



РАЗВИТИЕ СИСТЕМЫ ДИАГНОСТИКИ СТАНКОВ С ЧПУ

✉¹ **Козлов Андрей Александрович**,
к.т.н., доцент кафедры технологии машино-
строения Липецкого государственного
технического университета (РФ)
e-mail: soy4astnik@mail.ru

Козлов Александр Михайлович,
д.т.н., профессор, заведующий кафедрой
технологии машиностроения Липецкого
государственного технического
университета (РФ)

Аннотация.

В статье описываются принципы создания гибридной модели прогнозирования и комплексной диагностики неисправностей металлорежущих станков с ЧПУ. Предложено усовершенствовать конфигурацию системы диагностики и включить в нее нейро-нечеткую сеть с алгоритмом динамической байесовской сети и фильтром частиц, чтобы обеспечить более раннее и точное прогнозирование неисправностей. Это позволит прогнозировать некоторые неисправности на начальных этапах работы станков с ЧПУ, когда могут быть предприняты экономически эффективные меры, чтобы избежать серьезных неисправностей или повреждений

Ключевые слова: СТАНОК С ЧПУ, НЕИСПРАВНОСТЬ, КОМПЛЕКСНАЯ ДИАГНОСТИКА И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ, ЭКСПЕРТНАЯ СИСТЕМА.

¹Автор для ведения переписки

SYSTEM DEVELOPMENT DIAGNOSTICS OF CNC MACHINES

✉¹ **Kozlov Andrey Aleksandrovich**,
candidate of technical sciences, associate profes-
sor of the department of machine-building tech-
nology of Lipetsk State Technical University
(RF) e-mail: soy4astnik@mail.ru

Kozlov Alexander Mikhailovich,
doctor of technical sciences, professor, head of
the department of technology of mechanical
engineering of Lipetsk State Technical
University (RF)

Annotation.

The article describes the principles of creating a hybrid prediction model and a comprehensive diagnosis of malfunctions of CNC machine tools. It was proposed to improve the configuration of the diagnostic system and include a neuro-fuzzy network with a dynamic Bayesian network algorithm and a particle filter in it in order to provide earlier and accurate prediction of faults. This will make it possible to predict some malfunctions in the initial stages of the operation of CNC machines, when cost-effective measures can be taken to avoid serious malfunctions or damage

Keywords: CNC MACHINE, MALFUNCTION, COM-PLEX DIAGNOSTICS AND FORECAST-ING, EXPERT SYSTEM.

1 Состояние вопроса исследования и актуальность работы

Современные станки с числовым программным управлением (ЧПУ) представляют собой весьма сложное и дорогостоящее оборудование. Вследствие этого весьма логичным является стремление предприятий использовать эти станки с максимальной загрузкой. В производстве наибольшую долю составляют токарные и фрезерные станки. Наиболее сложными являются фрезерные станки с ЧПУ. Процесс фрезерования осуществляется инструментом, не имеющим сплошной режущей кромки. Каждый зуб фрезы периодически врезается и выходит из зоны резания, что вызывает возникновение дополнительных вибраций и, в целом, снижает срок эксплуатации станка. Целый ряд публикаций посвящен вопросам исследования и путей

снижения вибраций при фрезеровании и повышения стойкости инструмента [1-7]. Это обусловлено тем, что сбой в работе станка (отказ) характеризуется потерей работоспособности станка в целом или частично, что влечет за собой значительные экономические потери от его простоя. Вследствие использования в конструкции станка с ЧПУ различных типов оборудования – механических систем, электроники, гидравлики, пневматики, оптики и других, диагностировать и ремонтировать такое оборудование весьма затруднительно. Даже профессионалу трудно за короткое время найти причину поломки и быстро устранить неисправность, что повышает время простоя оборудования и снижает его производительность. Профилактический осмотр и диагностика работоспособности оборудования, прогнозирование его безотказной работы, также требует его остановки и получения данных по состоянию (износу) отдельных узлов, что приводит к потерям времени и не получению готовой продукции. Цель диагностики состояния станка с ЧПУ состоит в том, чтобы сделать точную оценку неисправности оборудования за короткое время, то есть выявить вышедшую из строя деталь и причины отказа, а затем определить путь устранения неполадок.

2 Материалы и методы

В современном производстве диагностика оборудования чаще всего проводится с использованием датчиков вибраций, расположенных вблизи наиболее ответственных механизмов станка. Полученные сигналы в виде спектрограмм анализируются и по результатам судят о состоянии механизма [8]. Несмотря на довольно широкое использование такого подхода, по его результатам можно прогнозировать лишь те параметры, которые имеют непрерывный характер изменения и эти изменения можно отслеживать в режиме реального времени (мониторить). Для таких параметров устанавливаются допустимые нижнее и верхнее предельные значения изменений. Одним из таких параметров, наиболее часто используемым при контроле состояния оборудования, является износ режущего инструмента или какого-либо подвижного элемента конструкции станка.

Вместе с тем, при работе оборудования могут возникнуть так называемые «внезапные отказы», причиной которых является не плавное нарастание значений контролируемого параметра, а случайное сочетание нескольких параметров, суммарное воздействие которых на инструмент или узел станка происходит в течение весьма короткого времени, т.е. практически внезапно. В этом случае чаще всего диагностируется функциональный отказ.

В теории надежности прогнозирование отказов и времени безотказной работы основано на математическом моделировании процесса износа. В теоретических подходах к описанию отказов в технической диагностике исследователи используют формулу Байеса [9, 10]. При использовании формулы Байеса можно по наступившему событию с определенной вероятностью определить причину, по которой это событие произошло.

Анализ публикаций последних лет [11-16] показывает, что исследователи все большее внимание уделяют моделям с нечеткой логикой и искусственными нейронными сетями. Поскольку каждая модель неизбежно имеет свои преимущества и недостатки, свои граничные условия применения и т.д., наблюдается тенденция их объединения с целью усиления положительных свойств и снижения влияния недостатков.

В соответствии с указанным направлением, предлагается система диагностики, структура которой представлена на рисунке 1. В предлагаемой системе имеется онлайн-модуль, который содержит самообучающуюся модель, основой которой является дополненная фильтром частиц нейро-нечеткая сеть, использующая формулу Байеса. Входные данные для модели поступают от датчиков (вибродатчики, или датчики температуры).

Исследования проводились на примере растачивания отверстия и оценки износа резцов, но может применяться для оценки работоспособности и других подвижных элементов станка, например, подшипников.

На первом этапе в модуле «онлайн» для всех наблюдаемых инструментов или узлов станка прогнозируется вероятное возникновение параметрических отказов. Получаемые от

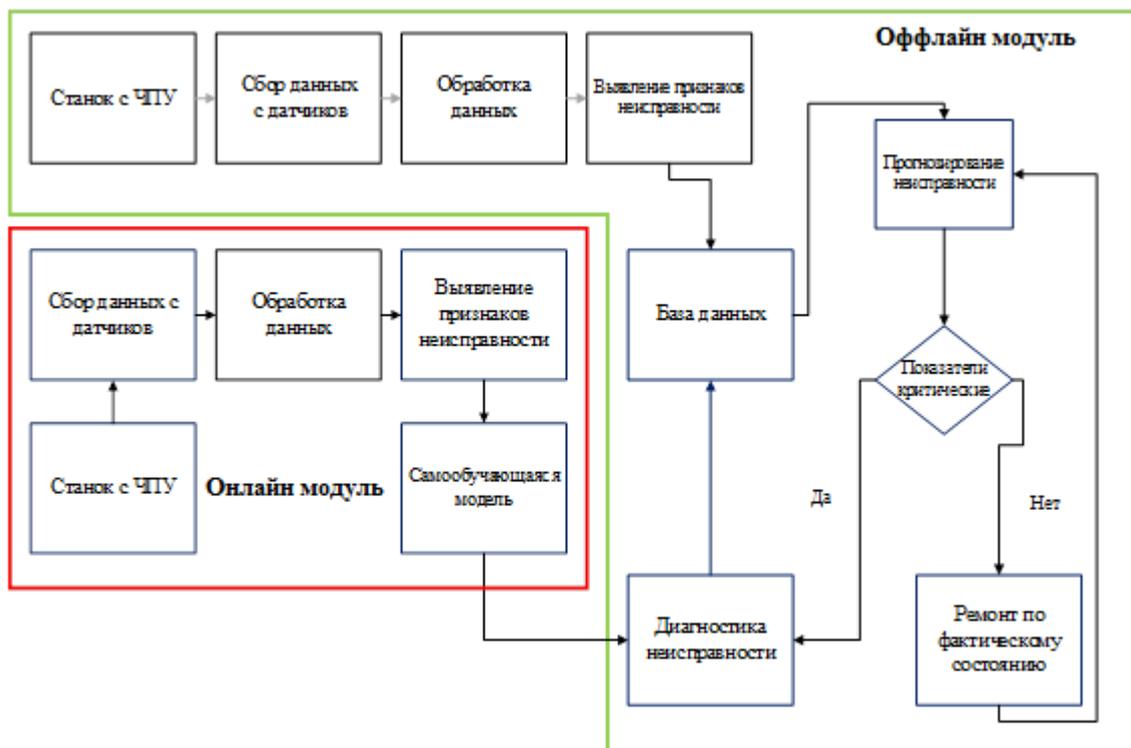


Рисунок 1 – Структура системы диагностики и прогнозирования

датчиков сигналы сравниваются в модулях «оффлайн» и «онлайн» для принятия решения о дальнейшей работе. Если величина сигнала находится ниже заданного граничного значения, сигнал исключается из дальнейшей обработки. Если же величина сигнала выше заданного граничного значения, система рассматривает его как потенциальное развитие до критического. Этот сигнал принимается к обработке.

На втором этапе ведется отслеживание только тех сигналов, которые превышают заданное граничное значение с целью недопущения выхода инструмента, или узла станка, из строя. Такие сигналы обрабатываются по методу Байеса, с использованием фильтра частиц для фиксации параметров сигнала – места нахождения, величины, времени. Таким образом, выявляются инструменты, или узлы станка, у которых возникает повышенная вероятность отказа.

Проверка приемлемости такого подхода была проведена на основе имитационного моделирования работы станка с ЧПУ.

Принцип функционирования нейро-нечеткого модуля (самообучающейся модели) основан на результатах разработки адаптивной сети нечеткого вывода – Adaptive-Network-Based Fuzzy Inference System (ANFIS) [10]. Схема этого модуля показана на рисунке 2.

Модуль представляет собой шестислойную нейронную сеть, в которой каждый узел – фиксированный или адаптивный – выполняет определенную функцию в зависимости от входных сигналов. Адаптивный узел имеет набор параметров, которые можно изменить, чтобы минимизировать ошибку между нейро-нечетким выходом и фактическим выходом. Стрелками обозначено направление потока сигналов между узлами, причем каждый сигнал может иметь свой вес.

Узлы слоя 1 только передают входные сигналы от датчиков различных механизмов станка в следующий слой без каких-либо вычислений или преобразований.

Узлы слоя 2 используются для прогнозирования на один шаг вперед. В этом слое каждый узел действует как фильтр, сопоставляя полученные данные с минимальными и максимальными значениями, выбранными в качестве критериев сравнения в каждом конкретном случае.

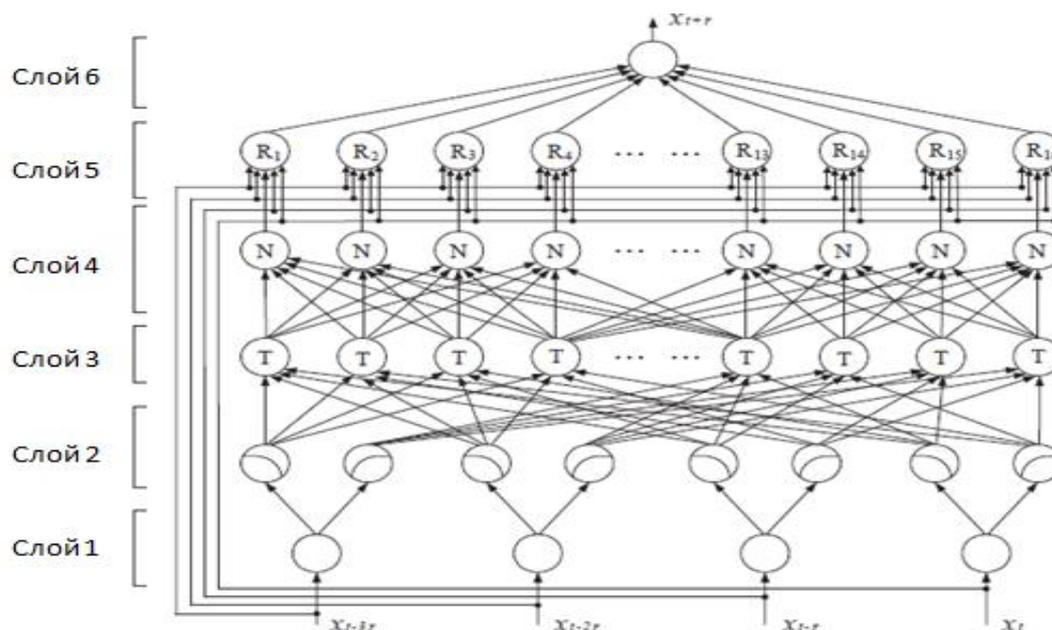


Рисунок 2 – Схема нейрон-нечеткого модуля

В третьем слое анализируется, не выходят ли показания датчика за верхний установленный уровень, т.е. применяется правило «И». В слое 4 накапливается база данных, нормализуются все основные правила и формулируется нечеткий логический вывод на основании правила «ИЛИ». После того, как проведена линейная комбинация входных переменных в слое 5, полученный на выходе результат передается в слой 6 с использованием дефазификации.

Далее идет процесс обучения. В целях повышения эффективности обучения и исключения возможных ошибок из-за учета локальных минимумов, используется алгоритм гибридного обучения [17, 18], что представляет собой сочетание градиентного спуска и метода наименьших квадратов.

Обучение состоит из нескольких этапов.

На первом этапе формируется база знаний, которая описывает поведение всех механизмов. В этой базе приводятся все возможные комбинации симптомов неисправности; данные генерируются для байесовской сети полной системы.

На втором этапе производится дискретизация непрерывных переменных.

На третьем этапе используются базы данных в виде дискретных переменных. Байесовская сеть использует набор переменных, чтобы предсказать возможные неисправности, которые могут возникнуть. Для проведения анализа и получения выводов использовалось специализированное программное обеспечение.

В каждом конкретном случае диагностика неисправностей подразумевает определение состояния работоспособности станков с ЧПУ в течение времени наблюдения по какому-либо критерию. Сложное устройство станка с ЧПУ и возникающие помехи со стороны окружающей среды вызывает трудности в определении истинного состояния системы в произвольный момент времени с достаточной степенью надежности. Для устранения помех и возникновения неопределенности о состоянии станка, предлагается использовать фильтр частиц, для чего был реализован соответствующий алгоритм. Основной целью фильтров частиц является обновление байесовского блока данных. Принцип действия заключается в том, чтобы смоделировать работоспособность станка. Каждый полученный вариант предсказывает будущее поведение системы по методу Монте-Карло. В частности, для нашего случая, учитываются данные, которые контролируют состояние инструмента, а остальные отбрасываются. Были использованы подходы, представленные в работах [19, 20], где описывается ряд алгоритмов на основе оценки состояния, которые показали хорошие результаты по проблемам диагностики.

3 Результаты исследований

В экспериментальной установке использованы вибродатчики и динамометр. Сигналы от датчиков поступали на усилитель, фильтровались и затем передавались в компьютер для дальнейшей обработки. Диагностический и прогностический метод износа инструмента, представленный в данной работе, был протестирован с использованием базы данных, которая содержит данные по возможным отказам фрезерного станка с ЧПУ. В нашем случае использовался вертикальный обрабатывающий центр Haas Mini Mill. Параметры обработки: $n = 6000$ об / мин, $t = 0,125$ мм, $S_o = 0,2$ мм/об.

Исследовался износ восьми резцов. Испытания проводились с крутящим моментом 3 ... 6 Н·м. Разработанная прогностическая система применялась для адаптивного прогнозирования будущего ухудшения состояния инструментов (износа). Затем принималось решение с самообучающейся моделью для продолжения диагностики неисправностей.

Создается база данных для формирования предварительной байесовской сети. В данном случае байесовская сеть представлена режущим инструментом – резцами (рис. 3), которые являются дискретными переменными, а их износ представлен как непрерывная переменная.

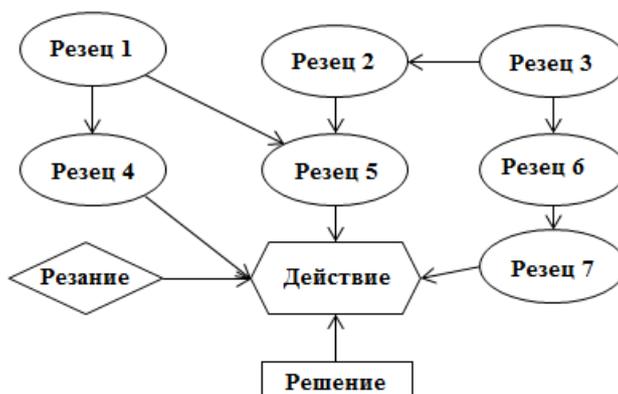


Рисунок 3 – Байесовская сеть инструментов

Используя самообучающуюся модель, были сделаны выводы о некоторых переменных для прогнозирования поведения системы. Было проведено около 500 вариантов моделирования, на основании которых инструмент 1 прогнозируется как наиболее изношенный, что показано на рисунке 4.

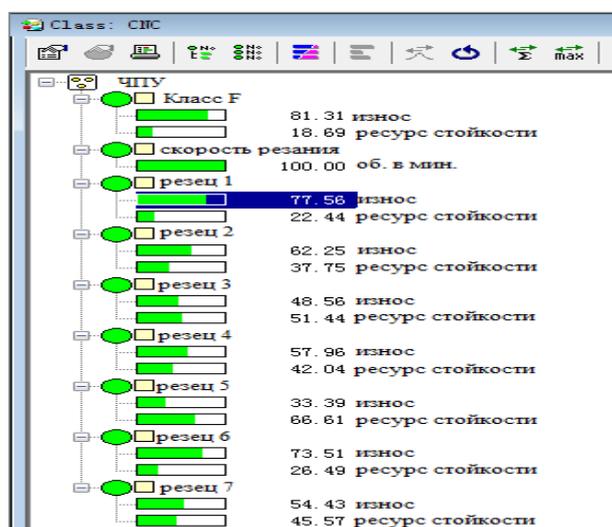


Рисунок 4 – Прогноз износа инструмента на основе байесовской сети

Все инструменты с износом более 50 % имеют износ выше нижнего допустимого значения и должны диагностироваться дополнительно.

Как следует из рисунка 4, моделирование показывает, что предельный износ режущего инструмента составляет 81,31 % , а наиболее вероятна – поломка инструмента 1, износ которого в течение заданного времени прогнозируется до величины 77,56 %. Однако это меньше предельного значения и инструмент может продолжать работу, но необходим мониторинг развития износа. Для повышения достоверности диагностики и прогнозирования следует увеличивать массив данных, получаемых от датчиков.

4 Обсуждение и заключение

Для диагностики и прогнозирования состояния оборудования с ЧПУ предлагается использовать систему, в которой объединены нейро-нечеткие сети и динамические байесовские сети с алгоритмом фильтрации частиц. На основе моделирования установлено, что в этом случае возможно прогнозировать отказ инструмента с высоким уровнем износа до наступления критических показателей.

Разработанная с использованием предложенного подхода система может быть использована для прогнозирования работоспособности режущего инструмента или изнашивающихся узлов станков. Это дает возможность повысить производительность работы оборудования с ЧПУ, а также может быть использовано для разработки более эффективных регламентов обслуживания и ремонта оборудования. Система состоит из отдельных, не зависящих друг от друга блоков, что позволяет совершенствовать их, не затрагивая работу системы в целом.

Список литературы

- 1 Амбросимов, С. К. Исследование динамики процесса резания при выходе зуба из зоны обработки при фрезеровании / С. К. Амбросимов, А. Н. Большаков // *Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии*. – Орел 2010. – №1. – С. 29-34.
- 2 Амбросимов, С. К. Решение некоторых задач обработки резанием методами алгебры логики / С. К. Амбросимов, И. Ю. Поддубных // *Вестник ЛГТУ*, № 2 (43). 2020. С. 26-30.
- 3 Свинин, В. М. Исследование регенеративных автоколебаний при многолезвийной обработке // *Обработка металлов*, 2005. № 3 (28). С. 28-30.
- 4 Active Vibration Control for a CNC Milling Machine / Derek Gwynne Ford, Alan Myers, Frerk Haase, Stephen Lockwood and Andrew Peter Longstaff // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C: Journal of Mechanical Engineering Science published online 4 April 2013*. DOI : 10.1177/0954406213484224.
- 5 Svinin V. M.; Astakhov D. M. Control of self-excited vibrations in face milling with two-rim mill // *IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 632*, (2019), 012111, IOP Publishing.
- 6 Козлов, А. М. Методика оценки колебаний системы при торцовом фрезеровании портативным оборудованием / А. М. Козлов, Е. В. Кирющенко, С. Ф. Кузнецов // *Справочник. Инженерный журнал*. – 2014, № 7 (208). – С. 46-49.
- 7 Kozlov, A. M. The study of oscillations excitation patterns in the process of milling with portable equipment / A M Kozlov, E V Kiryuschenko and A V Khandozhko // *IOP Conf. Series : Materials Science and Engineering 177* (2017) 012136.
- 8 Jardine, A. K., Lin, D., Banjevic, D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mech. Syst. Signal Process.* 2006, 20, 1483-1510.
- 9 Khalyasmaa, A. I. Assessment of Power Transformers Technical State Based on Technical Diagnostics / A. I. Khalyasmaa, S. A. Dmitriev, S. Kokin // *Applied Mechanics and Materials* 2014. 492 : pp. 218-222.
- 10 Wilson, Q. Wang. Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems / Wilson Q. Wang, M. Farid Golnaraghi, Fathy Ismail // *Mechanical Systems and Signal Processing*.

– Volume 18, Issue 4, July 2004, 813-83.

11 Jang, J. Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence / J. Jang, C. Sun, E. Mizutani // IEEE Transactions on Automatic Control 199742(10) : 1482 – 1484.

12 Zhao, R., Wang, D., Yan, R., Mao, K., Shen, F., Wang, J. Machine Health Monitoring Using Local Feature-Based Gated Recurrent Unit Networks. IEEE Trans. Ind. Electron. 2017, 65, 1539-1548.

13 Stetco, A. A. Wind Turbine operational state prediction : Towards featureless, end-to-end predictive maintenance. In Proceedings of the International Conference on Big Data (Big Data), Los Angeles, CA, USA, 9-12 December 2019 ; pp. 4422-4430.

14 Duan, J. S. A novel ResNet-based model structure and its applications in machine health monitoring. J. Vib. Control 2021, 27, 1036-1050.

15 Liu, R., Wang, F., Yang, B., Qin, S. J. Multiscale Kernel Based Residual Convolutional Neural Network for Motor Fault Diagnosis Under Nonstationary Conditions. IEEE Trans. Ind. Informatics 2020, 16, 3797-3806.

16 Flores-Quintanilla J. L. Towards a new fault diagnosis system for electric machines based on dynamic probabilistic models / J. L. Flores-Quintanilla, R. Morales-Menéndez, R. A. Ramirez-Mendoza // Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005, 2775-2780.

17 Liu, Z., Jia, Z., Vong, C. M., Bu, S., Han, J., Tang, X. Capturing high-discriminative fault features for electronics-rich analog system via deep learning. IEEE Trans. Ind. Inform. 2017, 13, 1213-1226.

18 He, M., He, D. Deep Learning Based Approach for Bearing Fault Diagnosis. IEEE Trans. Ind. Appl. 2017, 53, 3057-3065.

19 Morales-Menendez, R. Dynamic modeling of processes using linear Gaussian Jump Markov models / R. Morales-Menendez, F. Kant, and Favela // Modelling, identification and control. – Grindelwald, Switzerland, February, 2004.

20 Седых, И. А. Гибридный алгоритм с подбором коэффициента обучения для радиально базисных нейронных сетей в программе Mathcad / И. А. Седых, В. А. Истомина // Вестник ЛГТУ. – № 2 (36). 2018. – С. 20-25.

References

1 Ambrosimov, S. K. *Investigation of the dynamics of the cutting process when a tooth leaves the processing zone during milling* / S. K. Ambrosimov, A. N. Bolshakov // Fundamental and applied problems of engineering and technology. – Eagle 2010. – №. 1. Pp. 29-34.

2 Abrosimov, S. K. *Some tasks machining methods of algebra of logic* / S. K. Abrosimov, Poddubny, I. Yu. / Bulletin of the LGTU, № 2 (43). 2020. pp. 26-30.

3 Svinin M. V. *Study of regenerative oscillation in productive processing* // Processing of metals, 2005. № 3 (28). pp. 28-30.

4 *Active Vibration Control for a CNC Milling Machine* / Derek Gwynne Ford, Alan Myers, Frerk Haase, Stephen Lockwood and Andrew Peter Longstaff // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part C : Journal of Mechanical Engineering Science published online 4 April 2013. DOI : 10.1177/0954406213484224.

5 Svinin V. M. Astakhov D. M. *Control of self-excited vibrations in face milling with two-rim mill* // IOP Conf. Series: Materials Science and Engineering 632, (2019), 012111, IOP Publishing.

6 Kozlov, A. M. *Methodology for evaluating system oscillations during end milling with portable equipment* / A. M. Kozlov, E. V. Kiryushchenko, S. F. Kuznetsov // Handbook. Engineering Magazine. – 2014, №7(208). pp. 46-49.

7 Kozlov, A. M. *The study of oscillations excitation patterns in the process of milling with portable equipment* / A M Kozlov, E V Kiryushchenko and A V Khandozhko // IOP Conf. Series : Materials Science and Engineering 177 (2017) 012136.

- 8 Jardine, A. K.; Lin, D.; Banjevic, D. *A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance*. Mech. Syst. Signal Process. 2006, 20, pp. 1483-1510.
- 9 Khalyasmaa, A. I. *Assessment of Power Transformers Technical State Based on Technical Diagnostics* / A. I. Khalyasmaa, S. A. Dmitriev, S. Kokin // Applied Mechanics and Materials 2014. 492 : pp. 218-222.
- 10 Wilson, Q. Wang. *Prognosis of machine health condition using neuro-fuzzy systems* / Wilson Q. Wang, M. Farid Golnaraghi, Fathy Ismail / Mechanical Systems and Signal Processing. – Volume 18, Issue 4, July 2004, pp. 813-83.
- 11 Jang, J. *Neuro-Fuzzy and Soft Computing-A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence* / J. Jang, C. Sun, E. Mizutani // IEEE Transactions on Automatic Control 199742(10) : pp. 1482-1484.
- 12 Zhao, R., Wang, D., Yan, R., Mao, K., Shen, F., Wang, J. *Machine Health Monitoring Using Local Feature-Based Gated Recurrent Unit Networks*. IEEE Trans. Ind. Electron. 2017, 65, pp. 1539-1548.
- 13 Stetco, A. A. *Wind Turbine operational state prediction : Towards featureless, end-to-end predictive maintenance*. In Proceedings of the International Conference on Big Data (Big Data), Los Angeles, CA, USA, 9-12 December 2019 ; pp. 4422-4430.
- 14 Duan, J. S. *A novel ResNet-based model structure and its applications in machine health monitoring*. J. Vib. Control 2021, 27. pp. 1036-1050.
- 15 Liu, R., Wang, F., Yang, B., Qin, S.J. *Multiscale Kernel Based Residual Convolutional Neural Network for Motor Fault Diagnosis Under Nonstationary Conditions*. IEEE Trans. Ind. Informatics 2020, 16. pp. 3797-3806.
- 16 Flores-Quintanilla J. L. *Towards a new fault diagnosis system for electric machines based on dynamic probabilistic models* / J. L. Flores-Quintanilla, R. Morales-Menéndez, R. A. Ramirez-Mendoza // Proceedings of the 2005, American Control Conference, 2005. – pp. 2775-2780.
- 17 Liu, Z., Jia, Z., Vong, C. M., Bu, S., Han, J., Tang, X. *Capturing high-discriminative fault features for electronics-rich analog system via deep learning*. IEEE Trans. Ind. Inform. 2017, 13. pp. 1213-1226.
- 18 He, M., He, D. *Deep Learning Based Approach for Bearing Fault Diagnosis*. IEEE Trans. Ind. Appl. 2017, 53. pp. 3057-3065.
- 19 Morales-Menendez, R. *Dynamic modeling of processes using linear Gaussian Jump Markov models* / R. Morales-Menendez, F. Kant, and Favela // Modelling, identification and control. – Grindelwald, Switzerland, February, 2004.
- 20 Sedykh, I. A. *Hybrid algorithm with the selection of the learning coefficient for radially basic neural networks in the Mathcad program* / I. A. Sedykh, V. A. Istomin. // Bulletin of the LGTU. – № 2 (36). 2018. pp. 20-25.

© Козлов А.А., Козлов А.М., 2021