

УДК 621.9

Ю.Г. Кабалдин<sup>1</sup>, И.Л. Лаптев<sup>1</sup>, Д.А. Шатагин<sup>1</sup>, В.О. Зотов<sup>1</sup>, С.В. Серый<sup>2</sup>**ДИАГНОСТИКА ИЗНОСА РЕЖУЩЕГО ИНСТРУМЕНТА  
НА ОСНОВЕ ФРАКТАЛЬНОГО И ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗА  
С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА В РЕЖИМЕ  
РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ С ВОЗМОЖНОСТЬЮ УДАЛЕННОГО ДОСТУПА**Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е.Алексеева<sup>1</sup>,  
Комсомольский-на-Амуре государственный технический университет<sup>2</sup>

Изложена методология диагностики технологического оборудования на основе фрактального и вейвлет-анализа виброакустического сигнала с использованием искусственного интеллекта в режиме реального времени. Показана возможность управления динамическими технологическими системами и износом инструмента при удаленном доступе.

*Ключевые слова:* износ инструмента, фрактальный и вейвлет-анализы, искусственный интеллект, удаленный доступ.

Надежность, производительность и степень автоматизации современного промышленного оборудования в значительной мере определяют экономический эффект в машиностроительном производстве. Систематические и случайные сбои в работе технологических систем приводят к длительным и нежелательным простоям, а также высокому проценту брака изготавливаемых деталей. Для решения подобных проблем необходимо использование передовых систем диагностики состояния технологических систем, учитывающих инновационные разработки не только в технологической и конструкторской сфере, но и в области информационных технологий, так как современное производство глубоко автоматизировано.

Одним из важнейших результатов современного развития науки и техники является конвергенция промышленных технологий с разработками в сфере информационных технологий. Высокие достижения в области обмена информацией и вычислений позволяют реализовывать передовые системы диагностики и управления технологическими системами с удаленным доступом. Работая в режиме реального времени, такие системы позволяют отслеживать, контролировать и управлять параметрами ТС на значительном расстоянии.

**Анализ существующих систем диагностики состояния ТС**

Принцип действия большинства систем диагностики основан на синтезе и анализе данных ответственных узлов машин с последующим принятием соответствующего решения. Синтез данных осуществляется при помощи контрольно-измерительных устройств, таких как датчики сил и крутящего момента, датчики мощности, вибродатчики и т.д. Полученная информация обрабатывается и анализируется с помощью либо встроенной, либо автономной вычислительной системы. Как правило, на этом этапе полученные характеристики сравниваются с допустимыми значениями записанными в базе данных, где принимается решение о генерации управляющего воздействия.

Большинство систем диагностики основываются на сравнении полученного сигнала с допустимыми значениями, заложенными в базе данных, поэтому появляется трудность в определении допустимых значений контролируемых параметров при разных условиях работы. Например, при смене геометрии инструмента необходимо заново рассчитать допустимые значения параметров сил, мощности и вибрации для конкретной технологической наладки. Как правило, такие значения получают опытным путем или по неточным линейным мате-

матическим моделям, описывающим поведение системы. Отсутствие самообучения негативно сказывается на возможности идентификации неисправностей. Каждый новый экстренный случай, сбой или поломка приведет к потере устойчивости системы и ее остановки. Существующие системы диагностики отличаются низкими адаптивными способностями. Изменение контролируемых параметров, как правило, приводит к остановке системы в целом, а не её подстройки под новые технологические условия.

Принимая во внимание недостатки существующих систем диагностики, предлагается использовать системы на основе искусственного интеллекта, с возможностью самообучения и удаленного контроля и управления.

### **Особенности интеллектуальных систем с возможностью удаленного доступа**

Искусственный интеллект реализует постоянное самообучение системы. Система постоянно анализирует свое поведение, тем самым расширяет свои возможности и повышает надежность машины в целом. Изменение условий работы не приводит к остановке. Система, основываясь на собственном опыте, определяет критические значения параметров. Любые изменения и ответная реакция системы постоянно записываются в соответствующую базу данных, тем самым позволяя системе производить анализ данных и расширять свои возможности в диагностике. Наличие высоких интеллектуальных возможностей позволяет производить гибкую подстройку параметров системы для работы в оптимальных условиях без остановки. Постоянный анализ своей работы в определенных условиях дает возможность прогноза сбоев в работе и генерации управляющих воздействий на опережение. Удаленный доступ позволяет вести централизованный контроль за работой множества единиц оборудования и принимать своевременные решения по управлению в соответствии с правами доступа.

Для достижения поставленных целей была создана интеллектуальная система диагностики, включающая в себя модуль сбора и отправки данных (вибродатчики, усилители-преобразователи, платы сбора и отправки данных), модуль обработки данных и принятия решений (ПК с разработанным программным обеспечением реализующим вейвлет и фрактальный анализ с использованием нейронных сетей для генерации соответствующего управляющего воздействия), модуль удаленного доступа (беспроводные защищенный сети и устройства ввода и вывода информации).

### **Вейвлет-анализ при диагностики виброакустического сигнала**

Для получения частотных характеристик динамических систем широко используют спектральный анализ виброакустического сигнала. Наибольшее распространение в качестве методов спектрального анализа получили «Быстрое преобразование Фурье» и «Оконное преобразование Фурье». Однако данные методы не позволяют точно локализовать частотные характеристики системы во времени, и возникают трудности в идентификации колебаний, далеких по форме от косинуса и синуса, и определение случайных всплесков характерных для механической обработки. Для решения этой проблемы предлагается использовать вейвлет-анализ виброакустического сигнала, как из зоны резания, так и из ответственных узлов и агрегатов машины. Вейвлет-функция позволяет точно определить частотные характеристики во времени и их изменения, а также выявить нестационарности в работе.

Как показали исследования [1], при незначительном износе режущего инструмента ( $h_z=0.15$ ), путем применения вэйвлет-анализа, на скалограмме компоненты на всем спектре частот ярко выделены, хорошо прослеживается периодичность сигнала, что соответствует визуальной картине колебаний на осциллограмме. Мощность сигнала распределена по средней части спектра частот.

С увеличением износа инструмента меняется энергетика сигнала – при параметрах износа, близких к катастрофическому, основная мощность сигнала приходится на высокочастотные шумовые компоненты, что свидетельствует об отсутствии процесса резания как та-

кового, а поступающая от резца энергия затрачивается на поверхностное упрочнение заготовки и нагрев.

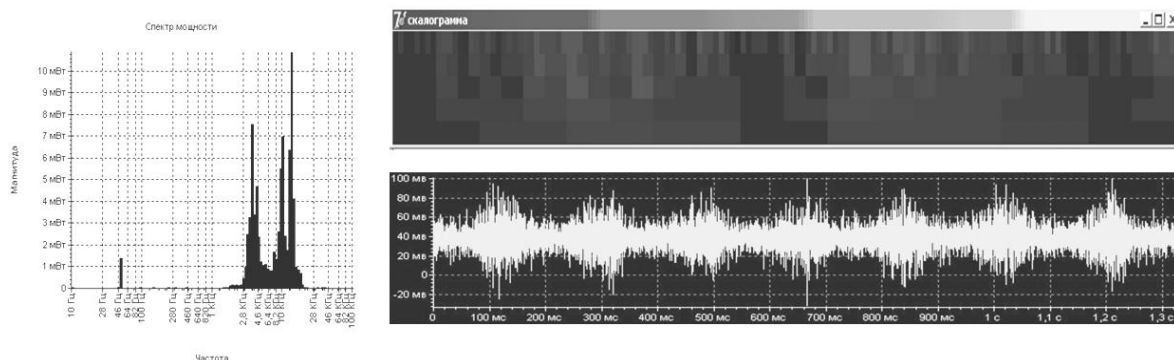


Рис. 1. Спектрограмма и скалограмма при незначительном износе режущего инструмента ( $h_z=0,15$  мм)

Исследования показывают, что при увеличении износа инструмента компоненты сигнала (2,5-3,5 кГц), характеризующие процесс резания, принимают более сглаженный характер, но при этом появляются высокочастотные всплески, что свидетельствует о повышении уровня зашумленности. В тоже время на вейвлет-скалограмме видно, что при увеличении износа инструмента спектр частот, характеризующих резание, расширяется, мощность его увеличивается. Расширение спектра свидетельствует о повышении энергии виброакустического сигнала и увеличении энергии разрушения и дальнейшем увеличении степени износа.

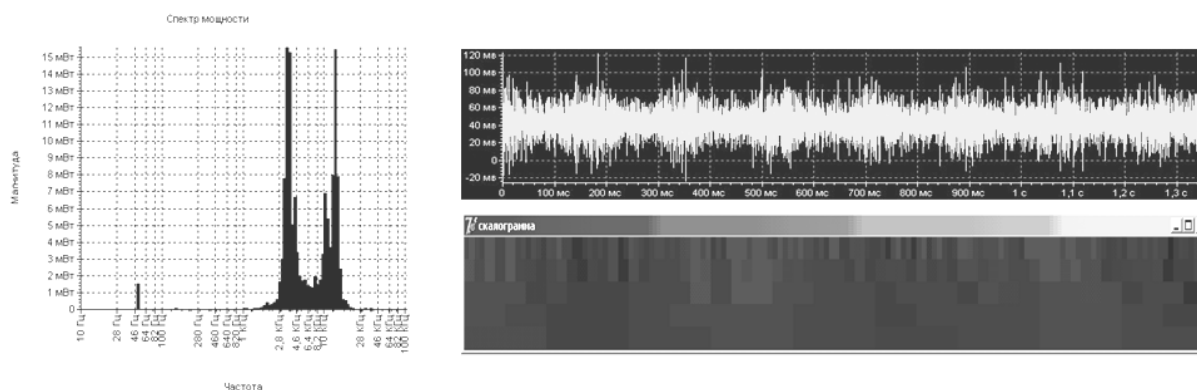


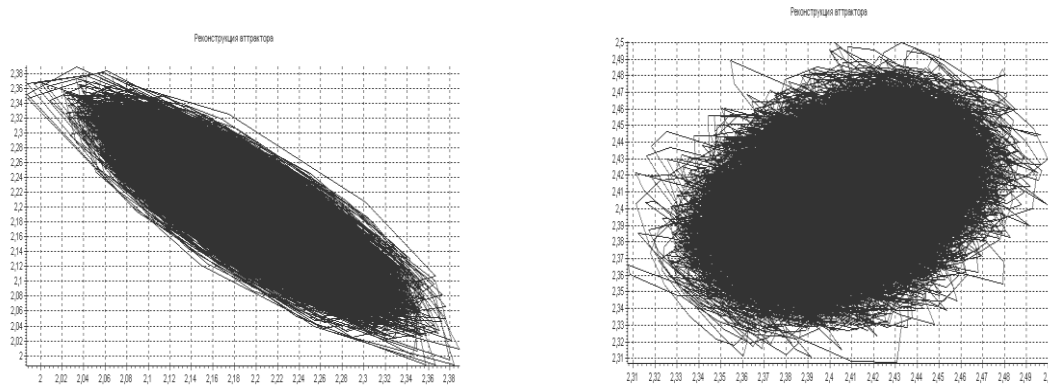
Рис. 2. Спектрограмма и скалограмма при катастрофическом износе режущего инструмента ( $h_z=1,1$  мм)

### Фрактальный анализ фазового портрета системы

Для анализа поведения системы предлагается использовать понятие фазового пространства системы, аттрактор системы и его фрактальная размерность. В идеальных условиях при отсутствии упругих и диссипативных связей в системе производящая поверхность инструмента должна перемещаться только вдоль образующей и направляющей, определяя параметры номинальной поверхности. При таких условиях аттрактором системы в фазовом пространстве будет «точка». Это означает, что вся энергия системы расходуется только на получения номинальной поверхности, образования стружки и деление припуска на части.

По исходным технологическим данным был проведен эксперимент. В качестве изменяемого и контролируемого параметра был параметр износа инструмента  $h_z$  – фаска износа по задней поверхности. При минимальном значении параметра износа аттрактор системы представлял собой эллипс с фрактальной размерностью  $D_f=1.165$ . При увеличении значения

параметра износа вид и фрактальная размерность систем изменяются. Рассеивание энергии в системе увеличилось. При  $h_z = 1.1$  мм,  $Df = 1.18$ . По полученным данным можно судить о возможной потере устойчивости.



**Рис. 3. Аттрактор системы:**

- а* - при незначительном износе режущего инструмента ( $h_z = 1.1$  мм),  $Df = 1.165$ ;  
*б* - катастрофическом износе режущего инструмента ( $h_z = 1.1$  мм),  $Df = 1.18$

### Искусственный интеллект в диагностики и управлении

Для прогнозирования поведения системы по типу аттрактора и его фрактальной размерности применяются нейронные сети. Это позволяет осуществлять прогноз сбоев, неполадок и эволюции системы во времени. Также это даёт возможность определения параметров порядка в системе, отвечающих за устойчивость системы в целом.

Принципиальная схема системы диагностики на основе ИИ в канале обратной связи содержит нейросетевой модуль генерирующий управляющее воздействие. Наличие базы знаний и постоянный учет параметров позволяют накапливать станку опыт и постоянно самообучаться. Это означает, что чем больше станок работает, тем шире его возможности и выше надежность. Во время работы станок контролирует определенные параметры, что позволяет проследить, какой фактор или параметр привел к сбою. Объединение станков с помощью сети Интернет позволит осуществлять обмен между базами знаний конкретных станков. Происходит обучение между станками.

Для решения поставленных задач использовалась ранее разработанная нейросетевая модель [2], позволяющая генерировать временные ряды, характеризующие динамику упругой системы станка (УСС) на заданных режимах резания. Небольшая модификация модели позволит выявить, в какой степени каждый управляющий параметр (скорость, глубина резания, материал и т.д.) оказывает влияние на генерируемый сигнал.

Таким образом, путем анализа выходного сигнала модели была последовательно проведена оценка каждого из управляющих параметров:

- скорости  $v$  резания;
- глубины  $t$  резания;
- подачи  $s$ ;
- предела прочности  $\sigma_b$  обрабатываемого материала;
- параметра  $r$  фазового сдвига силы резания [3].

Предлагаемая методика использования нейросетей для оценки степени влияния и сравнительного анализа значимости факторов (управляющих параметров) механообработки была опробована на следующей модели [2], изображенной на рис. 4.

Данная методика базируется на нейронной сети (многослойном перцептроне), на вход которой подаются вектор оцениваемых управляющих параметров  $\vec{F}$  и вектор  $\vec{T}$ , содержа-

ший заданное число отсчетов временного ряда, которые характеризуют динамику станка при заданных управляющих параметрах в текущий момент времени.

Число выходов нейросети совпадает с размерностью вектора  $\vec{T}$ , содержащего отсчеты временного ряда, поданные на вход, плюс значение ряда в следующий момент времени (прогноз). При этом в процессе обучения ставилась задача – достигнуть минимальной невязки между значениями временного ряда, подаваемыми на вход (вектор  $\vec{T}$ ) со значениями ряда на выходе плюс верное значение прогнозируемого отчета, т.е. нейросеть была обучена последовательно моделировать весь временной ряд при заданном векторе управляющих параметров, который в процессе обучения не менялся.

В результате обучения нейросеть представляет собой модель динамической системы станка в процессе резания, так как способна выдавать временной ряд, аналогичный сигналам акустической эмиссии, характеризующих динамику станка при заданным управляющих параметрах обработки [2].

Далее достигается следующая задача – оценка степени влияния каждого из параметров на корректность моделируемой динамики. Оценка производится по следующему алгоритму:

- из нейромодели исключается вход, на который подавался оцениваемый фактор;
- производится обучение нейросети при отсутствии заданного управляющего параметра;
- в процессе обучения циклически подсчитывается невязка между входным вектором, содержащим значения временного ряда, и выходным, тем самым, по величине невязки производится оценка того, как нейронная сеть реагирует на отсутствие одного из управляющих входов;
- разница между невязками исходной модели и ее же, но без одного из управляющих факторов, является количественной характеристикой степени влияния данного фактора на динамику модели, а значит, и самого станка.

Практическая реализация обоих подходов показала принципиально схожие результаты, но следует отметить, что процесс обучения нейронной сети при подаче на один из ее входов шумовой составляющей приблизительно на порядок продолжительнее, чем при методике исключения оцениваемого фактора из вектора  $\vec{F}$ .

Анализ полученных результатов показывает, что наиболее значимым параметром является скорость резания. Значимость этого фактора оценивается 34% (от совокупной значимости вектора  $\vec{F}$  – 100%).

Можно предложить дальнейшее развитие данной методики оценки весов управляющих параметров нейромодели: по какому-либо критерию, единому для заданного временного ряда, например на основе фрактальной размерности  $D_0$ , рассчитанной для ряда. В таком случае следует предварительно обучить нейросеть генерировать значение фрактальной размерности для заданного временного ряда при известных управляющих параметрах. Затем менять эти параметры по описанному алгоритму и оценивать в данном случае степень изменения значений фрактальной погрешности на выходе нейросети. Тем самым будут найдены весовые коэффициенты для каждого из изменяемых параметров.

Предложенный способ более прост в практической реализации, так как имеется уже разработанное программное обеспечение, подсчитывающее фрактальную размерность [3], поэтому остается только обучить нейросеть на известных значениях размерности и, варьируя входные управляющие параметры, подсчитать веса для каждого из них.

Таким образом, можно произвести оценку каждого из управляющих параметров. Благодаря такой оценке появляется возможность расставить управляющие параметры по приоритету, а самые малозначимые – удалить из модели, так как они ни оказывают существенного влияния на результат моделирования, но загромождают модель. Также дальнейшим развитием приведенной методики может стать возможность оценки взаимосвязи управляющих параметров между собой, степени их взаимного влияния, характера такого взаимодействия.

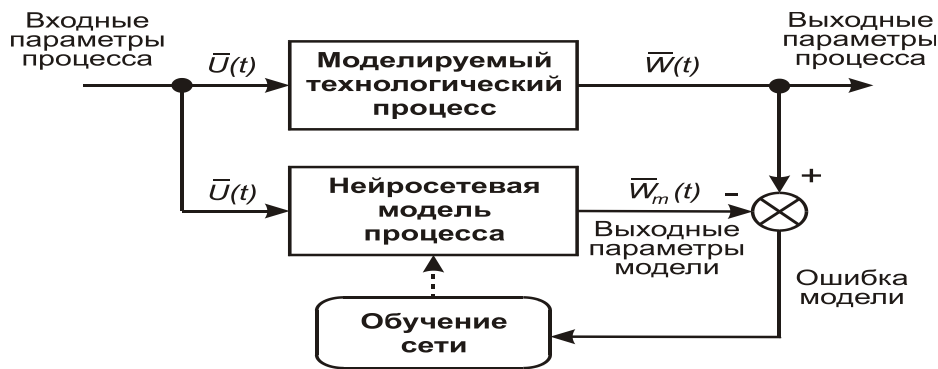


Рис. 4. Схема обучения нейронной сети при механической обработке

### Использование технологии nVidia CUDA в системах диагностики

Системы диагностики должны отличаться высокой производительностью для обеспечения быстрого реагирования на изменения параметров. Любая технологическая система обработки резанием содержит огромное количество контролируемых параметров, стохастических внешних и внутренних возмущений. Высокие скорости резания и подачи накладывают дополнительные требования к производительности современных систем диагностики.

Современная тенденция в высокопроизводительных системах – использование параллельных вычислений. Это подразумевает использование для сложных математических расчетов процессора графических карт вкупе с центральным процессором. Наличие большого количества ядер графического процессора (3000 и более) позволяет использовать параллельные вычисления и добиться прироста в производительности до 1000 раз. На современном рынке компьютерных технологий имеется довольно широкий выбор современных графических карт с технологией nVidia CUDA. Данная технология находит все большее распространение среди ученых разных отраслей, инженеров и программистов.

Используя технологии nVidia CUDA, появилась возможность создавать мощные вычислительные станции, производительностью свыше 1 терафлопс, с небольшими габаритами и приемлемой для большинства фирм, использующих станочный парк, стоимостью. Подобная вычислительная станция или сервер, в зависимости от мощности, может осуществлять контроль и управление одновременно целым парком станков, оснащенных интеллектуальной системой диагностики. Данный подход позволяет реализовывать единую схему управлением и контроля, что, в свою очередь, избавляет от необходимости оборудовать каждый станок собственным вычислительным комплексом.

### Удаленный доступ в диагностике и управлении

Для интеграции оборудования и рабочего персонала в рамках единой интеллектуальной системы диагностики состояния технологических систем необходимо использование современных достижений в области передачи информации. Современные возможности позволяют полностью удовлетворить потребности в использовании проводных и беспроводных каналов передачи данных.

Разработанное программное обеспечение интеллектуальной диагностики, установленное на вычислительной станции, реализует удаленное управление и контроль над оборудованием посредством сетей Wi-Fi, планшетных ПК и пакета программного обеспечения TeamViewer или Putty. Доступ к управлению осуществляется в соответствии с правами, определенными производственной системой предприятия.

Внедрение подобных систем в реальное производство позволит в значительной степени повысить качество и производительность технологических систем, за счет постоянного мониторинга процесса резания, снизить человеческий фактор в силу интеллектуальности, а возможность самообучения и современные методы связи позволят создавать промышленные

сети обмена данными для последующего накопления базы знаний и быстрого реагирования на изменения в технологическом процессе.

#### Библиографический список

1. **Кабалдин, Ю.Г.** Управление динамическим качеством металлорежущих систем на основе искусственного интеллекта / Ю.Г. Кабалдин, С.В. Биленко, С.В. Серый. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре гос. техн. ун-т, 2004. – 240 с.
2. **Кабалдин, Ю.Г.** Управление динамическими процессами в технологических системах механообработки на основе искусственного интеллекта / Ю.Г. Кабалдин, С.В. Биленко, С.В.Серый. – Комсомольск-на-Амуре: Комсомольский-на-Амуре гос. техн. ун-т, 2003. – 201 с.
3. **Кабалдин, Ю. Г.** Самоорганизующиеся процессы в технологических системах обработки резанием. Диагностика, управление / Ю. Г. Кабалдин, А. М. Шпилев. – Владивосток: Дальнаука, 1998. – 296 с.

*Дата поступления  
в редакцию 09.12.2013*

**Yu.G. Kabaldin<sup>1</sup>, I.L. Laptev<sup>1</sup>, D.A. Shatagin<sup>1</sup>, V.O. Zotov<sup>1</sup>, S.V.Sery<sup>2</sup>**

#### **DIAGNOSIS TOOL WEAR BASED ON THE FRACTAL AND WAVELET ANALYSIS USING ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN REAL TIME WITH REMOTE ACCESS CAPABILITIES**

Nizhny Novgorod state technical university n.a. R.E. Alexeev<sup>1</sup>,  
Komsomolsk-on-Amur state technical university<sup>2</sup>

**Purpose:** The development of an intelligent system diagnostics tool wear based on nonlinear dynamics approaches in real-time with remote access and management.

**Methodology:** Wavelet analysis of vibro-acoustic signal from the cutting zone. Determination of the fractal dimension of the attractor of the system and its simulation using a neural network.

**Findings:** The methodology of diagnosis process equipment based on fractal and wavelet analysis of vibro-acoustic signal using implanting artificial intelligence in real-time. The possibility of controlling the dynamic technological systems and tool wear during remote access.

*Key words:* tool wear, fractal and wavelet analysis, Artificial Intelligence, and remote access.