

*Шалбузов Мурад Арсенович,
аспирант,
Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования «Московский государственный
технологический университет «СТАНКИН»,
г. Москва,*

ГИБРИДНАЯ МОДЕЛЬ ПРЕДИКТИВНО-КОРРЕКТИРУЮЩЕЙ НАЛАДКИ ПРИ ШЛИФОВАНИИ ВИНТОВЫХ КАНАВОК РЕЖУЩИХ ИНСТРУМЕНТОВ

Аннотация. В статье предложен гибридный метод предиктивно-корректирующей наладки пятиосевого шлифования винтовых канавок режущих инструментов. В отличие от чисто аналитических схем, требующих трудоёмкого решения обратной геометрической задачи, и в отличие от чисто data-driven моделей, чувствительных к переходу от синтетических профилей к реальному состоянию круга и станка, предлагаемый подход сочетает суррогатное многовыходное предсказание начального вектора наладки с локальной физически ограниченной коррекцией по признакам контакта, кинематики и состояния рабочей поверхности круга. Методологическая новизна работы состоит во включении в обратную задачу не только целевых геометрических признаков канавки, но и коэффициента полноты контакта, диагностических признаков состояния круга и штрафов кинематической допустимости. Практическая значимость состоит в возможности ускорения технологической переналадки и снижения зависимости результата от субъективного опыта оператора. Для валидации предложена двухконтурная схема: синтетический датасет параметрических профилей

и малая калибровочная серия измерений на пятиосевом инструментальном шлифовальном оборудовании со встроенными средствами моделирования и контроля.

Ключевые слова: винтовая канавка, шлифование, наладка станка, интеллектуальная технология, цифровой двойник, искусственная нейронная сеть, контактная коррекция, суррогатная модель.

HYBRID MODEL FOR PREDICTIVE-CORRECTIVE SETUP IN GRINDING HELICAL FLUTES OF CUTTING TOOLS

Abstract. The article proposes a hybrid method for predictive-corrective setup in five-axis grinding of helical flutes of cutting tools. Unlike purely analytical schemes that require a labor-intensive solution of the inverse geometric problem, and unlike purely data-driven models that are sensitive to the transition from synthetic profiles to the actual condition of the wheel and machine tool, the proposed approach combines surrogate multi-output prediction of the initial setup vector with local physically constrained correction based on contact, kinematic and wheel-surface condition features. The novelty lies in including not only target groove-geometry features in the inverse problem, but also contact completeness, wheel-condition diagnostic features and kinematic-admissibility penalties. The practical value is faster technological changeover and reduced dependence on operator experience. Validation is proposed through a two-loop scheme with synthetic parametric profiles and a small calibration series of measurements on five-axis tool-grinding equipment with built-in modeling and control tools.

Keywords: helical flute, grinding, machine setup, intelligent technology, digital twin, artificial neural network, contact correction, surrogate model.

Введение

Винтовая канавка является одним из ключевых конструктивных элементов сверл, фрез и другого осевого инструмента, поскольку определяет условия стружкоудаления, геометрию режущей кромки, жёсткость сердцевины и в конечном счёте эксплуатационные характеристики инструмента. При этом формирование канавки на пятиосевом шлифовальном оборудовании остаётся сложной обратной задачей: необходимо найти такое положение и ориентацию круга, при котором заданные параметры канавки будут обеспечены без интерференции, недошлифовки и нарушения допустимой кинематики [1-7].

В отечественных исследованиях также подчёркивается актуальность аналитического и численного моделирования формообразования винтовых поверхностей при многокоординатном шлифовании, а также необходимость повышения точности контроля геометрии режущего инструмента. Это показывает, что задача предиктивно-корректирующей наладки имеет значение не только в зарубежной, но и в российской научно-производственной практике [8, 9].

Существующие решения развиваются по трём направлениям. Первое - аналитическое: вывод уравнений положения и ориентации круга для типовых профилей и стандартных колёс. Второе - оптимизационное: автоматический поиск положения круга и целевой функции профиля. Третье - data-driven: регрессионные модели, которые по геометрическим признакам канавки напрямую предсказывают производственные параметры. Однако перенос хорошо работающей расчётной модели в промышленную среду ограничивается состоянием рабочей поверхности круга, неполным контактом, изменением нагрузки и накоплением отклонений по ходу обработки. Современные исследования *intelligent grinding*, цифровых двойников и *explainable monitoring* показывают, что именно совмещение механизмов процесса и данных мониторинга даёт

наилучшие предпосылки для устойчивой технологической коррекции [10-17].

Результаты исследования

Обзор литературы

Классические работы по шлифованию винтовых канавок показали, что корректная постановка машинной наладки требует учёта не только целевого поперечного профиля, но и ограничений по положению круга, его ориентации и предотвращению недопустимой геометрии. Для этой линии показательны работы по валидной станочной наладке, автоматическому поиску позиции круга, определению положения стандартного 1V1/1A1 круга и обеспечению точности трёх основных параметров канавки - переднего угла, радиуса сердцевины и ширины канавки [3-6], [12]. Отдельную ветвь составляют оптимизационные алгоритмы и численные методы, где профиль шлифования рассчитывается через дискретизацию контакта, а решение ищется по целевой функции с геометрическими ограничениями [4], [10], [11].

В российской научной школе данная проблематика рассматривается через задачи моделирования винтовых поверхностей, контроля допусков и повышения точности многокоординатного шлифования, что позволяет обосновать степень разработанности темы в отечественной литературе [8, 9].

Data-driven направление существенно расширило область применимости обратной задачи. В исследовании Guochao Li и соавт. задача расчёта параметров наладки была переведена в форму многовыходной регрессии; в качестве входа использовались 34 геометрических признака канавки, а в качестве обучающего ресурса - два массива по 46 656 записей каждый. Авторы показали, что лучшие результаты даёт ANN-модель на расширенном диапазоне данных [13]. При этом выбор нейросетевой архитектуры и постановка задачи многомерной регрессии могут быть

дополнительно обоснованы русскоязычными работами по классификации нейронных сетей и их применению в задачах распознавания и обработки технической информации [18, 19]. Одновременно обзор по data-driven grinding подчёркивает, что сами по себе большие данные ещё не заменяют физическое понимание процесса: в intelligent grinding центральным остаётся вопрос связки слоя данных, слоя анализа и слоя сервиса принятия решения [14]. Современные исследования цифровых двойников и мониторинга grinding-state подтверждают ту же мысль: наибольший эффект дают гибридные data-mechanism архитектуры, в которых виртуальная модель синхронизируется с реальным процессом, а диагностические признаки используются для отслеживания состояния поверхности, нагрузки и происхождения ошибки [15-17].

На этом фоне научная новизна настоящей работы формулируется следующим образом. Предлагается не заменять геометрическую модель «чёрным ящиком», а использовать суррогатную модель только как быстрый генератор начального допустимого решения, после чего выполнять локальную коррекцию в окрестности этого решения по функционалу, который одновременно учитывает ошибку профиля, отклонение угловых характеристик, полноту контакта и признаки состояния круга. Такой подход развивает исследовательскую линию, где геометрия, контакт, износ и ИИ-модуль соединяются в единую динамическую расчётную схему.

Методология исследования

Объектом исследования является процесс пятиосевого шлифования винтовых канавок режущего инструмента стандартным шлифовальным кругом на оборудовании инструментального класса. Предмет исследования - методы интеллектуальной поддержки наладки, объединяющие обратное предсказание параметров и последующую физически интерпретируемую коррекцию. В методологическую основу положена четырёхконтурная логика: геометрическая модель детали, параметрическая модель рабочей

поверхности круга, модель контакта и динамический ИИ-модуль, формирующий оценки состояния процесса. Такая композиция согласуется с отечественными исследованиями по аналитическому и численному моделированию винтовых поверхностей, а также с работами по контролю точности шлифования винтовых поверхностей режущего инструмента [8, 9]. Для промышленной апробации логично ориентироваться на оборудование, допускающее симуляцию, измерение и компенсацию, например HELITRONIC MICRO с Heli-Probe и HELITRONIC TOOL STUDIO [20].

Вектор входных данных предлагается формировать как объединение трёх подпространств: $x = [g, k, s]$. Подпространство g описывает целевую геометрию канавки: угол спирали, радиус сердцевины, ширину и раствор канавки, локальные хорды или расстояния между контрольными точками, а также признаки кривизны профиля. Подпространство k описывает контактно-кинематические свойства: длину зоны контакта, относительное направление движения, индикатор интерференции, коэффициент полноты контакта и локальные ограничения допустимости. Подпространство s представляет диагностическое состояние процесса: признаки вибрации, тока или мощности шпинделя, отклонения по щупу, оценки износа и другие индикаторы, допустимые для получения без разрушения процесса. Подобная постановка опирается на опубликованные data-driven схемы многовыходной регрессии для канавок, на обзорную архитектуру grinding-data и на исследования по мониторингу состояния круга и шероховатости по внутренним и мультисенсорным данным [13], [14], [16], [17].

Целевой вектор удобно разделить на две группы: базовые параметры наладки $p^{(0)}$, предсказываемые суррогатной моделью, и итоговые скорректированные параметры p^* . На первом этапе используется многовыходная регрессия

$$p^{(0)} = f_{\theta}(x),$$

где f_θ может быть реализована многослойным перцептроном или другой регрессионной моделью для непрерывных табличных признаков. На втором этапе решается локальная задача коррекции в ограниченной окрестности предсказания:

$$p^* = \arg \min_{p \in B_\delta(p^{(0)})} J(p),$$

где

$$J(p) = \lambda_1 E_{prof}(p) + \lambda_2 E_{ang}(p) + \lambda_3 E_{core}(p) + \lambda_4 (1 - C_{cont}(p)) + \lambda_5 P_{state}(p) + \lambda_6 P_{kin}(p).$$

Здесь E_{prof} - ошибка поперечного профиля, E_{ang} - ошибка угловых характеристик, E_{core} - ошибка по сердцевине, C_{cont} - коэффициент полноты контакта, P_{state} - штраф за признаки износа и деградации рабочей поверхности, P_{kin} - штраф за кинематически недопустимые состояния. Такое построение позволяет удержать связь между быстрым машинным предсказанием и физической корректностью расчёта. [14]

Валидацию следует проводить по двухконтурной схеме. Первый контур - синтетический: параметрические профили и кинематически допустимые комбинации формируют основной обучающий массив; в качестве ориентира можно использовать полный факторный объём порядка 46 656 состояний, уже показавший практическую работоспособность в литературе [13]. Второй контур - калибровочный и проверочный: ограниченная серия реальных профилей, снятых по щупу и/или по встроенной системе измерения, дополняется технологическими сигналами и используется для уточнения состояния круга и переносимости модели на физический станок. Для оценки качества целесообразно использовать MAE и RMSE по параметрам наладки, среднеквадратическое отклонение профиля, максимальную угловую ошибку, долю «валидных» решений без интерференции, а при наличии профилометрических данных - параметры поверхности в терминах ISO 25178-2 и ISO 21920-2 [21], [22].

Главный результат настоящей работы носит методологический характер: предложена форма обратной задачи, в которой геометрическое предсказание перестаёт быть конечным ответом и становится первым шагом более устойчивой корректирующей схемы. По сравнению с аналитическими формулами этот подход лучше переносится на сложные и неидеальные профили, поскольку не требует полного вывода обратной зависимости для каждого нового семейства канавок. По сравнению с глобальным оптимизационным поиском он резко сокращает область перебора, поскольку корректировка выполняется не во всём пространстве параметров, а в локальной окрестности уже осмысленного решения. По сравнению с прямой ANN-регрессией по геометрии он принципиально лучше учитывает реальные производственные факторы - неполный контакт, изменение состояния круга и диагностические признаки процесса [4-7, 10-17, 23].

С вычислительной точки зрения это означает переход от глобальной дорогостоящей схемы вида $O(N_{iter} \cdot N_{cand} \cdot C_{geom})$ к каскаду $O(C_{surr}) + O(k \cdot C_{geom})$, где $k \ll N_{iter} \cdot N_{cand}$, а C_{geom} - стоимость одного геометрического пересчёта профиля. Такой вывод является авторской интерпретацией исследуемых подходов, но он напрямую опирается на опубликованную логику глобального поиска позиции круга, на практику многовыходной surrogate-регрессии и на data-mechanism цифровые двойники grinding-state. Наиболее существенный выигрыш ожидается не столько в «идеальной» геометрической точности синтетического теста, сколько в устойчивости переноса решения из CAD/симуляции в реальный процесс.

Практическая применимость схемы подтверждается доступной инструментальной инфраструктурой. Для оборудования класса HELITRONIC MICRO официально заявлены встроенные средства измерения, симуляции, компенсации отклонений по измеренным значениям

и оптимизации подачи на основе расчёта текущей нагрузки. Это особенно важно, поскольку предлагаемая статья ориентирована не на абстрактную «модель ради модели», а на контур принятия технологических решений, где предсказание должно сразу переходить в корректируемую управляющую наладку. В сочетании с современными экспертными системами grinding monitoring и с explainable-подходами к выделению информативных признаков это делает предложенную гибридную схему реалистичной для пилотной промышленной апробации [16], [17], [20].

Заключение

Предложен оригинальный подход к интеллектуальной наладке шлифования винтовых канавок, сочетающий суррогатное многовыходное предсказание базовых параметров и локальную физически ограниченную коррекцию по признакам контакта и состояния круга. В отличие от обзорной или чисто нейросетевой статьи работа формулирует самостоятельный исследовательский вклад: вводит в обратную задачу state-aware и contact-aware признаки, задаёт двухконтурную схему данных и определяет метрическую рамку верификации. Практический смысл метода состоит в ускорении переналадки, повышении интерпретируемости решения и уменьшении зависимости от эмпирического подбора. Следующим этапом должна стать короткая экспериментальная серия на реальном инструментальном шлифовальном комплексе с привязкой к измеренным профилям и внутренним диагностическим сигналам.

Литература

1. Malkin S., Guo C. Grinding Technology: Theory and Applications of Machining with Abrasives / S. Malkin, C. Guo. 2nd ed. New York: Industrial Press, 2008.
2. Rowe W.B. Principles of Modern Grinding Technology / W.B. Rowe. 2nd ed. Oxford: Elsevier, 2014.
3. Shi Z., Malkin S. Valid Machine Tool Setup for Helical Groove Machining / Z. Shi, S. Malkin // Journal of Manufacturing Processes. 2004. Vol. 6. No 2. P. 148–154. DOI: 10.1016/S1526-6125(04)70069-9.
4. Karpuschewski B., Jandecka K., Mourek D. Automatic search for wheel position in flute grinding of cutting tools / B. Karpuschewski, K. Jandecka, D. Mourek // CIRP Annals. 2011. Vol. 60. No 1. P. 347–350. DOI: 10.1016/j.cirp.2011.03.113.
5. Wang L., Chen Z.C., Li J., Sun J. A novel approach to determination of wheel position and orientation for five-axis CNC flute grinding of end mills / L. Wang, Z.C. Chen, J. Li, J. Sun // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2016. Vol. 84. P. 2499–2514. DOI: 10.1007/s00170-015-7851-2.
6. Ren L., Wang S., Yi L. An accurate method for five-axis flute grinding in cylindrical end-mills using standard 1V1/1A1 grinding wheels / L. Ren, S. Wang, L. Yi [et al.] // Precision Engineering. 2016. Vol. 43. P. 387–394. DOI: 10.1016/j.precisioneng.2015.09.002.
7. Li G., Sun J., Li J. Modeling and analysis of helical groove grinding in end mill machining / G. Li, J. Sun, J. Li // Journal of Materials Processing Technology. 2014. Vol. 214. No 12. P. 3067–3076. DOI: 10.1016/j.jmatprotec.2014.07.009.
8. Гречишников В.А., Петухов Ю.Е., Пивкин П.М. Современные методы и методики аналитического и численного моделирования формообразования винтовой поверхности многокоординатным

шлифованием / В.А. Гречишников, Ю.Е. Петухов, П.М. Пивкин [и др.]
// СТИН. 2022. № S12-2. С. 17–20.

9. Pivkin P.M., Grechishnikov V.A., Petukhov Yu.E. Grinding of Helical Surfaces on End Mills: Monitoring by Means of Optimal Tolerances / P.M. Pivkin, V.A. Grechishnikov, Yu.E. Petukhov [et al.] // Russian Engineering Research. 2024. Vol. 44. No 11. P. 1613–1616. DOI: 10.3103/S1068798X24702642.
10. Li G., Zhou H., Jing X., Tian G., Li L. An intelligent wheel position searching algorithm for cutting tool grooves with diverse machining precision requirements / G. Li, H. Zhou, X. Jing, G. Tian, L. Li // International Journal of Machine Tools and Manufacture. 2017. Vol. 122. P. 149–160. DOI: 10.1016/j.ijmachtools.2017.07.003.
11. Wasif M., Iqbal S.A., Ahmed A. Optimization of simplified grinding wheel geometry for the accurate generation of end-mill cutters using the five-axis CNC grinding process / M. Wasif, S.A. Iqbal, A. Ahmed [et al.] // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2019. Vol. 105. P. 4325–4344. DOI: 10.1007/s00170-019-04547-8.
12. Ren L., Xu J., Zhang X. Determination of wheel position in flute grinding of cylindrical end-mills considering tolerances of flute parameters / L. Ren, J. Xu, X. Zhang [et al.] // Journal of Manufacturing Processes. 2022. Vol. 74. P. 63–74. DOI: 10.1016/j.jmapro.2021.11.065.
13. Li G., Liu Z., Lu J., Zhou H., Sun L. Big data-oriented wheel position and geometry calculation for cutting tool groove manufacturing based on AI algorithms / G. Li, Z. Liu, J. Lu, H. Zhou, L. Sun // The International Journal of Advanced Manufacturing Technology. 2022. Vol. 119. No 9–10. P. 6717–6728. DOI: 10.1007/s00170-022-08749-5.
14. Lv L., Deng Z., Liu T., Li Z., Liu W. Intelligent technology in grinding process driven by data: A review / L. Lv, Z. Deng, T. Liu, Z. Li, W. Liu //

- Journal of Manufacturing Processes. 2020. Vol. 58. P. 1039–1051. DOI: 10.1016/j.jmapro.2020.09.018.
15. ISO 23247-1:2021. Automation systems and integration — Digital twin framework for manufacturing — Part 1: Overview and general principles. Geneva: ISO, 2021.
 16. Wang J., Tian Y., Hu X. Development of grinding intelligent monitoring and big data-driven decision making expert system towards high efficiency and low energy consumption: experimental approach / J. Wang, Y. Tian, X. Hu [et al.] // Journal of Intelligent Manufacturing. 2024. Vol. 35. P. 1013–1035. DOI: 10.1007/s10845-023-02089-1.
 17. Hanchate A., Bukkapatnam S.T.S., Lee K.H., Srivastava A., Kumara S. Explainable AI-driven vibration sensing scheme for surface quality monitoring in a smart surface grinding process / A. Hanchate, S.T.S. Bukkapatnam, K.H. Lee, A. Srivastava, S. Kumara // Journal of Manufacturing Processes. 2023. Vol. 99. P. 184–194. DOI: 10.1016/j.jmapro.2023.05.016.
 18. Горбачевская Е.Н. Классификация нейронных сетей / Е.Н. Горбачевская // Вестник ВУиТ. 2012. № 2 (19). С. 15–22. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/klassifikatsiya-neyronnyh-setey> (дата обращения: 28.05.2026).
 19. Алексеев П., Квятковская И.Ю. Применение нейронных сетей для распознавания принципиальных условно-графических электрических обозначений / П. Алексеев, И.Ю. Квятковская // Вестник АГТУ. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. 2021. № 2. С. 47–56. DOI: 10.24143/2072-9502-2021-2-47-56.
 20. Walter Maschinenbau GmbH. HELITRONIC MICRO: official product documentation and product page. 2024.

21. ISO 25178-2:2021. Geometrical product specifications — Surface texture: Areal — Part 2: Terms, definitions and surface texture parameters. Geneva: ISO, 2021.
22. ISO 21920-2:2021. Geometrical product specifications — Surface texture: Profile — Part 2: Terms, definitions and surface texture parameters. Geneva: ISO, 2021.
23. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; пер. с англ. 2-е изд. М.: Вильямс, 2006. 1104 с.