

Машиностроение и машиноведение

УДК 621.9.02

doi: 10.18698/0536-1044-2020-1-3-12

Интеллектуальное управление технологическими системами в условиях цифрового производства

Ю.Г. Кабалдин, Д.А. Шатагин, М.С. Аносов, А.М. Кузьмишина

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева

Intelligent Control of Technological Systems in Digital Manufacturing

Y.G. Kabaldin, D.A. Shatagin, M.S. Anosov, A.M. Kuzmishina

Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev

Проведен анализ развития систем адаптивного управления станками с ЧПУ. Показано, что построение систем оптимального управления процессом механической обработки базируется на таких подходах, как искусственный интеллект, генетические алгоритмы оптимизации режимов обработки, экспертные системы накопления знаний, облачные технологии и разработка цифрового двойника оборудования. Создана адаптивная система интеллектуального управления станком с ЧПУ на основе обучения нейросетевой модели, что дает возможность повысить качество обработки деталей и уменьшить износ режущего инструмента. Предложено рассматривать цифровые двойники как электронные паспорта киберфизических систем. Такая стратегия может стать основой современной цифровой трансформации на всех уровнях механообрабатывающего предприятия. Она позволит не только выполнять анализ данных оборудования, систем, устройств, но и использовать информацию для сокращения времени вывода новых изделий на рынок, для повышения гибкости производства, качества продукции и эффективности производственных процессов.

Ключевые слова: адаптивное управление станком, искусственный интеллект, цифровой двойник оборудования

This paper presents an analysis of the development of adaptive control systems for CNC machines. It is shown that the construction of systems for optimal control of machining processes is based on such approaches as artificial intelligence, genetic algorithms for optimizing processing modes, expert systems for knowledge accumulation, cloud technologies and the development of digital twins of the equipment. An adaptive system of intelligent control of a CNC machine is developed based on training of a neural network model, which can improve the quality of machining parts and reduce the wear of the cutting tool.

Keywords: adaptive control of a machine-tool, artificial intelligence, cutting process diagnostics, digital twin of a machine-tool

Известно, что по принципу управления адаптивные системы (технологические и геометрические) подразделяют на три группы: предельного управления, оптимального управления и самообучающиеся (интеллектуальные) [1–9].

Цель работы — разработка эффективной схемы управления технологическими системами.

Адаптивные системы предельного управления включают в свой состав следующие системы: стабилизации, следящие и программного регулирования. Системы стабилизации предназначены для поддержания на заданном уровне какого-либо параметра: мощности резания, крутящего момента, силы и скорости резания, координаты положения инструмента и т. д.

Адаптивные системы оптимального управления, как правило, построены на основе математической модели реализуемого процесса, аналитически задающей систему технических ограничений области поиска оптимальных режимов резания и выражающей зависимость критерия оптимальности от параметров обработки. Вследствие простоты реализации наибольшее распространение получили модели, базирующиеся на эмпирических степенных зависимостях выходных характеристик процесса резания от параметров режима и геометрии инструмента.

Эти модели, являющиеся достаточно приближенной имитацией процесса механической обработки, служат основой для бесперебойных систем адаптивного управления (рис. 1) [5]. Не-

достаток имитационной модели заключается в неудовлетворительной точности и отсутствии адекватного отклика на изменяющиеся условия протекания процесса (возмущения).

Более перспективной структурой в классе адаптивных систем управления технологическим оборудованием механообработки являются системы, в которых реальный процесс и его модель расположены в контуре управления последовательно (рис. 1, б), а не параллельно (рис. 1, а). Такие системы базируются на диагностических моделях процесса и реализуют поисковый алгоритм адаптивного управления [6].

В области построения диагностических моделей процесса резания проведено множество работ, основная цель которых заключалась в определении наиболее информативной системы диагностирующих признаков и в установлении строгой корреляции между состоянием рабочего процесса и результатами косвенных измерений.

подавляющее большинство предлагаемых моделей создано на основе регрессионных или корреляционных зависимостей, полученных статистической обработкой экспериментальных данных, т. е. они решают задачу идентификации состояния процесса статистическими методами.

Логично решать задачи, связанные с идентификацией состояния технологического процесса (ТП), специализированными методами теории распознавания образов. Эффективным

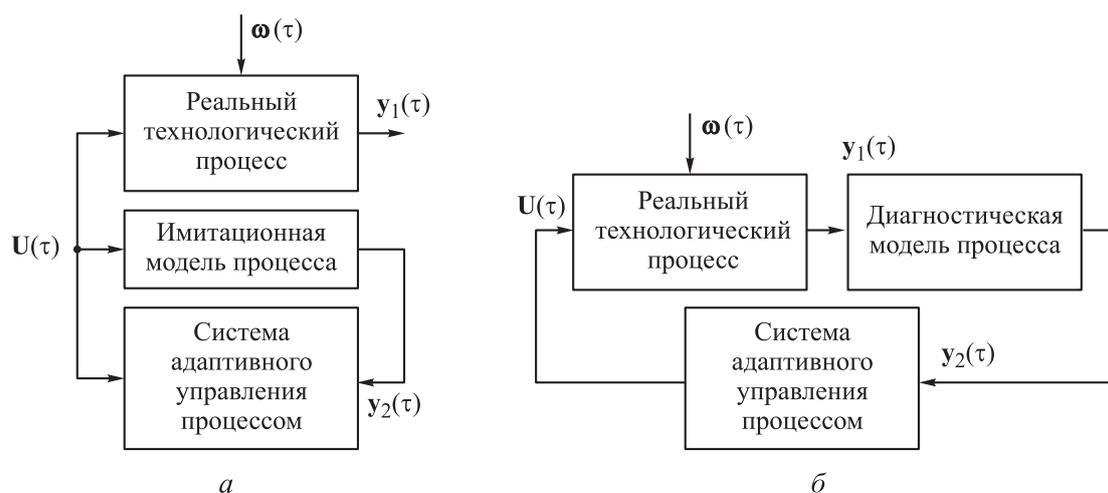


Рис. 1. Структурные схемы построения систем адаптивного управления процессом механической обработки, где реальный процесс и его модель в контуре управления расположены параллельно (а) и последовательно (б): $\omega(\tau)$ — вектор возмущающих воздействий; $U(\tau)$ — вектор управления; $y_1(\tau)$ — вектор выходных параметров процесса; $y_2(\tau)$ — вектор предполагаемых значений выходных параметров процесса)

математическим механизмом обобщения и распознавания образов могут служить искусственные нейронные сети (ИНС) [10, 11].

Проведенные теоретические и практические исследования показали, что задача оценки состояния процесса резания по данным косвенных измерений может быть формализована и корректно перенесена на класс задач, решаемых ИНС.

В частности, использование ИНС встречного распространения позволяет однотипными методами создавать достаточно широкий спектр диагностических моделей процессов механообработки: точности формообразования (обработки), качества обработанной поверхности, динамической устойчивости и т. д. [10, 11].

После создания диагностических моделей следующим важным этапом построения системы адаптивного управления процессом механообработки служит разработка алгоритма оптимизации технологических режимов. Оптимальность параметров ТП обычно определяется экономическими показателями себестоимости или производительности. Однако главным условием назначения режимов обработки является получение детали, удовлетворяющей требованиям точности и качества.

Большинство оптимизационных алгоритмов предполагает выражение критерия оптимальности с помощью специальной целевой функции, имеющей, как правило, помимо глобального несколько локальных («ложных») экстремумов. Нахождение глобального экстремума таких мультимодальных зависимостей представляет собой нетривиальную задачу.

Наиболее часто используемый в задачах оптимизации алгоритм градиентного спуска в данном случае не даст желаемых результатов, так как поиск подчас «застревает» в каком-либо из локальных экстремумов. Другой популярный для решения оптимизационных задач переборный алгоритм, теоретически, способен отыскать глобальный минимум целевой функции, но практически перебор всех возможных комбинаций параметров протекания ТП займет значительное время [7].

Выходом из сложившейся ситуации является применение новых разработанных в рамках задач искусственного интеллекта методов оптимизации — генетических алгоритмов (ГА). ГА — это определенным образом построенные комбинации переборных и градиентных методов. Такие алгоритмы обладают высокой спо-

собностью сходимости в процессе нахождения глобального оптимума, но при этом имеют определенную степень погрешности выходных результатов.

Для обеспечения более надежного функционирования системы оптимального управления следует предусмотреть в ее составе альтернативный механизм поиска оптимального режима обработки. Таким методом может стать экспертная система (ЭС), основанная на базе знаний.

Несомненное достоинство ЭС заключается в способности к саморазвитию. То есть, пополняя базу знаний и следуя определенным правилам, ЭС способна в конечном итоге находить решение достаточно большого класса задач, в том числе и поиска экстремума сложных мультимодальных зависимостей. Это свойство ЭС позволяет с успехом использовать их в устройствах поиска оптимальных режимов обработки для различных ТП.

Естественно, что в процессе саморазвития ЭС требуется некоторое время для сбора дополнительной информации о характере ТП и зависимости выходных параметров от режимов обработки, т. е. время на обучение (в данном случае на самообучение). В общем случае продолжительность обучения может составлять значительный период, в несколько раз превосходящий штучное время обработки одной детали. Поэтому применение ЭС для поиска оптимальных режимов обработки становится невозможным в условиях единичного или мелкосерийного производства.

Наоборот, методы оптимизации режимов на основе ГА при их приближительной точности нахождения оптимума обладают способностью работать в условиях минимального количества априорной информации о характере ТП. Поэтому логичным подходом к построению адаптивной системы управления процессом механообработки является совместное использование в контуре поиска оптимального режима, ГА и ЭС.

Такой подход позволяет конструировать системы управления металлорежущими станками с ЧПУ, способными эффективно функционировать в условиях единичного, серийного и массового производств.

Структурная схема системы адаптивного управления металлорежущим станком, построенная на принципах искусственного интеллекта, приведена на рис. 2.

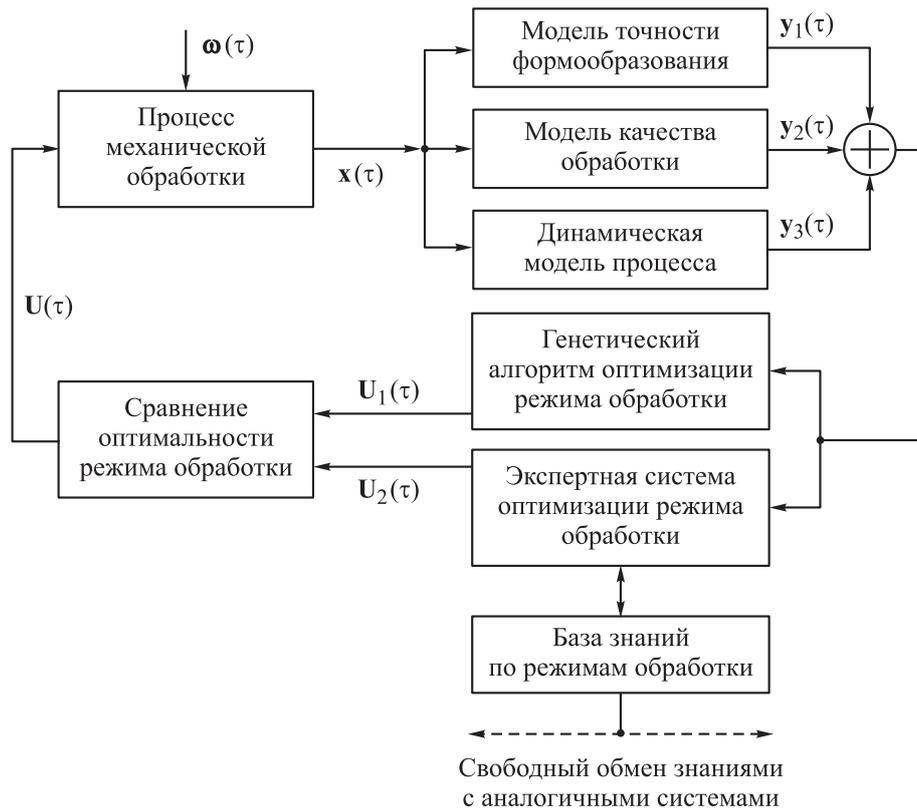


Рис. 2. Структурная схема системы адаптивного управления металлорежущим станком, построенная на принципах искусственного интеллекта:

$\omega(\tau)$ — вектор возмущающих воздействий; $x(\tau)$ — вектор входных параметров процесса; $U(\tau)$ — вектор управления; $U_1(\tau)$ и $U_2(\tau)$ — векторы предполагаемых значений параметров управления ГА и ЭС; $y_1(\tau)$ и $y_2(\tau)$ — векторы предполагаемых значений выходных параметров точности и качества; $y_3(\tau)$ — вектор предполагаемых значений выходных динамических параметров процесса

Как видно из рис. 2, система адаптивного управления обладает всеми необходимыми компонентами интеллектуального устройства. Во-первых, она имеет набор диагностических нейросетевых моделей, которые можно ассоциировать с органами чувств биологических прототипов интеллектуальных поведенческих моделей. Во-вторых, система содержит совокупность встроенных знаний (позволяющих функционировать в совершенно незнакомых условиях начала обработки новой партии деталей), реализованную в виде ГА оптимизации режимов. В третьих, в состав системы входит механизм накопления опыта и усовершенствования собственных знаний, роль которого выполняет самообучающаяся ЭС [8, 9].

Важной особенностью архитектуры системы адаптивного управления металлорежущим станком на основе синергетического подхода является ее открытость для свободного обмена информацией и знаниями с внешней средой, т. е. с аналогичными системами обработки резанием (со станками с ЧПУ). Подобный обмен

знаниями служит для ускорения сбора информации о наиболее оптимальных режимах обработки благодаря одновременному параллельному самообучению нескольких станочных систем.

На базе предлагаемой концепции разработана система интеллектуального управления процессом токарной обработки. Для упрощения интеграции с ЧПУ токарного станка система управления реализована по принципу двумерного экстремального управления.

Траекторию движения инструмента и глубину резания задает штатная система ЧПУ станка, а оптимальные значения скорости резания и подачи определяются динамически на основе интеллектуального анализа информации, фиксируемой измерительной аппаратурой и характеризующей текущее состояние процесса обработки.

Экспериментальная система интеллектуального управления процессом токарной обработки (рис. 3) включает в себя станок с системой ЧПУ, тензорезисторный датчик 1 силы в под-

шипниковом узле револьверной головки, пьезоэлектрический датчик 2 силы в запорном устройстве револьверной головки, датчик акустической эмиссии 3, тензоизмерительную аппаратуру, аппаратуру обработки сигнала виброакустической эмиссии (ВАЭ), аналого-цифровой преобразователь (АЦП) и управляющую ЭВМ.

Входными данными для системы интеллектуального управления являются сигналы датчиков силы резания и датчиков ВАЭ. Наличие аппаратуры для измерения сил резания в составе системы интеллектуального управления вызвано необходимостью соблюдать технические ограничения режима обработки по мощности приводов, предельно допустимым нагрузкам, воздействующим на элементы станка, и усилиям, вызывающим упругую деформацию инструмента и детали.

Диагностика несилевых параметров процесса токарной обработки также выполняется с помощью анализа сигналов ВАЭ, которая рассматривается в контексте данной системы управления как отображение состояния совокупности диссипативных процессов, происходящих в зоне резания.

На основе сигналов ВАЭ нейросетевые диагностические модели идентифицируют текущее состояние процесса резания и оценивают в реальном времени мгновенные значения износа инструмента и вида получаемой стружки [10].

Предварительная оптимизация режима резания осуществляется с помощью ГА, специально адаптированного для управления токарной обработкой и связанными с ней ограничениями, вызванными нерациональностью управления приводами и механизмами подачи.

Параллельно с работой ГА оптимизации происходит наполнение базы знаний, характеризующих закономерности протекания токарной обработки для задач оптимизации режима резания. База знаний может заполняться как в результате работы ЭС оптимизации режима, включенной в состав системы интеллектуального управления, так и путем обмена знаниями с другими подобными системами посредством компьютерных коммуникаций.

По мере накопления знаний качественные показатели оптимизации режима с помощью ЭС начинают превосходить таковые, полученные с использованием ГА, и надобность в использовании ГА отпадает.

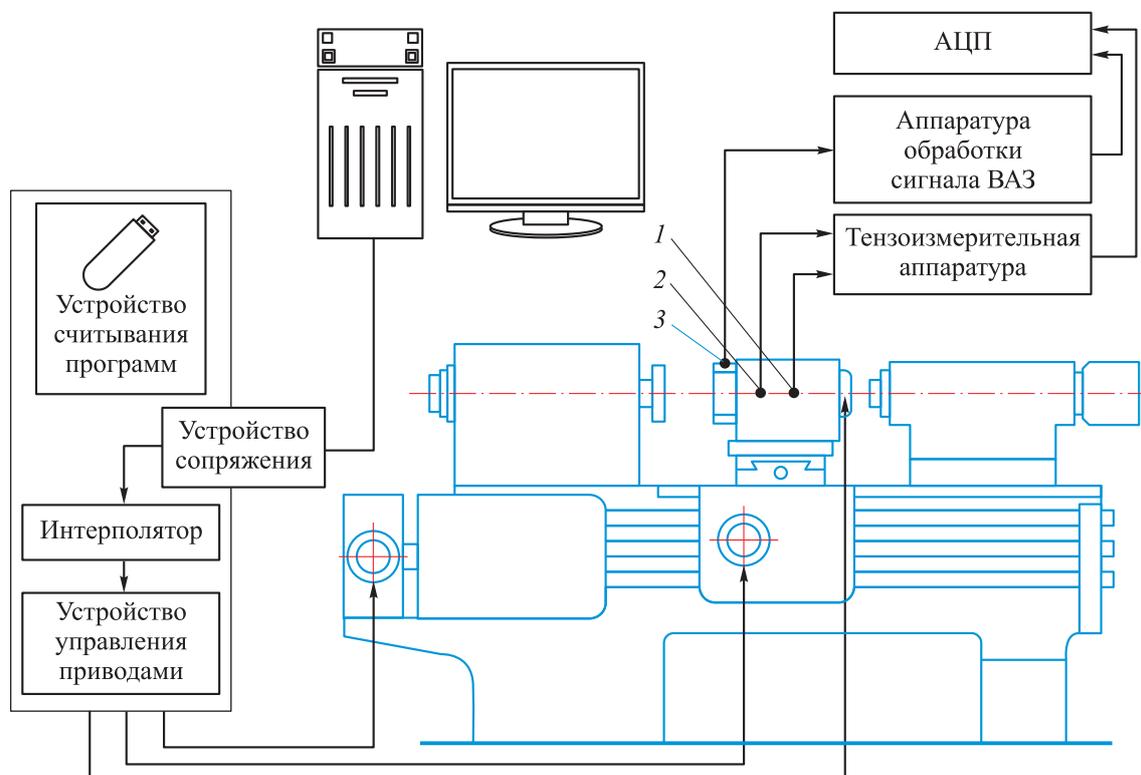


Рис. 3. Экспериментальная система интеллектуального управления процессом токарной обработки:
1 — тензорезисторный датчик силы в подшипниковом узле револьверной головки; 2 — пьезоэлектрический датчик силы в запорном устройстве револьверной головки; 3 — датчик акустической эмиссии

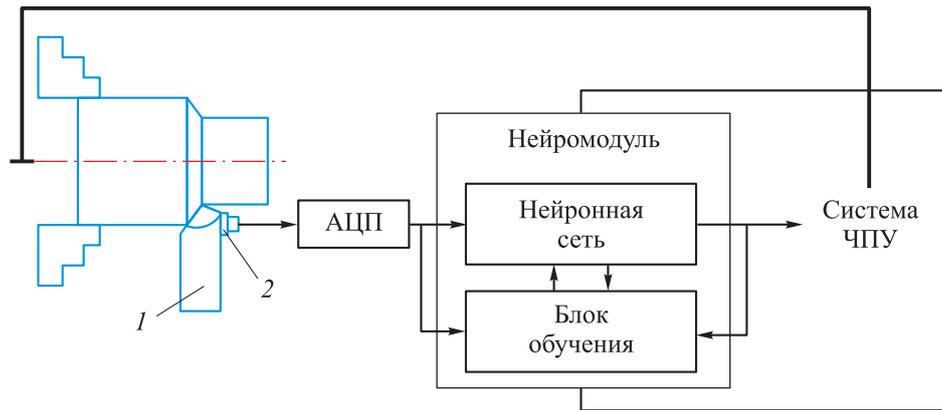


Рис. 4. Схема, иллюстрирующая интеллектуальное управление технологическими системами обработки резанием с ЧПУ:
1 — инструмент; 2 — датчик

С учетом изложенного [11] можно предложить единую базовую управляющую платформу, на основе которой необходимо как разрабатывать новое поколение современных систем управления технологическим оборудованием, так и совершенствовать существующие системы ЧПУ, но уже для цифровых производств.

В качестве такой платформы могут выступать открытые системы ЧПУ станков со встроенными нейромодулями (см. рис. 3, 4) и модулями связи с промышленным интернетом, т. е. с возможностями использования облачных технологий обработки большого объема данных на серверах как предприятий (в локальных сетях), так и провайдеров.

Все это создаст основу интеллектуального управления для широкой номенклатуры технологического оборудования, оснащенного системами ЧПУ. Технологические системы, оборудованные сенсорами (датчиками) для снятия и обработки информации, получили название «киберфизические системы» (КФС).

Реализация таких схем нейроуправления процессом механической обработки прежде всего подразумевает корректировку режимов резания на основе анализа сигналов ВАЭ из зоны резания, температуры и нагрузки на привод главного движения. Для этого следует разместить систему сенсоров на станке с ЧПУ и применить специальные модули с цифровыми и аналоговыми входами/выходами для корректировки управляющих воздействий.

Современные системы ЧПУ, как правило, имеют специальные процессорные модули ЧПУ (Numeric control unit) для управления приводами станка. Каждый такой модуль может управлять закрепленным за ним приводом

или комплексом приводов. Процессорный модуль передает управляющие сигналы на приводы станка с помощью специальной шины данных. Для корректировки управляющих воздействий необходимо подключить нейроморфный контроллер (нейромодуль) к процессорному модулю с помощью цифровых входов.

При этом система сенсоров через АЦП подключается непосредственно к нейроморфному контроллеру и формирует массив входных данных. Одним из вариантов нейроморфного контроллера является использование нейроплаты NT Adaptive, имеющей в своем составе ARM-микроконтроллер серии M4, один или два нейрочипа CM1K, источники питания DC/DC, Flash-память объемом 64 Мбит, часы реального времени, порты Ethernet и USB 2.0, светодиодную индикацию состояния и режимов работы.

В зависимости от модели нейроплата NT Adaptive содержит от 1024 до 2048 нейронов. Обмен данными микроконтроллера с нейрочипами CM1K может происходить как по последовательной шине I2C, так и по параллельной шине данных, состоящей из 25 линий.

Подключение нейроморфного контроллера к системе ЧПУ станка для адаптивного управления процессом механической обработки показано на рис. 5, где MPI и RS 232 — протоколы обмена данными.

Нейроплата представляет собой нейронную сеть, обученную в режиме офлайн, чтобы имитировать обратную динамику объекта управления на основе записанных траекторий поведения динамического объекта. Для станка с ЧПУ это могут быть фазовые траектории упругой системы, полученные путем анализа сигналов

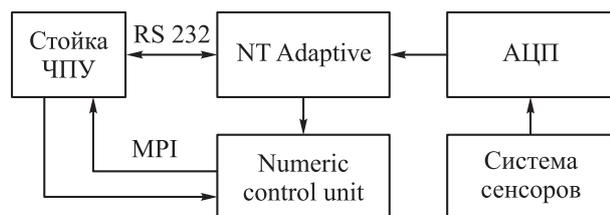


Рис. 5. Принципиальная схема адаптивного управления станком с ЧПУ с использованием нейроморфного контроллера Numeric control unit

виброускорений. Для этого на объект управления в качестве управляющего сигнала подают некоторый случайный процесс.

Значения управляющих сигналов и ответных реакций объекта записываются в специальную базу данных, и на этой основе формируют обучающую выборку. В ходе обучения ИНС устанавливает зависимость управляющего сигнала от ответного значения реакции объекта управления. При управлении объектом нейромодуль подключается как контроллер, получая на вход значения задающего воздействия и состояния объекта управления, поступающего по каналу обратной связи.

Чтобы предлагаемая платформа действительно стала основой современной цифровой трансформации на всех уровнях механообрабатывающего предприятия, она должна не только проводить анализ данных оборудования, систем, устройств, но и использовать информацию (большие данные) для сокращения времени вывода новых изделий на рынок, для повышения гибкости производства, качества продукции и эффективности производственных процессов.

Моделирование ТП и оборудования на основе методов машинного обучения получило название «цифровой двойник» (ЦД). ЦД (digital twin) — новый термин в моделировании оборудования, ТП в планировании производства [12]. Это совокупность математических моделей, достоверно описывающих ТП и взаимосвязи как на отдельном объекте, так и на всем производственном предприятии с использованием анализа больших данных (Big data) и машинного обучения.

Лидером в области использования ЦД является компания Siemens [12]. Согласно ее определению, цифровой двойник — это ансамбль математических моделей, характеризующих различные состояния оборудования, ТП и бизнес-процессов во времени в соответствии с текущими производственными условиями.

Среди математических моделей особое место занимают нейросетевые. Поэтому нейросетевая модель ТП или изделия — есть ЦД. В связи с этим российский приоритет интеллектуального подхода к управлению технологическим оборудованием оказывается очевидным [10].

Киберфизическая система (КФС) — это основная технологическая единица цифрового производства [13], характеризуемая высокими адаптивными и интеллектуальными возможностями вследствие ассоциативного восприятия информации и постоянного обучения, оценки текущего состояния и прогнозирования будущего, способности автономно решать задачи оптимизации и принимать правильные решения на основе анализа многомерных данных с учетом различных, зачастую скрытых, факторов реального производства.

Поэтому основной задачей при создании ЦД является получение КФС. ЦД — это не только ансамбль математических моделей, но и детализированные сборочные 3D-модели объектов, отражающие связи и взаимодействия между узлами. В связи с этим ЦД можно рассматривать как электронный паспорт КФС (его цифровую идентичность), где фиксируются все данные об обрабатываемых материалах, проведенных технологических операциях, испытаниях и тестовых исследованиях.

На сегодняшний день ЦД в основном созданы для ведения бизнеса. Также имеются примеры успешно работающих ЦД в нефте- и газовой промышленности. Литературные данные о ЦД оборудования механообрабатывающих производств на базе КФС в литературе отсутствуют.

Получить ЦД или ЦД на базе КФС можно как с помощью традиционных аналитических подходов, основанных на математическом описании физических процессов, так и с использованием современных статистических методов, в том числе машинного обучения [14].

Как указывалось ранее, в общем случае ЦД на базе КФ — это многофакторная модель оборудования [12, 15–18], включающая в себя ансамбль электронных моделей, т. е. нейросетевых моделей, причем некоторые из них являются определяющими.

Это ИНС динамической устойчивости процесса резания (см. рис. 2), сил резания и шероховатости обработанной поверхности, износа инструмента, стружкообразования и т. д. Силы резания, являющиеся причиной упругих отжати-

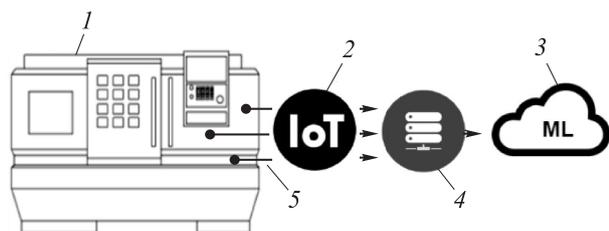


Рис. 6. Создание ЦД токарного станка с ЧПУ: 1 — токарный станок с ЧПУ; 2 — промышленный интернет вещей; 3 — создание ЦД оборудования с использованием методов машинного обучения и облачных технологий; 4 — «пограничное» устройство для предварительной обработки данных (Edge); 5 — система сенсоров

в системе инструмент — деталь, вызывают погрешности формы и размеров, снижают шероховатость поверхности и стойкость инструмента.

Для решения данной задачи разработан комплекс статистических моделей, использующих методы машинного обучения. Полученные модели являются основой для ЦД токарного станка с ЧПУ и позволяют решать задачи регрессионного анализа для прогнозирования динамики рабочего процесса при различных

условиях резания, шероховатости обработанной поверхности и сил резания, а также задачи классификации для оценки текущего состояния станка. Процесс создания ЦД токарного станка с ЧПУ показан на рис. 6.

Выводы

1. Использование ЦД оборудования на основе КФС при разработке ТП дает возможность обнаружить наиболее узкие места в технологических операциях, повысить качество продукции и снизить риски поломки инструмента и нештатной работы оборудования.

2. ЦД позволяют проводить оптимизацию режимов обработки с учетом технического и динамического состояний каждой производственной единицы (что обеспечивает высокоточную оценку производственных мощностей предприятия при составлении соответствующей программы), а также выявлять неисправности оборудования в режиме реального времени на основе интеллектуального анализа данных системы распределенных сенсоров.

Литература

- [1] Балакшин Б.С. *Адаптивное управление станками*. Москва, Машиностроение, 1973. 668 с.
- [2] Кольцов А.Г. *Управление станками и станочными комплексами*. Омск, Изд-во ОмГТУ, 2007. 56 с.
- [3] Фомин В.Н., Фрадков А.Л., Якубович В.Н. *Адаптивное управление динамическими объектами*. Москва, Наука, 1981. 448 с.
- [4] Ядыкин И.Б., Шумский В.М., Овсепян Ф.А. *Адаптивное управление непрерывными технологическими процессами*. Москва, Энергоатомиздат, 1984. 240 с.
- [5] Козлов Ю.М., Юсупов Р.М. *Беспоисковые самонастраивающиеся системы*. Москва, Наука, 1969. 455 с.
- [6] Куропаткин П.В. *Оптимальные и адаптивные системы*. Москва, Высшая школа, 1980. 287 с.
- [7] Чураков Е.П. *Оптимальные и адаптивные системы*. Москва, Энергоиздат, 1987. 256 с.
- [8] Егупов Н.Д., ред. *Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления*. Москва, Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2002. 744 с.
- [9] Изерман Р. *Цифровые системы управления*. Москва, Мир, 1984. 541 с.
- [10] Яруга С.П., Усачев П.А. Принципы создания систем адаптивного контроля технологических процессов для станков с ЧПУ. *Современные научные исследования и инновации*, 2012, № 4. URL: <http://web.snauka.ru/issues/2012/04/11652> (дата обращения 26 марта 2019).
- [11] Кабалдин Ю.Г., ред. *Искусственный интеллект и киберфизические механообрабатывающие системы в цифровом производстве*. Нижний Новгород, НГТУ им. Р.Е. Алексеева, 2018. 271 с.
- [12] Кабалдин Ю.Г., Биленко С.В., Серый С.В. *Управление динамическими процессами в технологических системах механообработки на основе искусственного интеллекта*. Комсомольск-на-Амуре, КнАГУ, 2003. 201 с.

- [13] Шитиков В.К., Мاستицкий С.Э. *Классификация, регрессия и другие алгоритмы Data Mining с использованием R*. 2017. 351 с. URL: <https://github.com/ranalytics/data-mining>
- [14] Frankel A., Larsson J. Есть способ лучше: цифровой двойник повышает эффективность процессов конструкторско-технологического проектирования и производства. *SAD/CAM/CAE Observer*, 2016, № 3, с. 36–40.
- [15] Намиот Д.Е. Базы данных временных рядов в системах «Интернета вещей». *Прикладная информатика*, 2017, т. 12, № 2(68), с. 79–87.
- [16] *Перспективы развития киберфизических производственных систем*. URL: <https://controlengrussia.com/innovatsii/robototehnika/kiberfizicheskie-sistemy/> (дата обращения 14 июня 2016).
- [17] Кабалдин Ю.Г., Шатагин Д.А., Аносов М.С., Кузьмишина А.М. Разработка цифрового двойника станка с ЧПУ на основе методов машинного обучения. *Вестник Донского государственного технического университета*, 2019, т. 19, № 1, с. 45–55, doi: <https://doi.org/10.23947/1992-5980-2019-19-1-45-55>
- [18] Кабалдин Ю.Г., Шатагин Д.А., Колчин П.В., Мансуров Р.Ш. Модульное проектирование станочного оборудования как киберфизических систем на основе искусственного интеллекта и облачных технологий для цифровых производств. *Вестник машиностроения*, 2019, № 1, с. 7–15.

References

- [1] Balakshin B.S. *Adaptivnoye upravleniye stankami* [Adaptive machine control]. Moscow, Mashinostroyeniye publ., 1973. 668 p.
- [2] Kol'tsov A.G. *Upravleniye stankami i stanochnymi kompleksami* [Management of machine tools and machine complexes]. Omsk, OmSTU publ., 2007. 56 p.
- [3] Fomin V.N., Fradkov A.L., Yakubovich V.N. *Adaptivnoye upravleniye dinamicheskimi ob'yektami* [Adaptive dynamic object management]. Moscow, Nauka publ., 1981. 448 p.
- [4] Yadykin I.B., Shumskiy V.M., Ovsepyan F.A. *Adaptivnoye upravleniye nepreryvnymi tekhnologicheskimi protsessami* [Adaptive Continuous Process Management]. Moscow, Energoatomizdat publ., 1984. 240 p.
- [5] Kozlov Yu.M., Yusupov R.M. *Bespoiskovyye samonastrayivayushchiyesya sistemy* [Searchless, self-tuning systems]. Moscow, Nauka publ., 1969. 455 p.
- [6] Kuropatkin P.V. *Optimal'nyye i adaptivnyye sistemy* [Optimal and adaptive systems]. Moscow, Vysshaya shkola, 1980. 287 p.
- [7] Churakov E.P. *Optimal'nyye i adaptivnyye sistemy* [Optimal and adaptive systems]. Moscow, Energoizdat publ., 1987. 256 p.
- [8] *Metody robustnogo, neyro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya* [Robust, neuro-fuzzy and adaptive control methods]. Ed. Egupov N.D. Moscow, Bauman Press, 2002. 744 p.
- [9] Izerman R. *Tsifrovyye sistemy upravleniya* [Digital control systems]. Moscow, Mir publ., 1984. 541 p.
- [10] Yaruta S.P., Usachev P.A. Principles of creation of adaptive process control for CNC machine tools. *Modern scientific researches and innovations*, 2012, no. 4 (in Russ.). Available at: <http://web.snauka.ru/issues/2012/04/11652> (accessed 26 March 2019).
- [11] *Iskusstvennyy intellekt i kiber-fizicheskiye mekhanooobratyivayushchiye sistemy v tsifrovom proizvodstve* [Artificial Intelligence and Cyber-Physical Machining Systems in Digital Production]. Ed. Kabaldin Yu.G. Nizhny Novgorod, NNSTU publ., 2018. 271 p.
- [12] Kabaldin Yu.G., Bilenko S.V., Seryy S.V. *Upravleniye dinamicheskimi protsessami v tekhnologicheskikh sistemakh mekhanooobrabotki na osnove iskusstvennogo intellekta* [Control of dynamic processes in technological systems of machining based on artificial intelligence]. Komsomolsk-on-Amur, KnASU publ., 2003. 201 p.
- [13] Shitikov V.K., Mastitskiy S.E. *Klassifikatsiya, regressiya i drugiye algoritmy Data Mining s ispol'zovaniyem R* [Classification, Regression, and Other Data Mining Algorithms Using R]. 2017. 351 p. Available at: <https://github.com/ranalytics/data-mining>
- [14] Frankel A., Larsson J. There is a better way: a digital double increases the efficiency of the processes of design and technological design and production. *SAD/CAM/CAE Observer*, 2016, no. 3, pp. 36–40 (in Russ.).

- [15] Namiot D.E. Time series databases for Internet of Things. *Applied informatics*, 2017, vol. 12, no. 2(68), pp. 79–87 (in Russ.).
- [16] *Perspektivy razvitiya kiberfizicheskikh proizvodstvennykh system* [Prospects for the development of cyber physical production systems]. Available at: <https://controlengrussia.com/innovatsii/robototekhnika/kiberfizicheskie-sistemy/> (accessed 14 June 2016).
- [17] Kabaldin Yu.G., Shatagin D.A., Anosov M.S., Kuz'mishina A.M. Development of digital twin of CNC unit based on machine learning methods. *Vestnik of Don State Technical University*, 2019, vol. 19, no. 1, pp. 45–55 (in Russ.), doi: <https://doi.org/10.23947/1992-5980-2019-19-1-45-55>
- [18] Kabaldin Yu.G., Shatagin D.A., Kolchin P.V., Mansurov R.Sh. Modular design of machine-tool equipment as cyber-physical systems based on artificial intelligence and cloud technologies for digital productions. *Vestnik mashinostroyeniya*, 2019, no. 1, pp. 7–15 (in Russ.).

Статья поступила в редакцию 16.09.2019

Информация об авторах

КАБАЛДИН Юрий Георгиевич — заслуженный деятель науки и техники РФ, доктор технических наук, профессор кафедры «Технология и оборудование машиностроения». Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Н. Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: uru.40@mail.ru).

ШАТАГИН Дмитрий Александрович — кандидат технических наук, доцент кафедры «Технология и оборудование машиностроения». Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Н. Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: dmitsanych@gmail.com).

АНОСОВ Максим Сергеевич — кандидат технических наук, доцент кафедры «Технология и оборудование машиностроения». Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Н. Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: ansv-maksim@rambler.ru).

КУЗЬМИШИНА Анастасия Михайловна — старший преподаватель кафедры «Технология и оборудование машиностроения». Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева (603950, Н. Новгород, Российская Федерация, ул. Минина, д. 24, e-mail: Foxi-16@mail.ru).

Information about the authors

KABALDIN Yuri Georgievich — Honored Scientist of the Russian Federation, Doctor of Science (Eng.), Professor, Department of Machine Building Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation, Minin St., Bldg. 24, e-mail: uru.40@mail.ru).

SHATAGIN Dmitri Aleksandrovich — Senior Lecturer, Department of Machine Building Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation, Minin St., Bldg. 24, e-mail: dmitsanych@gmail.com).

ANOSOV Maksim Sergeevich — Senior Lecturer, Department of Machine Building Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation, Minin St., Bldg. 24, e-mail: ansv-maksim@rambler.ru).

KUZMISHINA Anastasia Mikhailovna — Senior Lecturer, Department of Machine Building Technology and Equipment. Nizhny Novgorod State Technical University named after R.E. Alekseev (603950, Nizhny Novgorod, Russian Federation, Minin St., Bldg. 24, e-mail: Foxi-16@mail.ru).

Просьба ссылаться на эту статью следующим образом:

Кабалдин Ю.Г., Шатагин Д.А., Аносов М.С., Кузьмишина А.М. Интеллектуальное управление технологическими системами в условиях цифрового производства. *Известия высших учебных заведений. Машиностроение*, 2020, № 1, с. 3–12, doi: [10.18698/0536-1044-2020-1-3-12](https://doi.org/10.18698/0536-1044-2020-1-3-12)

Please cite this article in English as:

Kabaldin Y.G., Shatagin D.A., Anosov M.S., Kuzmishina A.M. Intelligent Control of Technological Systems in Digital Manufacturing. *BMSTU Journal of Mechanical Engineering*, 2020, no. 1, pp. 3–12, doi: [10.18698/0536-1044-2020-1-3-12](https://doi.org/10.18698/0536-1044-2020-1-3-12)