В силу того, что вектор Γ определяет конфигурацию подсошникового пространства и его основные параметры, его управляющее воздействие возникает при отражении высеваемых частиц от внутренних элементов сошника. Не оказывая воздействия на работу распределителя семян, вектор Γ является ограничивающим фактором и его воздействие на распределение семян в подсошниковом пространстве необходимо анализировать после рассмотрения процесса движения и схода семян с распределителя. Влияние воздействия геометрии подсошникового пространства на распределение семян в полной мере рассмотрено и изучено ранее.

Окончательно процесс рассева семян можно представить схемой, изображенной на рисунке 4.

1 – пневмотранспортирующая система; 2 – распределитель семян; 3 – корпус сошника

Рисунок 4 – Расчетная схема рабочего органа разбросного посева

На систему поступает вектор $q(t)$, который под воздействием векторов P , задающих семенам направление и скорость движения на сходе с распределителя, подвергается воздействию статического вектора Γ . Далее, семена имея направление и некоторую скорость движутся по траекториям вынужденного движения, при этом часть из них отражается от внутренних элементов сошника и после выпадения на дно борозды, и окончательной остановки, формируют случайное поле $A(a, b)$.

Таким образом, проведенный анализ позволил предложить модель сеялки для внутрипочвенного разбросного посева, позволяющую получить расчетную схему сошника и рассмотреть процесс распределения семян в подсошниковом пространстве с учетом факторов, влияющих на данный процесс.

1. Иванов П.А. Обоснование параметров рабочего органа внутрипочвенного разбросного посева в условиях пневмотранспортирования семян в сошники: Дисс. ... канд. техн. наук. - Волгоград, 2012. - 145 с.
2. Лурье А.Б. Моделирование сельскохозяйственных агрегатов и их систем управления. - Л.: Колос, 1979. - 312с.
3. Мачнев А.В. Энергосберегающая технология и технические средства под-почвенно-разбросного посева зерновых культур: Дисс. ... докт. техн. наук. - Пенза, 2011. - 469 с.
4. Пятюгин А.А. Общая модель функционирования сеялки для внутрипочвенного разбросного посева / Пятюгин А.А., Креньтик Е.И., Иванов П.А., Никитченко С.Л. // Активная честолюбивая интеллектуальная молодежь сельскому хозяйству. 2016. Т. 1. № 1. С. 20-24.
5. Исследование современных способов и схем размещения семян по площади поля. Отчет о НИР. / ФГОУ ВПО АЧГАА; Руководитель работы П. В. Лаврухин - №ГР01.20.0303698, Волгоград, 2003 – 83 с. – исполнители Лаврухин П.В., Дорошенко Ю.В., Рядченко А.В. Иванов П. А. и др.

Пахомов Д.С., Шатагин Д.А., Трухин А.В.

Выбор оптимального варианта достижения необходимых параметров качества поверхности при обработке деталей типа тел вращения (часть 2)

Нижегородский государственный технический университет имени Р. Е.

Алексеев

(Россия, Нижний Новгород)

doi: 10.18411/lj-08-2020-52

idsp: ljjournal-08-2020-52

Аннотация

В современных системах автоматизированного проектирования технологических процессов не решены вопросы оптимизации при выборе видов,

методов, условий и параметров обработки для обеспечения заданных параметров качества поверхностей деталей машин.

Методы, количество видов и параметры обработки не равнозначны по производительности и затратам, поэтому их оптимальный выбор может существенно сократить затраты на обработку деталей.

Для решения данной задачи

- собрана и представлена структурированная теоретическая информация, охватывающая различные методы обработки для достижения параметров качества поверхностей;

- разработан укрупненный алгоритм выбора путей решения достижения необходимой точности и качества поверхности на стадии подготовки производства;

- разработан подробный алгоритм обеспечения оптимального выбора методов и параметров обработки для достижения заданного высотного параметра шероховатости, который в дальнейшем может быть использован в программах САПР ТП с возможностью самообучения для различных условий и параметров обработки;

- проведены исследования для составления практических эмпирических зависимостей для различных методов обработки;

- проведенные исследования показали, что разработанный алгоритм может быть использован в реальных условиях;

- разработано программно-аппаратное обеспечение для реализации разработанного алгоритма с возможностью самообучения для различных условий и параметров обработки;

- показана возможность использования методов машинного обучения (искусственных нейронных сетей) и облачных технологий для управления качеством обрабатываемых поверхностей в условиях цифрового производства.

Использование результатов данной работы в системах автоматизированного проектирования технологических процессов даст возможность технологу для выбора наиболее оптимального пути достижения необходимых параметров качества поверхностей.

Показано, что для обеспечения заданного высотного параметра шероховатости, необходимо постоянное уточнение математических моделей с учетом специфики обработки детали для выбора оптимальных методов, параметров и условий обработки. Для этого возможно применение новых подходов, например, методов машинного обучения, позволяющих реализовывать постоянный сбор новых данных для уточнения существующих моделей.

Ключевые слова: качество поверхности, выбор методов обработки, параметры и условия обработки, алгоритм, программа.

Abstract

In modern computer-aided design systems for technological processes, optimization issues are not resolved when choosing types, methods, conditions and processing parameters to ensure the specified quality parameters of the surfaces of machine parts.

Methods, the number of types and processing parameters are not equivalent in terms of productivity and costs - therefore, their optimal choice can significantly reduce the cost of processing parts.

To solve this problem

- collected and structured presented theoretical information covering various processing methods to achieve surface quality parameters;

- an enlarged algorithm has been developed for choosing solutions to achieve the necessary accuracy and surface quality at the stage of production preparation;

- a detailed algorithm has been developed to ensure the optimal choice of processing methods and parameters to achieve a given height roughness parameter, which can be further used in CAD software with the possibility of self-learning for various processing conditions and parameters;
- studies were conducted to compile practical empirical dependencies for various processing methods;
- studies have shown that the developed algorithm can be used in real conditions;
- developed hardware and software for implementing the developed algorithm with the possibility of self-learning for various processing conditions and parameters;
- the possibility of using machine learning methods (artificial neural networks) and cloud technologies to control the quality of the processed surfaces in digital production is shown.

Using the results of this work in computer-aided design of technological processes will enable the technologist to select the most optimal way to achieve the required surface quality parameters.

It is shown that to ensure a given altitude roughness parameter, it is necessary to constantly refine mathematical models taking into account the specifics of processing a part to select optimal methods, parameters and processing conditions. To this end, it is possible to apply new approaches such as machine learning methods, which allow the continuous collection of new data to refine existing models.

Keywords: surface quality, choice of processing methods, parameters and processing conditions, algorithm, program.

Проведение экспериментальных исследований

Для проверки соответствия значений высотных параметров шероховатости, получаемых по теоретическим зависимостям, с практическими значениями высотных параметров шероховатости, полученными при обработке поверхности в реальных условиях, были произведены соответствующие эксперименты [7].

Для проведения экспериментальных исследований было оборудовано рабочее место (рис. 3) с использованием следующего оснащения: станок 16K20; профилометр модель 170622; среда разработки LabView; аналогово-цифровой преобразователь National Instruments 9219; ПК для сбора и обработки данных; сборный проходной резец MTJNR 2525 M22 фирмы ZCC-CN; сменные неперетачиваемые пластины фирмы ISCAR; материал пластин IC 907

Рис. 3. Рабочее место для проведения экспериментов.

Заготовка «вал» $d = 30$ мм предварительно разделена на 10 участков. Материал заготовки – сталь 45. Исходный квалитет на заготовке IT 12, исходная шероховатость поверхности $Ra = 6,3$ мкм. Обработка заготовки проводилась без применения СОЖ.

Суть 1-го эксперимента – определить, как влияет на высотный параметр шероховатости при чистовом точении радиус при вершине пластины и скорость резания, а также какую наилучшую шероховатость можно получить при различном сочетании этих параметров.

Измерения высотного параметра шероховатости производились после обработки поясков детали с неизменной глубиной срезаемого слоя и с неизменной подачей пластин с разными радиусами при вершине и с изменением частоты вращения шпинделя.

Например, получены следующие значения высотного показателя шероховатости с радиусом при вершине 1,2 мм, $t = 2$ мм; $s = 0,05$ мм/об; $n = 1700$ об/мин (рис. 4).

Рис. 4. Профиль шероховатости после точения.

На основе полученных значений были построены графики зависимостей высотного показателя шероховатости от скорости резания для резцов с различными радиусами при вершине (рис. 5).

Рис. 5. Графики теоретических и практических зависимостей высотного параметра шероховатости для сочетания различных параметров при точении.

Нужно отметить, что значения высотных параметров шероховатости, рассчитанные по теоретическому уравнению (см. табл. 1), и значения, полученные для реальных условий обработки, имеют существенные отличия.

На основании проведенного эксперимента выведены новые эмпирические зависимости, описывающие взаимосвязь высотного параметра шероховатости

поверхностей для конкретных условий и сочетания различных параметров. Данные эмпирические зависимости представлены на рис. 6.

Проведем эксперименты для проверки теоретической формулы, представленным в табл. 3, по оценке шероховатости, которой можно добиться при изменении режимов обработки методом ППД – накатыванием шариком.

Суть 2-го эксперимента – определить, как влияет на шероховатость усилие прижима оправки к заготовке и режимы обработки при накатке, а так же какую наилучшую шероховатость можно получить при использовании данного метода обработки

Рис. 6. График и эмпирические формулы для определения высотного параметра качества при точении.

Для проведения 2-го исследования, в дополнение к технологическому оснащения было использовано: оправка для ППД (рис. 7) с шариком диаметром 10 мм.

Рис. 7. Установка для проведения эксперимента.

Например, получены следующие значения высотного показателя шероховатости при $P = 10$ Н; $s = 0,2$ мм/об; $n = 700$ об/мин (рис. 8).

Рис. 8. Профиль шероховатости после накатывания.

На основе полученных значений были получены графики зависимостей значения высотного показателя шероховатости, в зависимости от величины подачи и силы давления на шарик при накатывании (рис. 9).

Рис. 9. Графики теоретических и практических зависимостей высотного параметра шероховатости для сочетания различных параметров накатки.

Также были выведены эмпирические зависимости высотного параметра качества от различных усилий на шарик и подачи при обработке. Выведенные формулы представлены на рис. 10.

Рис. 10. График и эмпирические формулы определения высотного параметра качества при накатывании.

Вывод на основании проведенных исследований: наилучший высотный параметр шероховатости $R_a = 0,5$ мкм, может быть достигнут при использовании метода точения при скорости свыше 150 м/мин и $r = 0,4$ мм и метода ППД при усилии прижима $P = 10$ Н и с подачей 0,2 мм/об.

Разработка программного обеспечения

На основе полученных экспериментальных зависимостей было разработано ПО для выбора методов и оптимальных значений параметров обработки с учетом требуемого высотного показателя шероховатости. В состав ПО входит пользовательский интерфейс, позволяющий вводить в систему исходные данные, такие как радиус при вершине применяемого инструмента, диаметр заготовки и целевое значение высотного параметра шероховатости. На выходе программа отображает оптимальное значение скорости резания, частоту вращения шпинделя и график зависимости параметра шероховатости от скорости резания для заданных условий. Разработанный интерфейс программного обеспечения представлен ниже (см. рис. 11).

Программа состоит из трех модулей/

1. Модуль, позволяющий выбирать значение коэффициента полинома, полученного экспериментальным путем в зависимости от заданного значения радиуса при вершине режущего лезвия.

Значение коэффициентов полинома представлены в табл. 4.

Таблица 4.

Значение коэффициентов полинома.

Радиус при вершине, мм	Значения коэффициентов полинома			
$rb = 0,4$	-1E-05	0,0037	0,4521	20,839
$rb = 0,8$	3E-06	0,0011	0,0961	1,7005
$rb = 1,2$	4E-06	0,0015	0,1469	1,1945

2. Модуль расчета шероховатости.

На вход данного модуля подается четыре значения коэффициентов полинома третьей степени, полученного в ходе экспериментальных исследований и связывающего значение параметра шероховатости с радиусом при вершине режущего инструмента.

Методом перебора в цикле программы рассчитываются значения параметров шероховатости для скоростей резания в пределах 60...180 м/мин. Полученные значения записываются в одномерный массив данных. Впоследствии из полученного массива вычисляется значение скорости резания для заданного значения шероховатости. Данные значения выводятся на экран монитора.

3. Модуль определения частоты вращения шпинделя.

В данном модуле производится расчет частоты вращения шпинделя. Частота вращения шпинделя рассчитывается по формуле $n = 1000V/\pi d$.

На вход подается полученное ранее значение оптимальной скорости резания и диаметр заготовки, введенный через интерфейс программы. Полученные значения частоты вращения шпинделя также выводятся на монитор компьютера. Интерфейс разработанного ПО и его программный код представлены на рис. 11.

Экспериментальные исследования параметров шероховатости обработанной поверхности показали определенное расхождение с теоретическими расчетами. Данный факт обуславливается спецификой конкретной технологической единицы, техническим состоянием станка и его динамическим качеством. Поэтому при выборе режимов обработки на этапе технологической подготовки необходимо учитывать фактическое состояние технологической системы. Данную проблему можно решить за счет использования адекватных математических моделей точности оборудования, однако создание таких моделей с использованием классических подходов в реальных производственных условиях является весьма затруднительным, а зачастую и

невозможным. Данный подход должен предусматривать постоянное обновление параметров математических моделей на основе самоидентификации системы для их уточнения и расширения возможностей. Решение обозначенной проблемы возможно за счет использования современных подходов промышленного интернета вещей (IIoT), облачных технологий и методов машинного обучения [8], [9], [10]. Представленные технологии являются основой производственной концепции «Индустрия 4.0».

Рис. 11. Интерфейс и программный код разработанного ПО.

На данный момент активно решается задача сбора телеметрических данных о состоянии производственного оборудования с использованием систем распределенных сенсоров и IIoT [11].

Широкое распространение на отечественных предприятиях получает автоматизированная информационная система сбора данных АИС «Диспетчер». Данная система способна подключаться практически к любому металлорежущему станку и осуществлять сбор таких параметров, как потребляемая мощность приводами, текущие значения подачи и скорости резания, вибрации в зоне обработки, температура и т. п. Полученные данные передаются в специальную базу данных предприятия, где используются для текущего мониторинга работы оборудования и формирования отчетов о простоях за определенный период времени. Однако возможности данного класса систем позволяют создавать статистические модели процессов механической обработки, способных к постоянному обновлению за счет периодической подстройки параметров в процессе обучения. Для реализации данных возможностей в рамках задачи управления параметрами качества обработанных поверхностей необходимо осуществлять сбор данных не только в процессе работы оборудования, но также и в

процессе контроля готовых деталей, в частности параметров шероховатости. Это возможно за счет подключения к сети IoT дополнительного оборудования, например профилометра. В условиях реального производства, где контроль параметров деталей осуществляется систематически, возможно получения большого количества статистических данных характеризующих фактическое состояние оборудования и качество получаемых деталей. Полученные данные могут быть использованы для обучения нейросетевых моделей («цифровых двойников») качества механической обработки.

Для хранения статистической информации, построения и исследования нейросетевых моделей возможно применение облачных платформ, таких как Microsoft Azure и Siemens Mindsphere (рис. 12).

Рис. 12. Схема сбора и передачи телеметрических данных о состоянии токарной обработки на облачную платформу с целью получения нейросетевых моделей качества обрабатываемой поверхности.

Возможности облачных платформ позволяют непрерывно собирать телеметрические данные с практически неограниченного количества единиц оборудования в режиме реального времени и осуществлять периодическое обучение моделей и подстройку их весовых коэффициентов. Однако для построения статистических моделей необходимо произвести значительное количество экспериментальных исследований, что может быть весьма затратным. Обучение моделей на ограниченной статистической выборке приведет к переобучению модели и значительно снизит обобщающие возможности. Поэтому предварительное обучение моделей необходимо осуществлять с использованием известных теоретических зависимостей с последующим уточнением в процессе производства реальных деталей, а также с использованием различных алгоритмов Data Mining, для верификации моделей и улучшения качества статистических данных [12], [13], [14], [15]. Таким образом, дополнительная интеграция технологий промышленного интернета вещей, облачных технологий и машинного обучения в производство будет являться мощным инструментом в руках технолога для решения задач управления качеством получаемых изделий.

Полученные результаты и выводы

Основными результатами работы являются следующие.

Собрана и представлена структурированная теоретическая информация, охватывающая различные методы обработки для достижения параметров качества поверхностей.

Разработан укрупненный алгоритм выбора путей решения достижения необходимой точности и качества поверхности на стадии подготовки производства.

Разработан подробный алгоритм обеспечения оптимального выбора методов и параметров обработки для достижения заданного высотного параметра шероховатости, который в дальнейшем может быть использован в программах САПР ТП с возможностью самообучения для различных условий и параметров обработки.

Проведены исследования для составления практических эмпирических зависимостей для различных методов обработки.

Проведенные исследования показали, что разработанный алгоритм может быть использован в реальных условиях.

Разработано программно-аппаратное обеспечение для реализации разработанного алгоритма с возможностью самообучения для различных условий и параметров обработки.

Показана возможность использования методов машинного обучения (искусственных нейронных сетей) и облачных технологий для управления качеством обрабатываемых поверхностей в условиях цифрового производства.

Использование результатов данной работы в системах автоматизированного проектирования технологических процессов даст возможность технологу для выбора наиболее оптимального пути достижения необходимых параметров качества поверхностей.

Показано, что для обеспечения заданного высотного параметра шероховатости, необходимо постоянное уточнение математических моделей с учетом специфики обработки детали для выбора оптимальных конкретных методов, параметров и условий обработки. Для этого возможно применение новых подходов, таких как методы машинного обучения, позволяющие реализовывать постоянный сбор новых данных для уточнения существующих моделей.

1. Пронин А. И., Малышева В. В., Чернышов Е. А. Исследование влияния параметров обработки на шероховатость поверхностей деталей из закаленной стали 40Х при точении режущей керамикой // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. 2017. № 8 (689). С. 41–45.
2. Кабалдин Ю. Г., Шатагин Д. А., Кузьмишина А. М. Интеллектуальное управление оборудованием предприятия в условиях цифровых производств // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. 2018. № 7 (700). С. 30–41.
3. Разработка цифрового двойника станка с ЧПУ на основе метода машинного обучения / Ю. Г. Кабалдин, Д. А. Шатагин, М. С. Аносов, А. М. Кузьмишина // Вестник Донского государственного технического университета. 2019. № 1. С. 45–55.
4. Искусственный интеллект, интернет вещей, облачные технологии и цифровые двойники в современном механообрабатывающем производстве : монография / Ю. Г. Кабалдин, Д. А. Шатагин, П. В. Колчин, М. С. Аносов ; под ред. Ю. Г. Кабалдина. Нижний Новгород: Изд-во Нижегород. гос. техн. ун-та им. Р. Е. Алексеева, 2019. 196 с.
5. Разработка динамического паспорта станка на основе нейросетевого моделирования его рабочего пространства с использованием технологии NVIDIA CUDA и подходов глубокого обучения / Ю. Г. Кабалдин, Д. А. Шатагин, И. Л. Лаптев, Д. А. Сидоренков // Известия высших учебных заведений. Машиностроение. 2016. № 10 (679). С. 49–56.
6. 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>. (дата обращения: 01.05.2020).
7. Суханов Р.А., Екименко А.В. Кросс-валидационная оценка параметров регрессии при интерпретации сейсмических данных // ПРОНЕФТЬ. Профессионально о нефти. Периодический научно-технический журнал «ГАЗ-ПРОМ НЕФТИ». 2017. No4(6) С. 15-17.
8. Boehmke, Bradley; Greenwell, Brandon (2019). «Bagging». Hands-On Machine Learning with R. Chapman & Hall. pp. 191–202.
9. Emer, Eric. Boosting (AdaBoost algorithm). URL: <http://math.mit.edu/~rothvoss/18.304.3PM/Presentations/1-Eric-Boosting304FinalRpdf.pdf> (дата обращения: 01.05.2020)