

Диагностика режущего инструмента с использованием алгоритма Treebagger во время сверления древесностружечной плиты

ALBINA JEGOROWA¹, JAROSŁAW GÓRSKI¹, JAROSŁAW KUREK²
MAKSIM IUREV³

¹ Warsaw University of Life Sciences – SGGW, Institute of Wood Sciences and Furniture

² Warsaw University of Life Sciences – SGGW, Institute of Information Technology

³ No affiliation, Russia

Изложение: *Диагностика режущего инструмента с использованием алгоритма Treebagger во время сверления древесностружечной плиты.* Целью работы была оценка возможности использования алгоритма Treebagger так называемого ансамбля деревьев, для оценки состояния износа режущей кромки инструмента используемого в деревообработке в режиме реального времени и без участия человека. Оценка точности классификации при использовании данного алгоритма. В результате использования данного метода удалось получить точность классификации на уровне 80 %. Что важно, использованный классификатор Treebagger не путает между собой крайние классы, „зеленый” и „красный”. Это позволяет сделать вывод, что при соответствующем усовершенствовании алгоритма можно получить более высокую точность классификации и возможно использовать его для создания системы неинвазивной оценки состояния режущего инструмента.

Ключевые слова: диагностика, износ инструмента, Treebagger, неинвазивный метод, древесностружечная плита, сверло

ВВЕДЕНИЕ

Древесные материалы широко используются современной промышленностью и требуют значительного внимания со стороны качества их обработки, что может быть связано с износом режущего инструмента. Вопросами диагностики режущего инструмента с использованием различных методик широко занимаются ученые, результаты их трудов описаны (Balazinski и др. 2002; Czarniak P., Górski J 2008; Górski и др. 2019; Jegorowa и др. 2015; Szwajka и др. 2006; 2008a,b; Wilkowski, Górski 2011).

В последние годы стремительно растет количество информации, которую надо перерабатывать, поэтому требования, которые ставятся перед промышленностью в связи с широкой автоматизацией деревообрабатывающих процессов, вынуждают обратить внимание на возможность использования современных методов анализа процессов обработки основанные на инструментах искусственного интеллекта. Важным требованием является экономия времени и неинвазивность управления различными процессами. Современные промышленные предприятия стремятся минимизировать затраты связанные с использованием труда человека. В связи с этим на первый план выходят и становятся все более актуальными системы связанные с использованием искусственного интеллекта [Kurek и др. 2016; Jegorowa и др. 2019, 2020; Jemielniak 2003; Ну и др. 2019;] в диагностике режущего инструмента, в оценке качества обработки поверхности. Длительное время осуществляются попытки создания систем мониторинга, которые позволили бы исключить оператора в пользу компьютерного автоматизированного диагностирования. Исключение оператора позволит осуществлять мониторинг в режиме реального времени без его длительных затрат на непосредственную оценку режущего инструмента, что влечет за собой

остановку оборудования и как следствие может способствовать экономическим потерям предприятия.

Целью исследования была оценка возможности использования алгоритма TreeBagger для автоматической диагностики режущего инструмента.

МАТЕРИАЛ И МЕТОДИКА

Инструмент используемый в исследовании – сверло Фаба WP - 01 с двумя режущими кромками из твердых спеченных сплавов. Сверла данного типа предназначены для выполнения сквозного сверления в древесине и древесных материалах, таких как древесностружечные плиты. Сверла эти служат для использования их в деревообрабатывающих центрах с числовым программным управлением. В данном исследовании операция сверления выполнялась на обрабатывающем центре Busellato Jet 100. Во время сверления были зарегистрированы сигналы, которые после предварительной обработки являлись исходными данными используемыми алгоритмом для осуществления классификации. Методика данного эксперимента описана (Jegorowa et al. 2019, 2020). Обрабатываемый материал, древесностружечная ламинированная плита отечественного производства (Kronopol U 511 SM), толщиной 18 мм. Во время операции резания осуществлялся непосредственный мониторинг износа режущих кромок под микроскопом Mitutoyo TM – 505 , каждой в отдельности, а позднее полученные величины усреднялись.

В следствии измерения износа режущих кромок, опираясь на рекомендации производителя инструмента и качество обработанной поверхности, было выделено три класса, которые получили условные названия: „красный”, „желтый” и „зеленый”, по аналогии со световой организацией дорожного движения (Jegorowa et al. 2019, 2020), Таблица 1.

В эксперименте участвовало пять рабочих сверл, каждое сверло было последовательно затуплено выполнением серий отверстий с ускоренной частотой вращения шпинделя и одно контрольное сверло, которое не затуплялось, служило только для проверки правильности регистрации сигналов.

Данные полученные для пяти сверл во время регистрации сигналов были поделены соответственно классам. Контрольное сверло было приписано к классу „зеленый” так как его уровень износа не вышел за пределы рекомендованные производителем, т.е. 0.2 мм. Регистраций всего осуществлено 242 для пяти физических величин (осевая сила, вращающий момент, вибрация, акустическая эмиссия и шум). Так в работе был сформирован обучающий набор, так называемая база данных о сверлах, параметры и характеристики, которых известны. Всем этим данным были присвоены этикетки.

Далее было принято решение использовать обучаемый алгоритм Treebagger (Mathworks, USA) в среде Matlab (Mathworks, USA) для проверки возможности создания системы автоматического контроля за износом инструментов, т.е. неинвазивного метода мониторинга за состоянием сверл. Система обучалась на четырех рабочих сверлах и контрольном. Так каждое рабочее сверло, по очереди, изымалось из данных обучающих алгоритм и служило в качестве теста. Данный способ обучения является классификацией с надзирателем. Используемый алгоритм основан на использовании ансамбля решающих деревьев, бэггинга над деревьями решений. Этот подход строит несколько деревьев решений, при этом неоднократно интерполируя данные с заменой, т.е. бутстрэп. В качестве консенсусного ответа получают результат голосования деревьев. Структура дерева представляет собой „листья” и „ветки”. На „ветках” дерева решения записаны атрибуты, от которых зависит целевая функция, «листья» содержат значения целевой функции. В остальных же узлах — атрибуты, по

которым различаются случаи. Чтобы классифицировать новый случай, надо спуститься по дереву до листа и выдать соответствующее значение. Глубинный анализ (англ. *Data Mining*) данных использует деревья двух основных типов, в данном случае было использовано дерево для классификации. Для классификации было построено 500 деревьев решений. В классификации участвовало 510 переменных определенных арбитражным путем.

Таблица 1. Три класса полученные на основе степени износа сверл

Интервалы износа режущих кромок (W) мм	Условное название класса	Этикетка
≤ 0.2	„зеленый”	1
0.2 – 0.35	„желтый”	2
> 0.35	„красный”	3

РЕЗУЛЬТАТЫ

Подготовленные данные, полученные в ходе эксперимента, были использованы в глубинном анализе опираясь на деревья решений. Система была обучена на данных зарегистрированных в процессе резания и преобразованных в текстовые данные.

Зная фактическую частоту появления в составе реальных состояний положительных, а так же взаимных отношений - правдивых и ложных классификаций, был получен ряд статистических показателей диагностических тестов.

Таблица 2. Матрица ошибок классификации с использованием алгоритма Treebagger

Прогнозируемый результат классификации	„зеленый”	30.2%	4.7%	0%
	„желтый”	4.7%	15.8%	3.3%
	„красный”	0%	7.4%	34.0%
		„зеленый”	„желтый”	„красный”
Фактический результат				

Создавая систему принятия решений стоит считаться с тем фактом, что она будет совершать ошибки, так как нет возможности гарантировать, что выделенные классы являются сепарируемыми друг от друга в ста процентах. Поэтому используемый алгоритм должен стремиться дать как можно более высокий уровень точности классификации, т.е. минимальный уровень ошибочных классификаций. В результате работы классификатора Treebagger была генерирована матрица ошибок (англ. *Confusion Matrix*) (Таблица 2), в которой строки соответствуют решениям прогнозируемым классификатором, а столбцы это фактические классы (состояния). Матрица ошибок показывает отношение класса прогнозируемого к классу фактическому, являясь эффективным способом оценки точности классификации. На основании матрицы ошибок видно, что уровень общей точности составил 80% (сумма значений по диагонали в Таблице 2)

Статистические показатели диагностических тестов полученные на основе работы классификатора это:

Чувствительность (англ. *Sensitivity*) – истинно положительная пропорция, отражает долю положительных результатов, которые правильно идентифицированы как таковые.

Специфичность (англ. *Specificity*) – истинно отрицательная пропорция, отражает долю отрицательных результатов, которые правильно идентифицированы как таковые.

Таблица 3. Статистические показатели диагностических тестов полученные в результате работы классификатора Treebagger

Класс	Чувствительность теста	Специфичность теста
„зеленый”	86.67%	92.86%
„желтый”	56.67%	89.03%
„красный”	91.25%	88.15%

Данные показатели определены для каждого класса в отдельности и показывают как классификатор делит множество на две части.

ВЫВОДЫ

В результате эксперимента была проверена возможность использовать для неинвазивной классификации метод глубинного анализа основанного на алгоритме Treebagger.

Данный классификатор, в основе, которого лежит построение ансамблей деревьев решений, смог распознать три класса сверл с присвоенными этикетками: „красный”, „желтый”, „зеленый” с уровнем общей точности 80% для пяти тестов.

Что безусловно, является важным в данном эксперименте, то что классификатор справился с распознаванием крайних класс, т.е. не путал между собой „зеленый” и „красный” классы. „Красный” класс характеризуется худшим качеством обработки поверхности, поэтому такие ошибки могут приводить к значительным бракам в процессе производства изделий из древесины и древесных материалов.

ЛИТЕРАТУРА

1. BALAZINSKI M., CZOGALA E., JEMIELNIAK K., LESKI. J. 2002: Tool condition monitoring using artificial intelligence methods. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 15, 73-80
2. CZARNIAK P., GÓRSKI J. The effect of tool wear on feed force in chipboard drilling. *Annals of Warsaw University of Life Sciences – SGGW, Forestry and Wood Technology* 2008, nr 63, s. 150-152.
3. GÓRSKI, J., SZYMANOWSKI, K., PODZIEWSKI, P., ŚMIETAŃSKA, K., CZARNIAK, P., AND CYRANKOWSKI, M. 2019: Use of cutting force and vibro-acoustic signals in tool wear monitoring based on multiple regression technique for compreg milling. *BioRes.* 14(2), 3379-3388
4. HU J., SONG W., ZHANG W., ZHAO Y., AND YILMAZ A. 2019: Deep learning for use in lumber classification tasks. *Wood Science and Technology*, 53(2), 505-517. DOI: 10.1007/s00226-019-01086-z
5. JEGOROWA A., GÓRSKI J., MOREK R., PODZIEWSKI P., SZYMANOWSKI K., CZARNIAK P. 2015: Значение виброакустических сигналов таких как вибрация и шум в диагностике износа инструмента во время сверления в древесностружечной ламинированной плите. *Annals of Warsaw University of Life Sciences – SGGW, Forestry and Wood Technology*, No. 92, 141-145

6. JEGOROWA A., GÓRSKI J., KUREK J., AND KRUK M. 2019: Initial study on the use of support vector machine (SVM) in tool condition monitoring in chipboard drilling. *European Journal of Wood and Wood Products*, 77, 957-959. DOI: 10.1007/s00107-019-01428-5
7. JEGOROWA A., GÓRSKI J., KUREK J., KRUK M. 2020: Use of nearest neighbors (k-NN) algorithm in tool condition identification in the case of drilling in melamine faced particleboard. *Maderas. Ciencia y tecnología*, 22 (2), 189-196. DOI: 10.4067/S0718-221X2020005000205
8. JEMIELNIAK K. Tool Wear Monitoring by Means of Artificial Neural Networks. *International Journal for Manufacturing Science and Technology* 4, 2003
9. KUREK J., KRUK M., OSOWSKI S., HOSER P., WIECZOREK G., JEGOROWA A., GÓRSKI J., WILKOWSKI J., ŚMIETAŃSKA K., KOSSAKOWSKA J. 2016: Developing automatic recognition system of drill wear in standard laminated chipboard drilling process. *Bulleting of the Polish Academy of Science. Technical Sciences*, 64, 633-640. DOI: 10.1515/bpasts-2016-0071
10. SZWAJKA K. AND GÓRSKI J. 2006: Evaluation tool condition of milling wood on the basis of vibration signal. *Journal of Physics: Conference Series*, 48, 1205–1209
11. SZWAJKA K., ZIELIŃSKA-SZWAJKA J. 2008A: Sensors signals for tool – wear monitoring in wood cutting operations – a review of methods. *Annals of Warsaw University of Life Sciences - SGGW. Forestry and Wood Technology*, 66, 113- 116
12. SZWAJKA K., ZIELIŃSKA-SZWAJKA J. 2008B: Sensors signals for tool – wear monitoring in wood cutting operations – a review of methods. *Annals of Warsaw University of Life Sciences - SGGW. Forestry and Wood Technology*, 66, 117- 120.
13. WILKOWSKI J. GÓRSKI J. 2011: Vibro-acoustic signals as a source of information about tool wear during laminated chipboard milling. *Wood Research* 56(1), 57–66

Streszczenie. *Diagnostyka narzędzi skrawających z wykorzystaniem algorytmu Treebagger podczas wiercenia w płycie wiórowej.* Celem pracy była ocena możliwości wykorzystania algorytmu Treebagger, tzw. zespołu drzew decyzyjnych, do oceny stanu zużycia ostrzy narzędzi wykorzystywanych w obróbce drewna oraz materiałów drewnopochodnych w czasie rzeczywistym i bez udziału operatora, a także ocena dokładności klasyfikacji przy zastosowaniu danego algorytmu. W wyniku zastosowania tej metody udało się uzyskać dokładność klasyfikacji na poziomie 80%. Co ważne, zastosowany klasyfikator Treebagger nie myli skrajnych klas: „zielonej” i „czerwonej”. Pozwala to stwierdzić, że wraz z odpowiednim ulepszeniem algorytmu można uzyskać wyższą dokładność klasyfikacji, jak i na jego podstawie stworzyć system do nieinwazyjnej oceny stanu narzędzi skrawających.

Corresponding author:

Albina Jegorowa
 Institute of Wood Sciences and Furniture,
 Warsaw University of Life Sciences - SGGW
 159 Nowoursynowska St.
 02-787 Warsaw, Poland
 email: albina_jegorowa@sggw.edu.pl