

УДК 004.8:658.562

Н.А. Зубрецкая, С.С. Федин

Киевский национальный университет технологий и дизайна, Киев

НЕЙРОСЕТЕВОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ТОЧНОСТИ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПРОЦЕССОВ ПО ПАРАМЕТРАМ КАЧЕСТВА ИЗГОТАВЛИВАЕМОЙ ПРОДУКЦИИ

Предложена адаптивная нейросетевая модель для прогнозирования точности технологических процессов по параметрам качества изготавливаемых изделий. Реализация модели осуществлена на примере прогнозирования точности процесса механической обработки деталей типа вал по параметру отклонения диаметра вала от его номинального значения.

Ключевые слова: нейросетевая модель, прогнозирование, точность, технологический процесс, временной ряд, диаметр вала.

Введение

Управление точностью технологических процессов в условиях современного промышленного производства базируется на использовании методов и средств активного контроля показателей качества изготавливаемой продукции. В исследованиях С.С. Волосова, З.Ш. Гейлера, М.С. Невельсона показано, что наиболее эффективными средствами активного контроля являются автоматические или комбинированные системы, реализующие принцип адаптивного управления [1, 2].

В работах А.А. Юдашкина, А.П. Никишечкина, С.В. Биленко отмечается, что современный уровень развития промышленности требует совершенствования методов и средств активного контроля, внедрения адаптивных систем мониторинга технологических процессов на основе технологий искусственного интеллекта, в частности, нейросетевого моделирования [3 – 5]. Использование нейронных сетей позволяет в условиях нестационарности контролируемых параметров качества изделий получить достоверную информацию о будущем состоянии технологического процесса и повысить эффективность управления качеством изготовления продукции в режиме реального времени.

В связи с этим актуальной задачей является разработка адаптивных нейросетевых моделей про-

гнозирования параметров качества изготавливаемых изделий.

Целью статьи является создание адаптивной нейросетевой модели для прогнозирования точности технологического процесса по параметрам качества изготавливаемой продукции.

Рассмотрим последовательность разработки нейросетевой модели прогнозирования точности технологического процесса на примере процесса механической обработки деталей типа вал по параметру отклонения диаметра вала от его номинального значения.

Предварительный анализ экспериментальных данных

Исходные данные для создания нейросетевой модели представлены в виде точечной диаграммы отклонений диаметра 125-ти последовательно обрабатываемых деталей типа вал $\varnothing 50h11$ из стали Ст45 в пределах поля допуска контролируемого размера 200 мкм.

Временной ряд отклонений диаметра содержит по 25 значений каждой из 5-ти реализаций процесса механической обработки, полученных между подналадками станка при одинаковых режимах чернового точения (рис. 1).

Предварительный анализ экспериментальных данных включает три этапа.

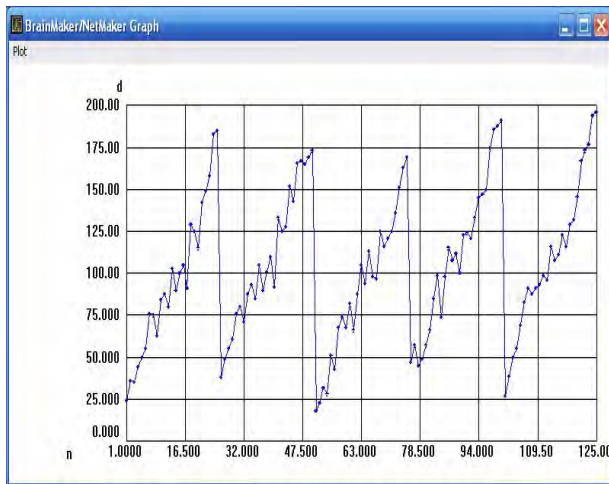


Рис. 1. Точечная диаграмма (временной ряд) отклонений диаметра вала, построенная в модуле NetMaker системы моделирования нейронных сетей BrainMaker Professional

На первом этапе для создания нейросетевой модели прогнозирования точности технологического процесса по отклонению диаметра вала от номинального размера (параметр качества) выполняли исследование структуры временного ряда для установления тренда, т.е. оценки его нестационарности, что позволило обоснованно использовать аппарат нейросетевого моделирования и определить период наблюдения или упреждения прогноза.

Оценку нестационарности временного ряда значений контролируемого параметра осуществляли на основе автокорреляционной функции (рис. 2).

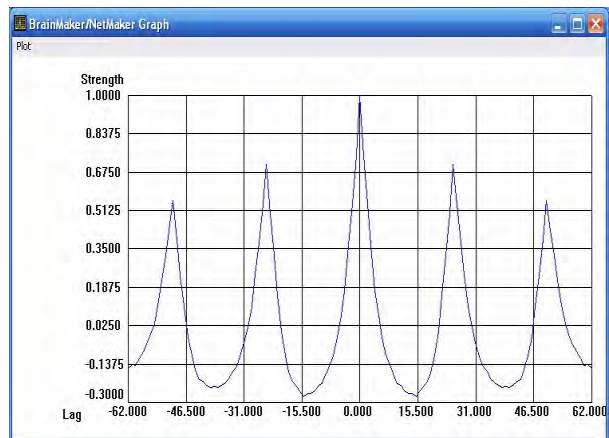


Рис. 2. Автокорреляционная функция временного ряда, реализованная в модуле NetMaker

Анализ графика (рис. 2) показывает, что максимальный локальный экстремум автокорреляционной функции равен 0,7064 и соответствует лагам -25 и 25.

На втором этапе выполняли оценку значимости полученных коэффициентов корреляции с использованием системы статистического анализа STATISTICA (рис. 3).

Лаг	Авто-корр.	Ст.ошиб.	Бокс-Льюнга Q	p
1	0,745525	0,088380	71,1568	0,000000
2	0,541700	0,088023	109,0296	0,000000
3	0,366093	0,087664	126,4692	0,000000
4	0,175627	0,087304	130,5159	0,000000
5	0,069008	0,086943	131,1459	0,000000
6	-0,023370	0,086580	131,2188	0,000000
7	-0,099334	0,086215	132,5463	0,000000
8	-0,139746	0,085849	135,1960	0,000000
9	-0,178279	0,085481	139,5457	0,000000
10	-0,221074	0,085112	146,2924	0,000000
11	-0,228511	0,084741	153,5639	0,000000
12	-0,247848	0,084369	162,1938	0,000000
13	-0,260041	0,083995	171,7785	0,000000
14	-0,261199	0,083619	181,5359	0,000000
15	-0,274774	0,083241	192,4320	0,000000
16	-0,254215	0,082862	201,8442	0,000000
17	-0,233503	0,082481	209,8587	0,000000
18	-0,212976	0,082098	216,5883	0,000000
19	-0,170991	0,081714	220,9671	0,000000
20	-0,102639	0,081328	222,5598	0,000000
21	-0,000223	0,080939	222,5598	0,000000
22	0,151474	0,080549	226,0962	0,000000
23	0,322393	0,080157	242,2727	0,000000
24	0,500767	0,079763	281,6880	0,000000
25	0,706477	0,079368	360,9217	0,000000

Рис. 3. Результат оценки значимости коэффициентов автокорреляционной функции

В результате оценки значимости коэффициентов автокорреляционной функции установлено наличие взаимосвязи между данными временного ряда значений контролируемого параметра и подтверждена гипотеза нестационарности, так как стандартные ошибки каждого из коэффициентов корреляции на порядок меньше оценок этих коэффициентов (рис. 3).

На третьем этапе определяли период наблюдения прогноза T , соответствующий размерности (числу входов) обучающей выборки, на основе периодограммы временного ряда, полученной с использованием быстрого преобразования Фурье (рис. 4). Анализ периодограммы показывает, что спектральная плотность Strength характеризуется несколькими гармониками, т.е. во временном ряде отклонений диаметра вала присутствует периодичность.

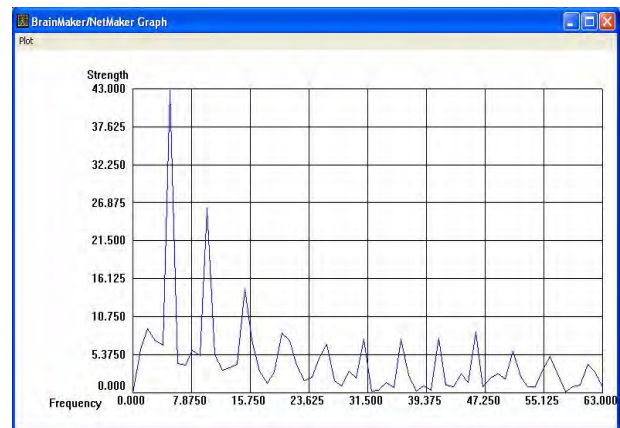


Рис. 4. Периодограмма временного ряда контролируемого параметра

Период наблюдения прогноза T определяли по формуле

$$T = P / \text{Frequency},$$

где P – минимальная степень двойки, большая, чем количество примеров (в нашем случае $P=2^7=128$, $128 > 125$), Frequency – частота [6].

Для наибольшего значения спектральной оценки исследуемого показателя $\text{Strenght} \approx 43$ (рис. 4) значение частоты $\text{Frequency} \approx 5$. Период наблюдения равен 25-ти уровням временного ряда значений контролируемого параметра ($T=128/5 \approx 25$), что соответствует лагу для коэффициента корреляции 0,7064.

Период упреждения (прогнозирования) равен одному уровню временного ряда, т.е. значению отклонения диаметра каждой следующей последовательно изготавливаемой детали. Таким образом, каждый пример (факт) обучающей выборки содержит 25 ретроспективных значений отклонения диаметра, включая 1-й уровень исходного ряда, и обучающий показатель.

Создание нейросетевой прогнозной модели

Для разработки архитектуры прямослойной нейронной сети нейросети количество нейронов ее скрытого слоя определяли как полусумму входов и выхода, т.е. $(25+1)/2=13$. Таким образом, разработанная модель нейронной сети включает 25 входов, 13 нейронов промежуточного слоя и 1 выходной нейрон. Обучение нейронной сети осуществляли в системе моделирования BrainMaker Professional на основе данных 4-х первых реализаций временного ряда отклонений диаметра вала (рис. 1) [7]. В результате обучения модели нейросети получены графики сходимости среднеквадратической ошибки обучения модели RMSError и параметра точности обучения Tolerance в зависимости от числа запусков Run (рис. 5). С использованием разработанной нейросетевой модели получен прогноз отклонений диаметра вала 5-й реализации процесса механической обработки (рис. 6).



Рис. 5. Графики сходимости модели нейросети по параметрам RMSError и Tolerance

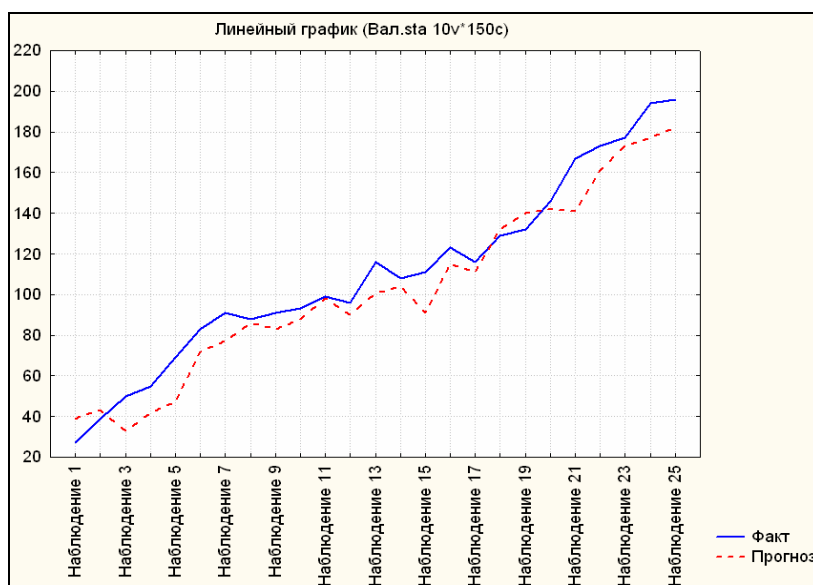


Рис. 6. Результат нейросетевого прогнозирования контролируемого параметра

Верификация результатов прогноза

Оценку достоверности прогнозирования осуществляли с использованием t-критерия для независимых выборок и уровня значимости $p=0,05$ (рис. 7, рис. 8). Результат статистического анализа показывает примерно десятикратное превышение уровня значимости $p \approx 0,53$ над заданным значением $p=0,05$ (рис. 8).

Т-критерий независимых выборок (Bal. sta)							
Замечание: Переменные рассм. как независимые выборки							
Группа 1 и Группа 2	Среднее Группа 1	Среднее Группа 2	t-знач.	ст. св.	p	N набл. Группа 1	N набл. Группа 2
Факт vs. Прогноз	110,7600	102,7200	0,625658	48	0,534373	25	25

Рис. 7. Результат оценки достоверности прогнозирования с использованием t-критерия для независимых выборок

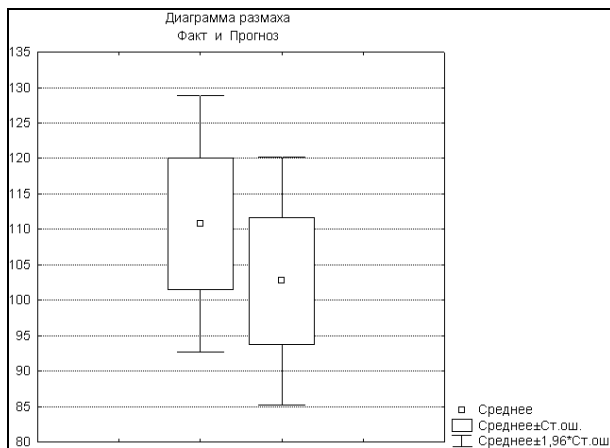


Рис. 8. Диаграмма размаха фактических и прогнозных значений контролируемого параметра

На диаграмме размаха фактических и прогнозных значений контролируемого параметра, полученной в системе статистического анализа STATISTICA, показано пересечение интервалов стандартных ошибок фактических и прогнозных значений отклонения диаметра вала от его номинального значения (рис. 8), что свидетельствует о достоверности прогноза.

Вывод

В результате вычислительного эксперимента определена структура временного ряда отклонений диаметра деталей типа вал от номинального размера и разработана адаптивная нейросетевая модель для прогнозирования точности технологического процесса механической обработки деталей по контролируемому параметру.

Использование такого типа моделей позволит повысить качество управления технологическими процессами изготовления изделий машиностроения средствами активного контроля

Список литературы

1. Волосов С.С. Управление качеством продукции средствами активного контроля / С.С. Волосов, З.Ш. Гейлер. – М.: Изд-во стандартов, 1989. – 264 с.
2. Невельсон М.С. Автоматическое управление точностью обработки на металлорежущих станках / М.С. Невельсон. – Л.: Машиностроение, 1982. – 184 с.
3. Юдашкин А.А. Применение нейронных сетей для построения адаптивных систем управления технологическими процессами дис. ... канд. техн. наук: 05.13.07 / Юдашкин А.А., СГТУ. – Самара, 1994. – 145 с.
4. Никишичкин А.П. Повышение качества процесса адаптации при изменении технологических параметров с помощью аппарата нейронных сетей: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Никишичкин А.П. – М.: Станкин, 2002. – 187 с.
5. Биленко С.В. Повышение эффективности высокоскоростной механической обработки на основе подходов нелинейной динамики и нейронносетевое моделирование: дис. ... д-ра техн. наук: 05.03.01 / Биленко С.В. – Комсомольск-на-Амуре, 2006. – 331 с.
6. Федин С.С. Оценка и прогнозирование качества промышленной продукции с использованием адаптивных систем искусственного интеллекта: [моногр.] / С.С. Федин, Н.А. Зубрецькая. – К.: Интерсервис, 2012. – 206 с.
7. Зубрецька Н.А. Нейро-нечітке управління точністю та стабільністю технологічних процесів механічної обробки деталей / Н.А. Зубрецька // Восточно-европейский журнал передовых технологий. – 2013. – № 3(63). – С. 49-53.

Поступила в редколлегию 26.02.2014

Рецензент: д-р техн. наук, проф. И.В. Петко, Киевский национальный университет технологий и дизайна, Киев.

НЕЙРОМЕРЕЖНЕ ПРОГНОЗУВАННЯ ТОЧНОСТІ ТЕХНОЛОГІЧНИХ ПРОЦЕСІВ ЗА ПАРАМЕТРАМИ ЯКОСТІ ПРОДУКЦІЇ, ЩО ВИГОТОВЛЯЄТЬСЯ

Н.А. Зубрецька, С.С. Федін

Запропоновано адаптивну нейромережну модель для прогнозування точності технологічних процесів за параметрами якості виробів, що виготовляються. Реалізацію моделі здійснено на прикладі прогнозування точності процесу механічної обробки деталей типу вал по параметру відхилення діаметра валу від його номінального значення.

Ключові слова: нейромережна модель, прогнозування, точність, технологічний процес, часовий ряд, діаметр валу.

NEURAL NETWORK FORECASTING ACCURACY PROCESS PARAMETERS ON THE QUALITY OF MANUFACTURED PRODUCTS

N.A. Zubretskya, S.S. Fedin

An adaptive neural network model for forecasting the accuracy of process parameters on the quality of manufactured products. The model was implementation of which is carried out on the example of forecasting deviations of parts such as shaft diameter from the nominal value.

Keywords: neural network model, forecasting, accuracy, process, time series, shaft diameter.