УДК **004.032.26** DOI **10.46960/1816210X_2025_3_15**
EDN **MQXYEX**

НЕЙРОСЕТЕВАЯ МОДЕЛЬ УПРАВЛЕНИЯ КОНТАКТНЫМИ ПРОЦЕССАМИ ПРИ РЕЗАНИИ

Ю.Г. Кабалдин
ORCID: **0000-0003-4300-6659** e-mail: **uru.40@mail.ru**
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева
Нижний Новгород, Россия

М.В. Желонкин
ORCID: **0000-0003-1036-6906** e-mail: **noreas@mail.ru**
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева
Нижний Новгород, Россия

С.В. Иванов
ORCID: **0009-0009-5614-4656** e-mail: **ivanov.serega.2016@mail.ru**
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева
Нижний Новгород, Россия

М.С. Аносов
ORCID: **0000-0001-8150-9332** e-mail: **anosov-maksim@list.ru**
Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева
Нижний Новгород, Россия

Описано применение нейронных сетей для прогнозирования процесса резания. Предложено использовать информационные возможности сигнала термо-ЭДС в сочетании с двунаправленной рекуррентной нейронной сетью LSTM для оценки интенсивности износа режущего инструмента. Использование сигнала термо-ЭДС в качестве диагностического параметра обеспечивает оперативный контроль фазового состава и теплофизических свойств контактной пары в процессе обработки. Представленные подходы могут быть реализованы в системах интеллектуального мониторинга, используемых на станках ЧПУ. Применение нейронных сетей для управления контактными процессами при резании обеспечивает повышение качества обработки, снижение износа инструмента, сокращение времени обработки и повышение эффективности производственных процессов.

Ключевые слова: рекуррентная нейронная сеть, изнашивание твердых сплавов, контактные процессы резания, износ твердосплавного режущего инструмента, режущий инструмент, нейроморфный контроллер.

ДЛЯ ЦИТИРОВАНИЯ: Кабалдин, Ю.Г. Нейросетевая модель управления контактными процессами при резании / Ю.Г. Кабалдин, М.В. Желонкин, С.В. Иванов, М.С. Аносов // Труды НГТУ им. Р.Е. Алексеева. 2025. № 3. С. 15-24. DOI: 10.46960/1816210X_2025_3_15 EDN: MQXYEX

NEURAL NETWORK MODEL OF CONTACT PROCESSES CONTROL DURING CUTTING

Y.G. Kabaldin
ORCID: **0000-0003-4300-6659** e-mail: **uru.40@mail.ru**
Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev
Nizhny Novgorod, Russia

M.V. Zhelonkin
ORCID: **0000-0003-1036-6906** e-mail: **noreas@mail.ru**
Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev
Nizhny Novgorod, Russia

© Кабалдин Ю.Г., Желонкин М.В., Иванов С.В., Аносов М.С., 2025

S.V. Ivanov
ORCID: **0009-0009-5614-4656** e-mail: **ivanov.serega.2016@mail.ru**
Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev
Nizhny Novgorod, Russia

M.S. Anosov
ORCID: **0000-0001-8150-9332** e-mail: **anosov-maksim@list.ru**
Nizhny Novgorod State Technical University n.a. R.E. Alekseev
Nizhny Novgorod, Russia

Abstract. The article describes the use of neural networks to predict the cutting process. It is proposed to use the information capabilities of the thermo-EMF signal in combination with a bidirectional recurrent neural network LSTM to assess the wear intensity of a cutting tool. The use of the thermo-EMF signal as a diagnostic parameter ensures operational control of the phase composition and thermophysical properties of the contact pair during the processing. The presented approaches can be implemented in intelligent monitoring systems used on CNC machines. The use of neural networks to control contact processes during cutting ensures improved processing quality, reduced tool wear, reduced processing time and increased efficiency of production processes.

***Key words**:* recurrent neural network, wear of hard alloys, contact cutting processes, wear of carbide cutting tools, cutting tool, neuromorphic controller.

FOR CITATION: Y.G. Kabaldin, M.V. Zhelonkin, S.V. Ivanov, M.S. Anosov. Neural network model of contact processes control during cutting. Transactions of NNSTU n.a. R.E. Alekseev. 2025. № 3. Pp. 15-24. DOI: 10.46960/1816210X_2025_3_15 EDN: MQXYEX

Методы прогнозирования срока службы режущего инструмента можно классифицировать по трем категориям:

1) *измерительные методы*: основаны на регистрации ключевых параметров процесса резания (термо-ЭДС [1], сил резания, акустической эмиссии, вибраций и т.п.), которые косвенно указывают на степень износа резца и позволяют отслеживать динамику его состояния;

2) *теоретические подходы*: опираются на различные физико-математические модели и концепции износа резца (механики абразивного, адгезионного и химико-термического изнашивания и др.), что позволяет научно прогнозировать ресурс режущего элемента [2];

3) *аппаратно-ориентированные методы*: реализуются с помощью универсальных или специализированных приборов [3] и связывают ресурс резца с его материально-физическими свойствами (например, твердостью, микроструктурой), они просты в применении и позволяют быстро оценивать стойкость резца.

В современных автоматизированных системах механической обработки формулируется комплексная многокритериальная задача оптимизации технологического процесса. Необходим компромисс между экономическими показателями (производительностью, себестоимостью) и надежностью процесса (качеством обработки, долговечностью резца), при этом следует учитывать сложные физико-химические и тепловые явления в зоне резания [4-7]. В данном контексте критически важны закономерности трения между инструментом и заготовкой и механизмы износа резца, поскольку они определяют скорость деградации инструмента и стабильность процесса обработки. Часто для решения таких задач используют методы численного моделирования, системы автоматизированного контроля и интеллектуальный анализ данных.

Научные исследования [8, 9] показывают, что степень износа твердых сплавов зависит от силы трения F_{ς}, скорости движения соприкасающихся поверхностей, а также от прочности межатомных связей.

В процессе определения степени износа при механической обработке в реальных условиях возникает сложность в вычислении силы трения F_{ς}. Чтобы ее найти, можно использовать формулу, полученную на основе косвенных измерений (1).

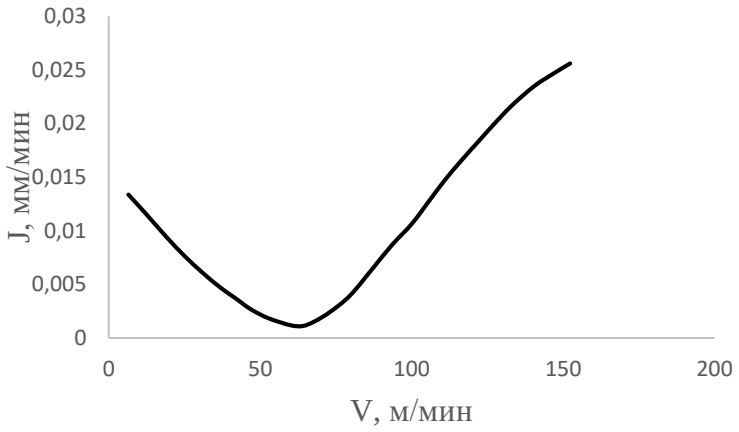

Рис. 1. Влияние скорости резания на степень износа твердосплавного инструмента ТН-20

Fig. 1. The effect of the cutting speed on the degree of wear of the TN-20 carbide tool

На практике метод определения силы трения $F_ç$ реализуется посредством периодической остановки процесса резания с целью измерения длины контакта *h*. Эти измерения выполняются с использованием сложных оптических систем, анализирующих остаточные следы стружки. Однако подобный подход ограниченно применим в условиях автоматизированного производства, поскольку осуществить такие измерения непосредственно на рабочем металлорежущем оборудовании крайне затруднительно из-за ограниченного доступа и необходимости высокой точности. Для ряда инструментальных материалов сила трения может быть определена на основе известных математических моделей, описывающих ее температурную зависимость. Тем не менее, это требует интеграции дополнительных температурных датчиков в конструкцию станка. Это связано с необходимостью внесения температурных коррекций, так как измерение температуры в зоне резания сопряжено с рядом сложностей – в частности, с точным позиционированием сенсоров и высокой неравномерностью температурного поля в зоне контакта. Для решения этой проблемы можно применить естественную термопару (меняется в зависимости от площади соприкосновения режущего инструмента и детали $S_F = b \cdot h$). Это зависит от силы трения $F_ç$, которую представим в виде формулы:

$$F_ç = q_F \cdot S_F = 0{,}28 \cdot S_b \cdot S_F \qquad (1)$$

Результаты экспериментальных исследований свидетельствуют о том, что выходной сигнал естественной термопары существенно зависит от значения скорости резания. Установлено, что в процессе резания скорость износа режущего инструмента может быть представлена в виде функциональной зависимости от трех ключевых параметров:

$$J = f\left(U_t\left(F_з, v\right), v, \Delta H_{пр}\right) \qquad (2)$$

Чтобы воплотить в жизнь предложенную концепцию, нужно создать систему контроля, которая в режиме реального времени будет получать данные о различных характеристиках процесса резания, используемых в качестве параметров управления. Для этого устанавливаются связи между всеми факторами – как управляющими, так и возмущающими – и параметрами, которые выбраны в качестве диагностических. Как показано в работе [10], требованиям в наибольшей степени соответствуют силовые параметры. Для большинства операций обработки к их числу относят крутящий момент $M_{кр}$, окружную P_z, радиальную P_y и осевую P_x силы, численные значения которых можно найти, проанализировав функцию изменения мощности шпинделя во времени $N_{шп}$.

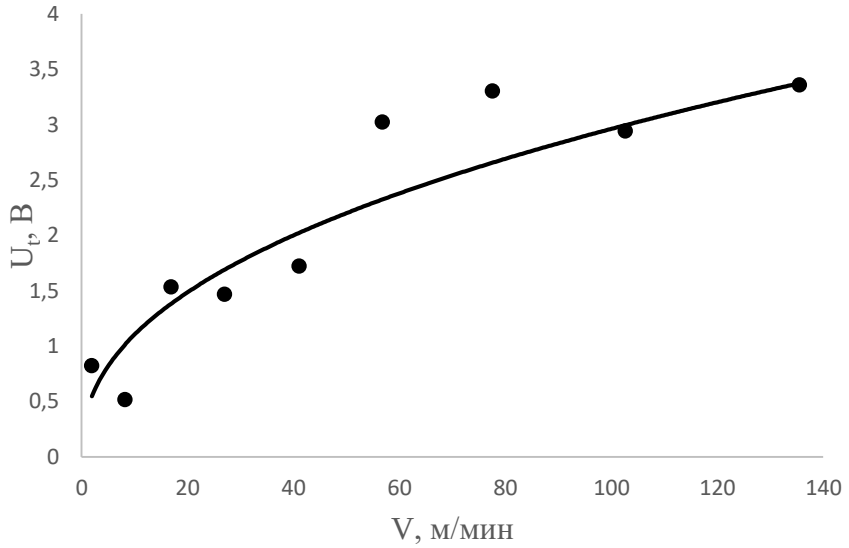

Рис. 2. Влияние скорости резания на величину термо-ЭДС при обработке стали 45 с использованием твердосплавной пластины 15К6

Fig. 2. The effect of cutting speed on the value of thermal EMF when processing 45 steel using a 15K6 carbide plate

Обобщенная модель управления процессом резания на основе диагностирования его состояний представлена на рис. 3 [11].

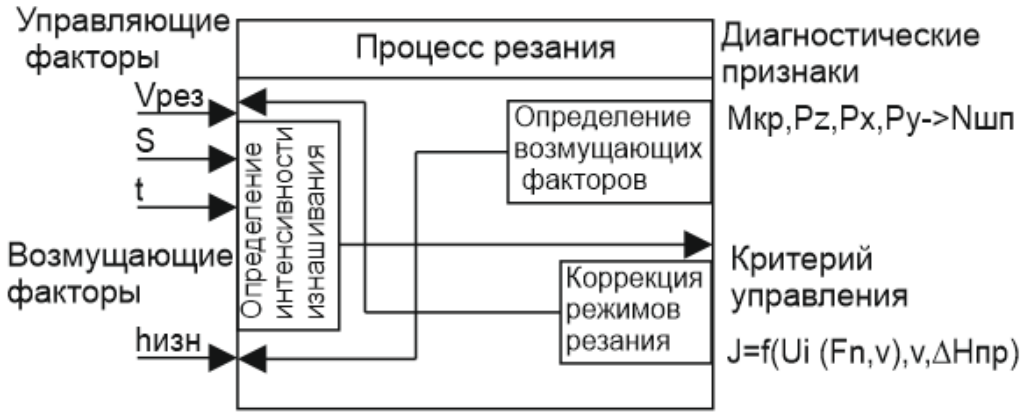

Рис. 3. Обобщенная модель управления процессов резания с использованием интенсивности изнашивания

Fig. 3. Generalized model of cutting process control using wear intensity

Управляющие факторы (скорость резания V, значения подачи S, глубина резания t) известны и задаются в процессе обработки. Возмущающие факторы значения износа режущего инструмента $h_{изн}$ могут быть определены в результате нахождения зависимости в процессе резания диагностических признаков крутящего момента $M_{кр}$, сил резания P_z, P_x, P_y [10], которые, в свою очередь, характеризуются изменением мощности на шпинделе станка в процессе обработки $N_{шп}$. Критерий управления интенсивности изнашивания J определяется по формуле (2) и зависит от управляющих и возмущающих факторов.

Таким образом, полученные описанные зависимости могут быть определены путем проведения многофакторного эксперимента, с выявлением зависимостей для использования многопараметрического диагностирования процесса резания.

Одним из перспективных направлений оценки износа режущего инструмента является

применение методов глубокого обучения [12-15], в частности, двунаправленных рекуррентных нейронных сетей с долгой краткосрочной памятью (BiLSTM). Такие модели позволяют учитывать временные зависимости технологических параметров в процессе резания. Износ инструмента вызывает изменение мощности шпинделя, что делает ее ключевым признаком при диагностике. Задача мониторинга формулируется как многоклассовая классификация состояний износа, где модель должна определить уровень изношенности вплоть до критического. В разработанной BiLSTM-сети используется восемь входных параметров: подача (S), скорость резания (V), глубина резания (t), материал заготовки, материал и геометрия инструмента, термо-ЭДС и мощность шпинделя ($N_{шп}$).

На выходе классификатор определяет либо нормальное состояние (Y0), либо один из десяти уровней износа (Y1-Y10). Применение BiLSTM позволяет повысить точность прогноза за счет анализа как предшествующих, так и последующих значений параметров. Это способствует повышению надежности мониторинга и своевременной замене инструмента, снижая риски аварий и повышая эффективность обработки.

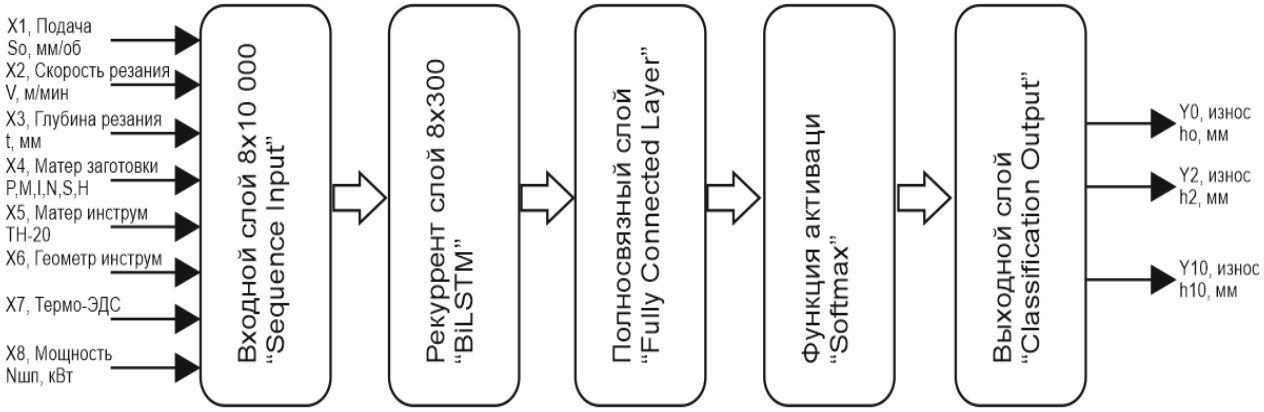

Рис. 4. Нейронная сеть для динамической диагностики степени износа твердосплавных режущих инструментов

Fig. 4. Neural network for dynamic diagnostics of the degree of wear of carbide cutting tools

Архитектура нейронной сети состоит из: входных слоев (Sequence Input) (размерность 8x10 000), двунаправленного рекуррентного слоя (BiLSTM, размерность выхода=8x300), полносвязного слоя (Fully Connected Layer). Выходные данные пропускаются через слой функции активации (Softmax), которая формирует распределение 11 меток классов выходного слоя (Classification Output) в зависимости от износа режущего инструмента и класс без износа.

Для обучения нейронной сети проводилась серия экспериментов на материалах 08Г2С, 20Х13, Сталь 45, СЧ18 и КЧ 30-6. Замерялись значения интенсивности изнашивания режущего инструмента при различных параметрах обработки, находим оптимальные значения, при котором она будет наименьшая. Данные значения были установлены как эталонные. Далее проводилось обучение нейронной сети, получали эталонное значение интенсивности изнашивания, за счет которой будет корректироваться значение мощности $N_{шп}$ шпинделя за счет изменения технологических параметров оптимальной подачи и скорости резания для каждого режущего инструмента и материала заготовки.

Для обучения искусственной нейронной сети использовался алгоритм обратного распространения ошибки [12].

Для обучения нейронной сети использовался набор данных, содержащий [16]:

- обучающий набор «cut train» с данными процесса резания;
- тестовый набор «cut test» с данными процесса резания без регистрации параметров износа инструмента.

Обучающая и тестовая выборки имеют сходную структуру.

Фрагмент тестового набора «cut_train» представлен в табл. 1.

Таблица 1.
Фрагмент тестового набора «cut_train»

Table 1.
Fragment of the «cut_train» test set

id	wear	set1	…	set8	s1	s2	…	s10000
1	**0**	0,02		0,8	0,657	0,43		0,96
1	**10**	0,04		1,2	0,853	0,279		1,45
1	**20**	0,05		1,2	0,943	0,432		0,164
…	**…**							
100	**100**	0,5		1,57	1,478	1,392		0,326

В табл. 1 представлены:

- id – идентификационный номер режущего инструмента (id =1…100);
- wear – степень износа режущего инструмента в процентном соотношении от 0 до 100 %;
- set_1, set_2…set_8 – соответствуют входным параметрам для ИНС;
- s1-s10000 – показания датчика мощности $N_{шп}$.

Набор обучающих данных *cut train* содержит сведения, полученные из нескольких многомерных временных рядов (до идентификатора 100), сформированных на основе данных с датчика мощности, установленного на приводе главного движения шпинделя ($N_{шп}$). Предполагается, что каждый режущий инструмент обладает индивидуальным уровнем начального износа, а также работает при различных технологических условиях, однако эти данные не предоставлены пользователю. В этом наборе данных инструмент функционирует при заданных значениях технологических параметров – подаче S (мм/мин), скорости резания V и глубине резания t, зафиксированных в начале каждого временного ряда. В определенный момент времени в течение рабочих циклов показатели интенсивности изнашивания режущего инструмента начинают расти. Когда достигается установленное пороговое значение износа (h > 80 %), дальнейшая эксплуатация считается небезопасной для продолжения работы. В тестовом наборе *cut test* также есть данные из нескольких многомерных временных рядов, которые были получены с помощью различных датчиков. Однако информация о степени износа конкретного режущего инструмента при уровне износа более 80 % не является показателем его отказа. Это означает, что в тестовом наборе нет данных о том, сколько циклов может проработать инструмент, прежде чем он выйдет из строя. Задача нейронной сети – научиться определять состояние, при котором работа режущего инструмента становится опасной для дальнейшего использования. В табл. 2 представлены результаты тестирования пяти моделей BiLSTM-сети, которые были обучены в течение 1000 эпох.

Таким образом, для обучения нейронной сети BiLSTM наиболее оптимальным является применение функции активации ReLu, при увеличении времени обучения такая конфигурация показала наилучшую точность. Точность обучения классификатора составила 88 %. Разработанная нейросетевая модель может быть использована для автоматического определения состояния износа режущего инструмента в процессе эксплуатации.

Таблица 2.
Результаты тестирования модели LSTM-сети

Table 2.
LSTM network model testing results

№	Средняя точность	Функция активации	Количество эпох обучения	Время обучения, с	Дисперсия ошибки
1	0,8723	tanh	1000	1453	0,00023
2	0,8854	Relu	1000	2875	0,0000087
3	0,8432	sigmoid	1000	1352	0,001
4	0,8836	tanh	1000	1542	0,000035
5	0,8887	tanh	1000	1542	0,000034

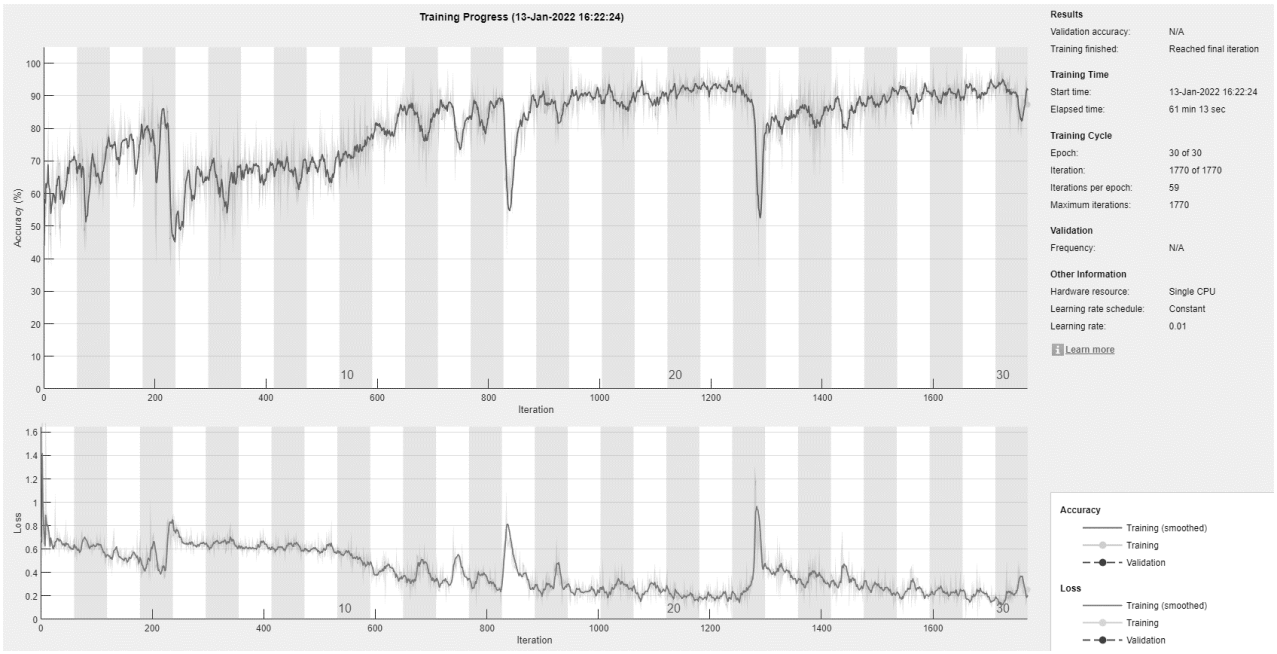

Рис. 5. Прогресс обучения классификатора с функцией активации ReLu

Fig. 5. Learning progress of the classifier with the ReLu activation function

Для обеспечения стабильности процесса резания можно использовать интеллектуальные системы мониторинга. Они работают с помощью датчиков, которые передают данные о динамических моделях сил резания, используемые для мониторинга, диагностики и управления процессом. В процессе работы инструмента можно менять режимы резания, основываясь на данных диагностики технологической системы [17]. Это позволяет контролировать процесс резания и вносить необходимые изменения в работу инструмента. Современные системы ЧПУ станков имеют достаточно вычислительных мощностей для диагностики и управления процессом резания. В станках применяются приводы, которые позволяют плавно регулировать скорость как основного движения, так и движения подачи. Это гарантирует стабильность работы технологических систем. В таких условиях надежность технологических систем зависит от надежности систем диагностики и управления, которые функционируют в автоматическом режиме.

Система интеллектуального регулирования измеряет нагрузку на шпинделе и с использованием нейроморфного контроллера, на основе описанной конфигурации ИНС, вычисляет оптимальную подачу и скорость резания для каждого режущего инструмента и материала заготовки, подгруженной из базы данных, хранящейся на сервере. Система интеллектуального регулирования состоит из следующих основных компонентов: измерительных датчиков, системы сбора данных и сигнального процессора, аппаратного блока, регулирующего подачу и скорость резания, нейроморфного контроллера, обрабатывающего данный, сервера с подключаемой базой данных, на вход которой подаются параметры обработки, материала заготовки и инструментального материала, панель управления с интерфейсом ЧПУ. Перед обработкой в панель управления задаются параметры: подача S мм/мин, скорость резания V, глубина резания t, материал обрабатываемой детали и инструментального материала и геометрия инструмента. Эти данные передаются в нейроморфный контроллер и запускается процесс обработки по расчетным значениям технологических параметров. Датчики регистрируют сигналы величин $N_{шп}$ во время процесса обработки, регистрируются системой сбора данных DAQ и проходят обработку в сигнальном процессоре DSP. Обработанный сигнал передается в нейроморфный контроллер, работающий по конфигурации обученной BiLSTM (рис. 3), который его обрабатывает и направляет корректирующие параметры, включающие подачу S, мм/мин, скорость резания V и мощности $N_{шп}$ шпинделя, в ЧПУ станка (CNC Digital I/O).

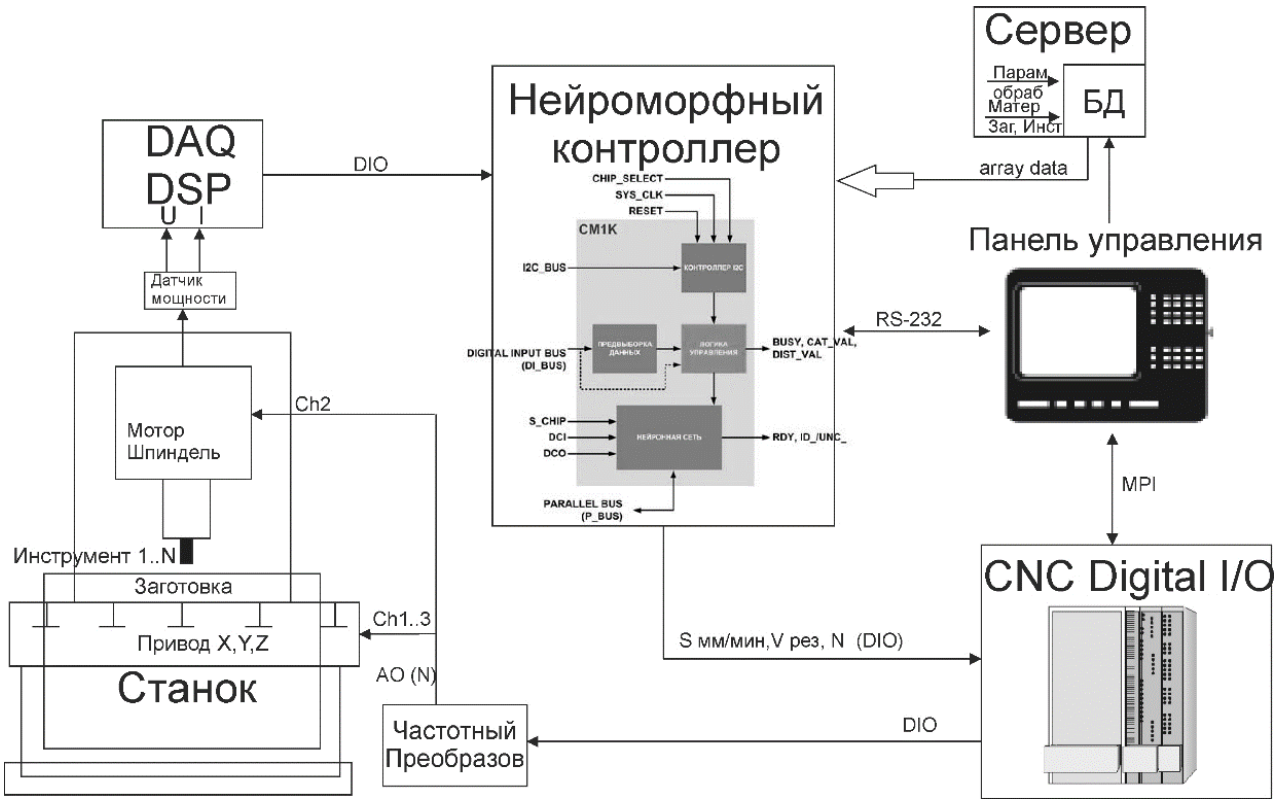

Рис. 6. Структурная схема аппаратного воплощения нейронной сети для динамической оценки степени износа твердосплавного режущего инструмента

Fig. 6. Block diagram of the hardware implementation of the neural network for the dynamic assessment of the degree of wear of carbide cutting tool

Нейроморфный контроллер на базе искусственных нейронных сетей применяет адаптивные алгоритмы обработки данных, обеспечивая расчет оптимальных режимов резания. Контроллер генерирует команды для оперативной корректировки траектории движения формообразующего режущего инструмента, компенсируя деформации технологической системы вследствие износа режущих кромок. Система функционирует в составе программно-аппаратного комплекса управления станком с ЧПУ, повышая точность и стабильность обработки.

В результате вычислений контроллера определяются текущие значения интенсивности изнашивания, силы трения, величины термо-ЭДС в данный момент времени, и формируется управляющее воздействие. Скорость вращения электродвигателя основного привода регулируется с помощью нейроморфного контроллера. Этот контроллер обеспечивает как автоматическое, так и полуавтоматическое управление станком, позволяя задавать параметры резания, отслеживать характеристики обработки в процессе работы и фиксировать результаты эксперимента. Оператор устанавливает необходимую мощность двигателя, основываясь на технологической карте или программе. Система сбора данных о мощности, функционирующая в паре с нейроморфным контроллером, рассчитывает текущее значение механической мощности двигателя.

Полученное значение сопоставляется с заданным, после чего контроллер отправляет команду на корректировку скорости вращения двигателя, обеспечивая, чтобы мощность на валу не превышала допустимое отклонение от установленного значения.

Выводы

Применение сигнала термо-ЭДС в качестве диагностического параметра позволяет оценивать фазовый состав и теплофизические характеристики контактной пары. Информационная емкость термо-ЭДС применяется для оценки износа инструмента с помощью двунаправленной LSTM-сети, учитывающей временные зависимости сигнала.

Основная задача, которая решалась нейросетевыми подходами – выявление информативных компонентов сигнала и установление их связи с износом инструмента. Нейросетевое управление резанием повышает качество обработки, сокращает временные затраты и снижает износ инструмента.

Применяемые подходы могут быть реализованы в системах интеллектуального мониторинга, используемых на станках ЧПУ для анализа данных о контакте инструмента с обрабатываемым материалом в режиме реального времени. Это позволит оптимизировать параметры резания для достижения оптимальных результатов и повышения производительности.

Библиографический список

1. **Сергеев, А.С.** Особенности использования сигнала ЭДС резания в условиях автоматизированного станочного производства / А.С. Сергеев, А.Л. Плотников, Ж.С. Тихонова // Наукоемкие технологии в машиностроении. 2016. № 6. С. 21-27.
2. **Реченко, Д.С.** Виды износа твердосплавных пластин при лезвийной обработке и методы борьбы с ними / Д.С. Реченко, А.А. Ежов, Д.Г. Балова, И.А. Царенко, А.Г. Кисель, Р.У. Каменов // Омский научный вестник. 2015. № 3 (143). С. 83-87.
3. **Иващенко, А.П.** Методы и средства контроля состояния режущего инструмента // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. 2015. № 12 (3). С. 393-396.
4. **Верещака, А.А.** Повышение эксплуатационных характеристик инструмента из безвольфрамовых твердых сплавов с помощью наноструктурированных многослойно-композиционных покрытий / А.А. Верещака, О. Хожаев // Вестник Брянского государственного технического университета. 2014. № 3 (43). С. 20-25.
5. **Верещака, А.А.** Функциональные покрытия для режущих инструментов // Вестник Брянского государственного технического университета. 2015. № 4 (48). С. 25-37.
6. **Муратов, К.Р.** Влияние жесткой и фрикционной кинематической связи в контакте инструмент-деталь на равномерность износа инструмента // СТИН. 2015. № 9. С. 23-26.
7. **Уткин, Е.Ф.** Оценка влияния деформационных процессов в контактируемых зонах обрабатываемого и инструментального материалов на износ режущего инструмента // Известия Волгоградского государственного технического университета. 2007. № 3 (29). Т. 1. С. 132-134.
8. **Козлов, В.И.** Анализ влияния относительных колебаний на износ лезвийного инструмента // СТИН. 2008. № 1. С. 9-14.
9. **Pasko N.I.,** Antsev A.V., Antseva N.V., Fyodorov V.P. The generalized mathematical model of the failure of the cutting tool. IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2017. V. 177. 012052.
10. **Григорьев, С.Н.** Оперативное управление процессом резания по мощности резания / С.Н. Григорьев, М.В. Терешин. // Технология машиностроения. 2012. № 1. С. 18-21.
11. **Терешин, М.В.** Принципы многопараметрического диагностирования технологических систем металлообработки // Контроль. Диагностика. № 12. 2012. С. 72-75.
12. **Özel T.,** Karpat Y. Predictive Modeling of Surface Roughness and Tool Wear in Hard Turning Using Regression and Neural Networks. International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2005. V. 45. Pp. 467-479.
13. **Масалимов, К.А.** Диагностика состояния режущего инструмента металлорежущих станков с использованием двунаправленных рекуррентных нейронных сетей с долгой краткосрочной памятью / К.А. Масалимов, Р.А. Мунасыпов, С.И. Фецак, Р.Г. Кудояров // СТИН. 2020. № 12. С. 12-16.
14. **Масалимов, К.А.** Применение двунаправленных сетей долгой краткосрочной памяти для определения износа режущего инструмента станков с числовым программным управлением в процессе эксплуатации // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2021. №

9(4). [Электронный ресурс] – Режим доступа: https://moitvivt.ru/ru/journal/pdf?id=1058 (дата обращения 15.12.2024). DOI: 10.26102/2310-6018/2021.35.4.014
15. **Кабак, И.С.** Методика применения аппарата нейронных сетей для решения задач диагностики процесса резания / И.С. Кабак, Н.В. Суханова, А.М. Гаделев // Вестник МГТУ Станкин. 2012. № 4 (23). С. 130-133.
16. **Omelchak, A.,** Fecak S.I., Idrisova U.V. Dynamic Processes in a Machine-Tool at High-Speed. DAAAM International Scientific Book. 2016. Pp. 175-182.
17. **Мартинов, Г.М.** Диагностирование режущих инструментов и прогнозирование их остаточной стойкости на станках с ЧПУ в процессе обработки / Г.М. Мартинов, А.С. Григорьев // СТИН. 2012. 12. С. 23-27.

Дата поступления
в редакцию: 06.12.2024

Дата принятия
к публикации: 19.05.2025