includes the following steps: loading into the system of training data arrays; calculation of the parameters of the future model; analysis of initial data and output of information about the quality of training arrays; creation of structure and training of neural network. The developed model is used as the basis for the automated design of the regime-tool equipment for flat grinding operations, consisting of several modules: Modeling, Model Development, Model Archive, Analyzer, Reference, User Interface.

The use of specialized CAD of grinding operations with the possibilities of automating the choice of abrasive tools and process parameters, created on the basis of a mathematical model using ANN, contributes to improving the quality and reducing design time.

Keywords: grinding process, computer model, artificial neural network.

Получено: 24.08.2017