

Исследование использования фузии переменных в процессе применения метода опорных векторов в диагностике сверл во время обработки древесностружечной ламинированной плиты

ALBINA JEGOROWA¹, JAROSŁAW GÓRSKI¹, JAROSŁAW KUREK²

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

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

Изложение: *Исследование использования фузии переменных в процессе применения метода опорных векторов в диагностике сверл во время обработки древесностружечной плиты.* Целью работы было определение возможности слияния т.е. фузии переменных, определенных для диагностики режущего инструмента используемого во время сверления древесностружечной ламинированной плиты, в основе которого лежит метод опорных векторов. В результате применения данного метода удалось редуцировать набор переменных на 92,75 % к первоначальному, что позволило улучшить показатель точности классификации во время мониторинга за состоянием режущего инструмента, сократить время на тренировку системы и улучшить показатели генерализации. Проведенные исследования показали, что данный метод работает и значительно улучшает качество классификации неинвазивного метода диагностики сверл. Точность классификации составила 85,10%. Система не допускает ошибок между крайними классами. Количество ошибок между соседними классами незначительно.

Ключевые слова: диагностика, износ инструмента, метод опорных векторов, древесностружечная плита, сверло

ВВЕДЕНИЕ

Современные промышленные предприятия стремятся минимизировать затраты связанные с использованием труда человека. Поэтому, на данный момент, все более актуальными становятся системы использующие искусственный интеллект для оценки качества продукции, качества обработки (Kurek at al. 2017; Hu at al. 2019). Длительное время осуществляются попытки создания систем мониторинга, которые позволили бы исключить оператора в пользу компьютерного автоматизированного диагностирования. Не является исключением отрасль связанная с исследованиями в области деревообрабатывающей промышленности (Wilkowski, Górski 2011; Kurek at al. 2016; Górski at al. 2019; Jegorowa at al. 2019, 2020; Hu at al 2019). 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.

В диагностике режущего инструмента используются различные физические величины такие как скорость резания, вращающий момент, вибрации, акустическая эмиссия, шум, которые несут информацию о состоянии режущего инструмента (Hasse at al. 2004; Szwałka at al. 2006; 2008 a, b; Jegorowa at al. 2015). Используя соответствующие способы анализа данных сигналов зарегистрированных в процессе резания, исследователи стремятся получить переменные, которые наилучшим образом описывали бы характер износа инструмента, определяли момент его замены и тем самым, обеспечивали высокое качество продукции.

В современных условиях, все чаще, в процессе исследований используется искусственный интеллект (Balazinski at al. 2002; Hu at al. 2019; Jegorowa at al. 2019, 2020), что делает данные исследования многообещающими и перспективными.

Целью представленного исследования было определение возможности фюзии переменных используемых в диагностике режущего инструмента во время сверления в древесностружечной ламинированной плите для создания общей системы определения степени износа сверл в основе которого, лежит метод опорных векторов. Использование метода опорных векторов в процессе классификации степени износа характеризуется высокой степенью точности, что описано в Jegorowa at al. (2019).

МАТЕРИАЛ И МЕТОДИКА

Исследования проводились с использованием стандартного обрабатывающего центра с числовым программным управлением CNC (Busellato Jet 100, Thiene, Italy). Сверление выполнялось сверлами FABA WP -01 (Faba SA, Baboszewo, Poland) с двумя режущими кромками из спечённых твердых сплавов, предназначенных для выполнения сквозных отверстий в древесине и древесных материалах, древесностружечных плитах. Диаметр инструмента составил 12 мм. Обработка осуществлялась с использованием древесностружечной плиты отечественного производства (Kronopol U 511 SM; Swiss Krono Sp. z o. o., Żary, Poland). Испытуемые образцы размером 150×35×18 мм.

Во время эксперимента осуществлялась регистрация виброакустических сигналов, с использованием следующих датчиков:

- датчик контактный акустической эмиссии фирмы Kistler 8152B, установленный непосредственно на плите, как можно ближе области резания, усилитель Kistler 5125B (Kistler Group, Winterthur, Switzerland);

- датчик колебаний (акселерометр) Kistler 8141B, установленный на держателе испытуемого образца, усилитель Kistler 5127B (Kistler Group, Winterthur, Switzerland);

- динамометр WP-2 с двухуровневым датчиком Kistler 9345A и двуканальный усилитель Kistler ICAM 5073A (Kistler Group, Winterthur, Switzerland), для одновременного измерения осевой силы и вращающего момента резания. Датчик устанавливался непосредственно на алюминиевую балку станка;

- микрофон для измерения уровня шума Bruel & Kjaer 4189, установленный на штативе, максимально близко области резания и система предварительной обработки сигнала NEXUS 2690 (B&K 4189; Brüel & Kjær, Nærum, Denmark).

Регистрация сигналов осуществлялась на компьютере класса PC в среде NI LabView™ (National Instruments Corporation, ver. 2015 SP1, Austin, TX, USA) с помощью карт для аквизиции данных NI PCI – 6034 E NI PCI – 6111 (Austin, TX, USA). В связи с теми, что регистрируемые сигналы имеют разную частоту, использовались две карты. Во время эксперимента, после регистрации сигналов, сверла подвергались интенсивному износу, после чего, наступала очередная фаза регистрации сигналов. Регистрация осуществлялась до достижения сверлами степени износа на уровне 0,5мм. При этом, исследователями было обозначено три степени износа инструмента, которым были приписаны этикетки „красный”, „желтый”, „зеленый”. Красный означает полное затупление инструмента, что означает непрекословную замену на новое сверло и показатель износа достигает более 0,35 мм. Зеленый соответствует сверлу острому, которое может работать бесперебойно, степень его износа не превышает 0,2 мм. Желтый означает переходное состояние инструмента, когда решение о продолжении работы или замене инструмента принимает оператор, в том числе исходя из анализа качества продукции, показатель износа находится в пределах од 0,2 мм до 0,35 мм. Эксперимент осуществлялся при следующих

параметрах резания: скорость подачи – 1,35 м/мин и скорость вращения шпинделя – 4500 rpm.

Для контроля за степенью износа инструмента использовался стандартный лабораторный микроскоп Mitutoyo TM – 505 (Kawasaki, Japan) оборудованный цифровой камерой. Камера использовалась для аквизиции изображений характера износа сверл (Рис.1).

В качестве системы определяющей принадлежность к одному из классов инструмента был использован метод опорных векторов (ang. *support vector machine*), который предполагает наличие переменных на основании, которых система учится распознавать состояние инструмента, т.е. принадлежность к классу. В качестве таких переменных служат так же статистические параметры зарегистрированных сигналов.

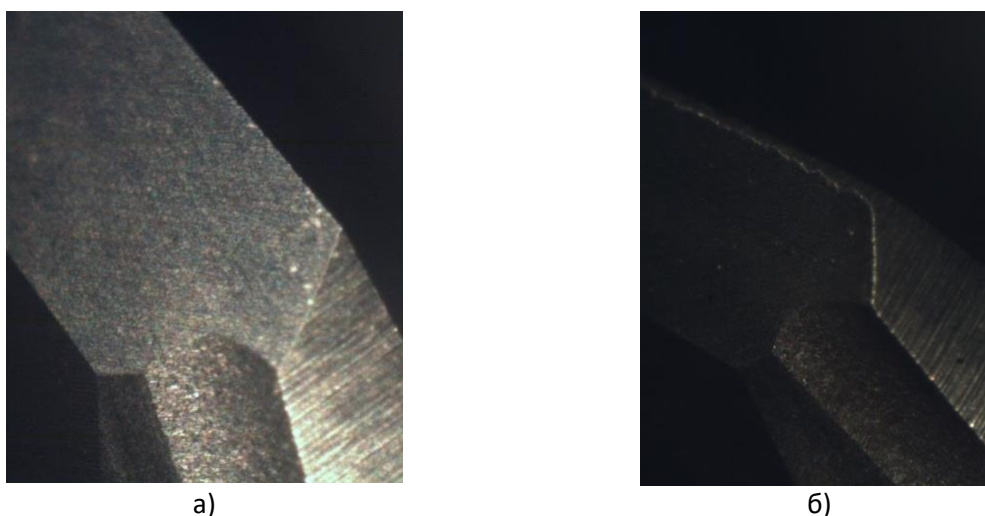


Рис. 1. Характер износа угла режущей кромки: а) новое сверло; б) сверло в процессе износа

РЕЗУЛЬТАТЫ

В ходе испытаний были получены данные, которые позволили на создание системы мониторинга износа сверл опираясь на искусственный интеллект. В эксперименте, для анализа результатов использовался метод опорных векторов SVM (ang. *support vector machine*) который дал лучший результат точности классификации. Результаты полученные с использованием описаны в работе Jegorowa et al. (2019). Данный результат представляет собой огромный интерес, так как получена точность классификации гораздо выше нежели при использовании иного классификатора, такого как k-NN (Jegorowa et al. 2020).

Точность классификации зависит от переменных характеризующих процесс резания, которые в исследованиях были подобраны арбитрально, опираясь на библиотеки программного обеспечения Matlab (Mathworks, USA).

В сумме было подобрано 455 переменных. Большое количество переменных увеличивает время необходимое для тренировки системы, поэтому, было решено использовать селекцию в основе, которой лежит регрессионный анализ (ang. *stepwisefit*). В результате селекции удалось набор переменных уменьшить до 51. Что позволило сделать классификатор более чувствительным, подвергнуть редукции вектор переменных и тем самым повысить эффект генерализации и снизить затраты времени на тренировку классификатора, что очень важно в условиях промышленного производства. Точность классификации составила 83, 70% (Jegorowa et al. 2019).

Однако создание неинвазивной диагностической системы определения степени износа дереворежущего инструмента, в данном случае, сверл для сквозного сверления, возможно только в том случае, если процесс будет повторяемым. Необходимо исключить какие-либо случайные параметры, которые в условиях технологического процесса могут негативно повлиять на процесс тестирования системы. Система диагностирования должна как можно в более короткое время научиться распознавать три состояния износа сверл на основании полученных данных во время обучения системы.

Использование классификатора, базирующегося на методе опорных векторов, позволило генерировать переменные для каждого сверла отдельно где переменные повторялись, а некоторые, возможно, не имели значительного влияния на точность классификации. В результате анализа, было принято решение использовать так называемую заморозку параметров и проверить точность классификации. Это значит, что надо было удалить повторяющиеся переменные и составить набор оригинальных переменных, т.е. таких, которые в систему включаются один раз независимо от количества тестируемых сверл. В результате набор переменных снова был подвержен редукции, которая в этом случае составила 40%, что в сумме позволило сократить весь набор до 33 переменных. Общая редукция переменных по отношению к первоначальному набору составила 92,75%. Зарегистрирован рост точности классификации, который составил 1,40%. Точность классификации представлена в матрице ошибок классификации и из таблицы 1 видно, что точность составила 85,10% (сумма значений по диагонали в матрице ошибок классификации – Таблица 1). Использование данного метода позволило улучшить точность классификации и при этом получить единую систему для всех сверл. Полученный результат представлен матрицей ошибок классификации (Таблица 1). В таблице 1 представлена визуализация эффективности алгоритма классификации путем сравнения прогнозируемого значения целевой переменной с ее фактическим значением. Столбцы матрицы представляют наблюдения в фактическом классе, а строки – наблюдения в прогнозируемом классе.

Таблица 1. Матрица ошибок классификации

Прогнозируемый результат классификации	Зеленый	30,7%	2,8%	0%
	Желтый	4,2%	17,2%	0%
	Красный	0%	7,9%	37,2%
		Зеленый	Желтый	Красный
Фактический результат				

ВЫВОДЫ

В результате эксперимента удалось отсеять повторяющиеся переменные и создать набор оригинальных переменных, которые позволили повысить точность классификации степени износа сверл, используемых для выполнения сквозных отверстий в древесностружечной ламинированной плите, описанных в Jegorowa et al. (2019). Общая точность классификации составила 85,10%.

В результате данного исследования наступила редукция переменных с 51 до 33, что от первоначального состава используемых переменных в классификации дало редукцию в 92,75%.

Редукция переменных позволяет сократить время на тренировку системы мониторинга основанного на применении метода опорных векторов.

Классификатор SVM после применения фузии переменных не делает ошибок в крайних классах, т.е. не путает их. Более того, не путает „желтый” класс с „красным”, соседствующим с ним. В „красном” классе незначительные ошибки встречаются.

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. 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
3. HASSE L., SPIRALSKI L., SIKULA J. 2004: Pomiar i obróbka sygnałów emisji akustycznej w diagnostyce obiektów. XIV Seminarium Zastosowanie komputerów w nauce i technice. *Zeszyty Naukowe Wydziału Elektrotechniki i Automatyki Politechniki Gdańskiej*, No 20, 76-84
4. HU J., SONG W., ZHANG W., ZHAO Y., 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., 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 tecnologia*, 22 (2), 189-196. DOI: 10.4067/S0718-221X2020005000205
8. 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
9. KUREK J., ŚWIDERSKI B., JEGOROWA A., KRUK M., OSOWSKI S. 2017: Deep learning in assessment of drill condition on the basis of images of drilled holes. *Eighth International Conference on Graphic and Image Processing, Tokyo, Japan. Proceedings of SPIE*, vol. 10225, Article Number: UNSP 102251V
10. SZWAJKA K., 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. *Badanie wykorzystania fuzji cech diagnostycznych stosowanych podczas diagnostyki stopnia zużycia wiertel w trakcie obróbki płyt wiórowych laminowanych, z wykorzystaniem algorytmu maszyny wektorów wspierających. Celem pracy było określenie możliwości zastosowania fuzji zmiennych zdefiniowanych do diagnostyki narzędzia skrawającego stosowanego w trakcie wiercenia płyt wiórowych laminowanych, w oparciu o algorytm maszyny wektorów wspierających (SVM). W wyniku zastosowania tej metody możliwe było zmniejszenie zbioru zmiennych o 92,75%, do zbioru pierwotnego, co pozwoliło na poprawę dokładności klasyfikacji podczas monitorowania stanu narzędzi skrawających, skrócenie czasu uczenia oraz poprawę generalizacji. Badania wykazały, że metoda ta jest skuteczna, znacząco poprawiająca jakość klasyfikacji nieinwazyjnej diagnostyki wiertel. Dokładność klasyfikacji wyniosła 85,10%, a ponadto system nie dopuszcza do błędów pomiędzy klasami ekstremalnymi. Liczba błędów pomiędzy sąsiednimi klasami jest nieistotna.*

Corresponding author:

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