

К ВОПРОСУ О ВЫБОРЕ МЕТОДИКИ ДЛЯ ОСУЩЕСТВЛЕНИЯ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ РЕЖУЩЕГО ИНСТРУМЕНТА НА ОСНОВАНИИ ДАННЫХ О ВИБРАЦИИ В ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ

Залога В. А., Зинченко Р. Н., Гонщик А. В.

Представлен анализ современных исследований в области создания эффективных систем диагностики состояния режущего инструмента. Доказано, что в качестве одного из наиболее эффективных и надежных способов оценки состояния режущего инструмента в режиме реального времени может быть использована вибрационная диагностика с применением акселерометров (ударного, тензометрического, пьезоэлектрического и др.). Изложена информация касательно методик, применяемых в системах диагностики состояния режущего инструмента. Показано, что в решении данной задачи эффективно используется искусственный интеллект (искусственная нейронная сеть в составе многослойного персептрона, радиально-базисной сети, самоорганизующихся карт Кохонена; скрытая Марковская модель; адаптивная нейро-нечеткая системы вывода и трансдуктивная нейро-нечеткая системы вывода).

Представлено аналіз сучасних досліджень в області створення ефективних систем діагностування стану різального інструменту. Доведено, що в якості одного з найбільш ефективних і надійних способів оцінки стану різального інструменту в режимі реального часу може бути використане вібраційне діагностування із застосуванням акселерометрів (ударного, тензометричного, п'єзоелектричного та ін.). Викладена інформація щодо методик, що застосовуються в системах діагностування стану різального інструменту. Показано, що при вирішенні даного завдання ефективно використовується штучний інтелект (штучна нейронна мережа у складі багат шарового персептрона, радіально-базисної мережі, самоорганізуючих карт Кохонена; прихована Марківська модель; адаптивна нейро-нечітка система виведення та трансдуктивна нейро-нечітка система виведення).

The analysis of modern research in the field of development of effective systems for cutting tool condition diagnosis is presented in the article. It has been proved that vibration diagnosis with the application of accelerometers (percussive, tensometric, piezoelectric etc.) may be used as one of the most effective and reliable means for cutting tool condition estimation in the real-time mode. The information about methods used in the systems of cutting tool condition diagnosis is stated. It has been shown that artificial intelligence (artificial neural network including multilayer perceptron, radial basis function network, Kohonen self-organizing maps; hidden Markov model; adaptive neuro-fuzzy inference system and transductive neuro-fuzzy inference system) is effectively used for solving the current task.

Залога В. А.

д-р техн. наук, проф., зав. кафедрой СумГУ
info@tmvi.sumdu.edu.ua

Зинченко Р. Н.

канд. техн. наук, доц. СумГУ

Гонщик А. В.

аспирант СумГУ

СумГУ – Сумский государственный университет, г. Сумы.

УДК 004.891.3:621.9.02

Залогов В. А., Зинченко Р. Н., Гонщик А. В.

К ВОПРОСУ О ВЫБОРЕ МЕТОДИКИ ДЛЯ ОСУЩЕСТВЛЕНИЯ ДИАГНОСТИКИ СОСТОЯНИЯ РЕЖУЩЕГО ИНСТРУМЕНТА НА ОСНОВАНИИ ДАННЫХ О ВИБРАЦИИ В ТЕХНОЛОГИЧЕСКОЙ СИСТЕМЕ

Диагностика состояния режущего инструмента (ДСРИ) является крайне важной для осуществления эффективного процесса механической обработки, при котором режущий инструмент (РИ), подвергаясь непрерывному изнашиванию, находится в постоянном или прерывистом контакте с материалом заготовки. Износ режущего инструмента сопровождается ухудшением качества обработанной поверхности, часто приводя к нежелательным и прогнозируемым изменениям как геометрических параметров детали на макро-, микро- и субмикроровнях, так и физико-химико-механического состояния обработанной поверхности (фазовые и структурные изменения обрабатываемого материала, изменение его твердости и прочности (наклеп) и др.) и остаточных напряжений в ней [1–3]. Поэтому получение количественной оценки износа режущего инструмента во времени и управления процессом обработки в зависимости от его состояния становится все более важным на пути повышения эффективности механической обработки и качества обработанной поверхности.

Целью данной работы является анализ современных исследований в области создания эффективных систем ДСРИ, позволяющих их применение в режиме реального времени, и определение методов и условий (предпосылок) для их практического использования при оценке процесса изнашивания режущих инструментов в производственных условиях.

Использование систем ДСРИ позволяет:

- увеличить производительность и снизить себестоимость обработки за счет повышения надежности обработки на более жестких режимах резания (увеличенные скорости резания, подачи и др.), в т. ч. с использованием смазочно-охлаждающих технологических сред (СОТС);
- сократить брак при изготовлении деталей и расход инструмента;
- повысить надежность работы обрабатывающих систем за счет своевременной замены предельно изношенного или поломанного инструмента;
- повысить точность обработки благодаря вводу коррекции положения исполнительного органа станка с учетом степени износа инструмента;
- предохранить механизмы и узлы станка от поломок и преждевременной потери их точности и т. п.

Принципиально все методы оценки степени износа инструмента можно разделить на две группы:

- 1) те, в которых износ РИ измеряется непосредственно (методы прямого измерения (МПИ));
- 2) те, в которых степень износа инструмента оценивается с помощью того или иного контролируемого (измеряемого) параметра или сигнала, в достаточной мере характеризующих процесс резания (методы непрямого (косвенного) измерения (МНИ)).

При практической реализации методов прямого измерения требуется обязательная остановка процесса обработки и вывод режущего инструмента из зоны его контакта с поверхностями на обрабатываемой детали. В связи с этим их использование, как правило, не позволяет создавать эффективные и надежные системы ДСРИ в режиме реального времени. Непрямые же методы оценки степени износа РИ позволяют проводить мониторинг процесса резания в режиме реального времени, что является одним из наиболее значительных их преимуществ. Одним из основных требований к системе ДСРИ, создаваемых на основе

использования МНИ, является выбор сигнала, адекватно реагирующего на износ инструмента. Чаще всего решения в системе ДСРИ, созданной на основе МНИ, принимаются на основании анализа данных о силе резания (СР), параметрах вибрации (В), спектре акустической эмиссии (АЭ), звуке (З), силе тока в двигателе (ТД), мощности электродвигателя (МД), колебаний скорости вращения шпинделя и др.

Анализ современных исследований показал, что в качестве одного из наиболее эффективных и надежных способов оценки состояния РИ в режиме реального времени может быть использована так называемая вибрационная диагностика, поскольку возникающие в технологической системе в процессе резания вибрации адекватно связаны в каждый момент времени с реальным состоянием РИ. Следует отметить то, что степень этой адекватности в значительной степени определяется степенью зависимости диагностического сигнала от материала заготовки, режимов резания, вида станка и др., а также типом используемого при этом датчика регистрации вибрационного сигнала – акселерометра: ударный, тензометрический, пьезоэлектрический и др. В настоящее время наибольшее распространение получили пьезоэлектрические датчики (табл. 1).

Таблица 1

Датчики вибрации, применяемые в современных исследованиях

Процесс	Датчик	Тип	Литературный источник
Точение	акселерометр IRD модели 970	Ударный	V.S. Sharma и др. [1]
Точение	Акселерометр PCB Piezotronics Модели 303A03	Пьезоэлектрический	A. Prateepasen, Y. H. J. Au и др. [2]
Высоко-скоростная обработка	Акселерометр PCB Piezotronics модели 353B04	Пьезоэлектрический	A. J. Vallejo, R. Morales-Menendez и др. [3]
Точение	Акселерометр PCB Piezotronics модели 356A16	Пьезоэлектрический	K. Jemielniak, T. Urbanski и др. [4]
Высоко-скоростная обработка	Акселерометр Bruel & Kjaer моделей 4370 и 4371	Пьезоэлектрический	A. J. Vallejo, R. Morales-Menendez и др. [3]
Фрезерование	Вибрационный датчик Kistler модели 8704B	Пьезоэлектрический	D. Li, H. Gao, Y. Shou и др. [5]
Точение	Трехкомпонентный вибропреобразователь AP23 (Глобал-Тест, Россия)	Тензометрический	В. В. Постнов, С. Х. Хадиуллин и др. [6]

Поскольку в процессе механической обработки резанием имеет место высокая нелинейная зависимость между износом инструмента и характеристиками сигнала, регистрируемыми с помощью разного рода устройств и датчиков (динамометра, датчиков акустической эмиссии, вибрационных датчиков, датчиков тока и др.), важным этапом при создании системы ДСРИ является разработка методики диагностирования. В общем, типичная система ДСРИ объединяет в себе: модуль датчиков, модуль обработки сигнала, модуль выбора характеристики сигнала и модуль распознавания образов. Последние два модуля и сегодня являются одним из наиболее важных и сложных заданий при создании ДСРИ. Временной

и частотный анализы, быстрое преобразование Фурье (БПФ), вейвлет-преобразование (ВП) являются достаточно популярными методами для получения множества характеристик сигнала, но выбор оптимальных характеристик сигнала и сейчас остается нерешенной задачей. Основным назначением распознавания образов (величины износа) есть построение взаимосвязи между состоянием инструмента и характеристиками сигнала. Особый интерес в успешном решении данной проблемы представляет искусственный интеллект (ИИ), который уже доказал свою работоспособность при решении задачи поиска вышеупомянутой связи (табл. 2).

Таблица 2

Применение искусственного интеллекта при решении задачи диагностики состояния режущего инструмента на основании данных о вибрации в технологической системе

Процесс	Год	Исследуемые сигналы	Тип ИИ	Точность определения износа	Авторы статьи
Точение	2008	В, СР, АЭ	АННСВ	82,9%	V. S. Sharma и др.
Высокоскоростное точение	2008	В, деформация вследствие изгиба РИ,	МП	----	H. Chelladurai, V. K. Jain и N. S. Vyas
Точение	2008	В, З, СР, ТД	СОК	----	R. G. Silva и S. J. Wilcox
Фрезерование	2008	В, АЭ, СР, В	ИНС СММ	89,9 % –	A. J. Vallejo, R. Morales-Menéndez и J. R. Alique
Точение	2009	В, СР, АЭ	ТННСВ	97 %	A. Gajate, R. E. Haber и др.
Точение	2010	В, СР, АЭ	АННСВ	90 %	A. Gajate, R. Haber, R. del Toro и др.
Фрезерование	2010	В, СР, АЭ	РБС	97,2 %	D. Li, H. Gao, Y. Shou, P. Du, M. Xu
Точение	2011	–	МП	90 %	Y. H. Fan, M. L. Zheng и др.
Точение	2011	СР, З, В, АЭ	МП	94,46 %	S. Tangjitsitcharoen, C. Rungruang, N. Pongsathornwiwat

Быстрое преобразование Фурье (Fast Fourier Transform (FFT)) – это математическая функция, которая позволяет получить из временной зависимости сигнала его частотные характеристики, осуществляя таким образом спектральный анализ сигналов. БПФ – это основной базовый алгоритм, используемый для цифровой обработки сигналов, изображений, сжатия данных и т. п. Основным назначением алгоритма БПФ является разложение сложных негармонических сигналов на несколько гармонических чистых частот сигналов, то есть представляет исходную функцию в виде интеграла синусоид различной частоты, амплитуды и фазы. В своих работах эту методику применяли S. Tangjitsitcharoen и др. [7], H. Chelladurai и др. [8], M. Mahardika и др. [9], K. Jemielniak и др. [4], S. Orhan и др. [10].

Вейвлет-преобразование (Wavelet Transform (WT)) – интегральное преобразование, похожее на преобразование Фурье (ПФ), но только с другой оценочной функцией. Основное различие между ними заключается в том, что ПФ раскладывает сигнал на составляющие

в виде синусов и косинусов (функций, локализованных в Фурье-пространстве), а ВП использует функции, локализованные как в реальном, так и в Фурье-пространстве. Вейвлеты – это обобщенное название математических функций разных форм: как тех, которые и по частоте, и по времени являются локальными, так и тех, в которых все функции получаются путем изменения (сдвига, растягивания) одной и той же базовой функции. Таким образом, ВП сигналов является своеобразным обобщением спектрального анализа. ВП широко используется для анализа нестационарных процессов. Оно показало свою эффективность для решения широкого класса задач, связанных с подавлением шумов, сжатием больших объемов информации, обработкой и синтезом сигналов и т.п. Данная методика была применена D. Li и др. [5], K. Jemielniak и др. [4].

Искусственный интеллект (Artificial Intelligence (AI)) – основная методология, применяемая для решения многих производственных задач, в том числе и для диагностики состояния режущего инструмента (см. табл. 2).

Искусственная нейронная сеть (ИНС, Artificial Neural Network (ANN)) – это математическая модель, а также создаваемые на ее основе устройства параллельных вычислений, представляющие собой систему соединённых и взаимодействующих между собой простых процессоров (искусственных нейронов). Каждый процессор подобной системы имеет дело как с сигналами, которые он периодически получает, так и с сигналами, которые он периодически посылает другим процессорам. И, тем не менее, будучи соединёнными в достаточно большую сеть с управляемым взаимодействием, такие локально простые процессоры при совместном взаимодействии способны решать довольно сложные задачи.

ИНС не программируются в привычном смысле этого слова – они обучаются. Возможность обучения – одно из главных преимуществ нейронных сетей перед традиционными алгоритмами. Технически обучение заключается в нахождении коэффициентов связей между нейронами. Как правило, в нейронной сети передаточные функции всех нейронов строго фиксированы, а переменными параметрами, т.е. теми, которые могут изменяться, являются ее веса. Некоторая часть входов нейронов принимаются в качестве внешних входов нейронной сети, и некоторая часть их выходов – в качестве ее внешних выходов, т.е., подавая любые числа на входы нейронной сети (входной вектор), можно получать некий набор чисел на ее выходах (выходной вектор). Таким образом, работа нейронной сети заключается в преобразовании входного вектора в выходной вектор, причем это преобразование задается весами нейронной сети.

Многослойный перцептрон (МП, Multilayer Perceptron (MP)) – это разновидность нейронной сети. Согласно его архитектуре, нейроны объединены в слои, которые взаимосвязаны друг с другом. Такая сеть имеет слои: входной, несколько скрытых и выходной. Перед началом использования такой нейронной сети она должна быть обучена. Для перцептрона общепринятым является обучение методом обратного распространения ошибки (Back Propagation of error). В работах S. Tangjitsitcharoen и др. [7], H. Chelladurai и др. [8], M. Mahardika и др. [9], X. D. Qin и др. [11], A. J. Vallejo и др. [3], S. Tangjitsitcharoen и C. Rungruang [12], T. Aruvali, R. Serg, T. Otto [13] многослойный перцептрон предложено использовать для оценки износа инструмента с помощью вибрационного сигнала, возникающего в технологической системе.

Радиально-базисная сеть (РБС, Radial Basis Function Networks (RBFN)) – многослойная нейронная сеть прямого распространения сигнала с двухслойной структурой. Первый слой выполняет нелинейное отображение, реализуемое нейронами с радиально-базисными функциями, а выходной слой линеен. Сети этого типа довольно компактны и быстро обучаются. РБС обладает следующими особенностями: а) один скрытый слой; б) только нейроны скрытого слоя имеют нелинейную активационную функцию; в) синоптические веса входного и скрытого слоев равны единице. Сети радиальных базисных функций представляют собой специальный тип нейронных сетей с прямыми связями. Основное их назначение – аппроксимация

и интерполяция многомерных функций для решения, в частности, задач прогнозирования. D. Li и др. [5] предложили применять РБС для получения зависимости между состоянием режущего инструмента и такими выходными параметрами процесса резания, как вибрации, АЭ и силы резания. Эксперименты показали, что данная НС обладает хорошей способностью обобщения, доступной практичностью и обеспечивает получение высокого уровня распознавания.

Самоорганизующиеся карты (СОК, Self-organizing Maps (SOM)) – соревновательная нейронная сеть с обучением без учителя, выполняющая задачу визуализации и кластеризации. Это нейросетевой метод, предполагающий соревновательное обучение. Преимуществом этого метода является то, что в процессе обучения карт на входы подаются данные и индикаторы, но при этом сеть подстраивается не под эталонное значение выхода, а под закономерности, содержащиеся во входных данных. Обучение при этом заключается не в минимизации ошибки, а в подстройке внутренних параметров нейросети (весов) для большего совпадения с входными данными. После обучения такая НС визуально отображает многомерные входные данные на плоскости нейронов. Имея такое представление данных, можно очень наглядно увидеть наличие или отсутствие взаимосвязи во входных данных. R. G. Silva и S. J. Wilcox [14] предложили использовать эту НС как основу при создании системы принятия решений для мониторинга износа режущего инструмента.

Скрытая Марковская модель (СММ, Hidden Markov Model (HMM)) – статистическая модель, имитирующая работу процесса, похожего на Марковский процесс с неизвестными параметрами. Задачей модели является разгадывание неизвестных параметров на основе наблюдаемых (получаемых) параметров протекания того или иного процесса. Полученные параметры могут быть использованы в дальнейшем анализе, например, для распознавания образов. СММ может рассматриваться как простейшая Байесовская сеть доверия. В обычной Марковской модели состояние объекта наблюдения является видимым, и поэтому единственным параметром сети в этом случае является вероятность переходов, т. е. каждое состояние наблюдаемого объекта среди всех возможных выходных значений имеет вероятностное распределение. Так как в скрытой Марковской модели можно следить лишь за теми переменными, на которые оказывает влияние данное состояние, то именно последовательность символов, сгенерированная СММ, и даёт информацию о последовательности состояний наблюдаемого объекта. Скрытые Марковские модели (СММ) – это мощный инструмент статистического моделирования генеративной последовательности состояния наблюдаемого объекта, который может быть охарактеризован как процесс генерации наблюдаемой последовательности. СММ нашли применение во многих областях, заинтересованных в обработке сигналов, в т. ч. и при оценке изнашивания РИ. А. J. Vallejo и др. [3] использовали СММ для решения задачи определения износа РИ. Важно упомянуть, что методика скрытых Марковских моделей при использовании только одного сигнала, т. е. одного выходного параметра процесса обработки, достигает более высокой точности, чем ИНС с использованием нескольких его выходных параметров.

Нечеткая логика (НЛ, Fuzzy Logic (FL)) – это метод формирования рассуждений с помощью логических выражений, описывающих принадлежность элементов к нечетким множествам. НЛ является обобщением привычной булевой логики, оперирующей с двоичными числами, которые соответствуют понятиям «истина» и «ложь». В нечеткой логике эти понятия обобщаются и на все промежуточные между истиной и ложью состояния. В соответствии с этим нечеткая логика оперирует числами из интервала $[0, 1]$, которые отражают степень истинности высказывания. Истинность рассматривается как лингвистическая переменная, принимающая значения типа: «очень истинно», «более-менее истинно», «не очень ложно» и т. п. Указанные лингвистические значения представляются нечеткими множествами. Нечеткая логика лежит в основе методов работы с неточностью, информацией с «зернистой»

(гранулированной) структурой, приближенными рассуждениями и, что наиболее важно, численных вычислений с использованием слов. Следует отметить, что сама по себе нечеткая логика применяется не так часто, как в комплексе с другими видами ИИ, в частности с ИНС.

Адаптивные нейро-нечеткие системы вывода (АННСВ, Adaptive Neuro-fuzzy Inference Systems (ANFIS)), так называемые гибридные системы, находят широкую область применения вследствие того, что они позволяют наиболее полно использовать «сильные» стороны нечетких систем (интерпретируемость накопленных знаний) и нейронных сетей (способность обучаться на имеющихся данных). Характерной чертой гибридных систем является то, что они всегда могут быть рассмотрены как системы нечетких правил. При этом настройка функций принадлежности в предпосылках и заключениях правил на основе обучающего множества производится с использованием алгоритмов обучения нейронных сетей. Такие системы не только используют априорную информацию, но могут приобретать новые знания. V. S. Sharma и др. [1] использовали АННСВ при разработке на основе известных экспериментальных результатов модели для оценки износа инструмента при точении. В данном случае модель была построена на основе сигналов АЭ, вибрации и сил резания. Данная модель может быть использована для он-лайн мониторинга износа РИ. Авторы показали, что точность модели существенно зависит от того, насколько хорошо она будет обучена. P. Fu, A. D. Hope and G. A. King [15] разработали нейро-нечеткий алгоритм для осуществления классификации состояния РИ и доказали, что эта система мониторинга может достигать достаточно высокой точности.

Трансдуктивная нейро-нечеткая система вывода (ТННСВ, Transductive-Weighted Neuro-Fuzzy Inference System (TWNFIS)) является относительно новой системой трансдуктивного рассуждения, заключающаяся в динамической нейро-нечеткой системе вывода с частным обобщением [16]. ТННСВ наделена тремя важными характеристиками: а) имеет прекрасную способность моделирования любой нелинейной функции с высокой точностью; кроме того, она обладает высокой обучаемой способностью; б) имеет семантическую прозрачность и способность к представлению человеческих мыслей, даже если они являются неопределенными и неточными; в) позволяет оценивать модели отдельно для входного/выходного пространственного ряда, используя при этом только ту информацию, которая связана с соответствующим рядом. Данная методика применялась в исследованиях A. Gajate и др. [17], A. Gajate и др. [18].

ВЫВОДЫ

Показано, что управление процессом обработки на основе создания систем диагностики состояния режущего инструмента (ДСРИ) в современном машиностроении становится все более важным, особенно при использовании обрабатывающих систем, обеспечивающих высокую автоматизацию и гибкость и имеющих высокий уровень производительности и качественных показателей процесса обработки.

Анализ современных исследований показал, что в качестве одного из наиболее эффективных и надежных способов оценки состояния РИ в режиме реального времени может быть использована вибрационная диагностика с использованием различных датчиков регистрации вибрационного сигнала – акселерометров: ударный, тензометрический, пьезоэлектрический и др. Показано, что в настоящее время наибольшее распространение получили пьезоэлектрические датчики.

При создании системы ДСРИ, объединяющей в себе модуль датчиков, модуль обработки сигнала, модуль выбора характеристики сигнала и модуль распознавания образов, важным этапом является разработка методики диагностирования. Анализ показал, что в решении данной задачи эффективно используются искусственный интеллект (ИИ): искусственной нейронной сети в составе многослойного персептрона, радиально-базисной сети, самоорганизующихся карт Кохонена; скрытой Марковской модели; адаптивной нейро-нечеткой системы вывода и трансдуктивной нейро-нечеткой системы вывода.

Анализ современных исследований показал, что практически еще не существует универсального системного и общего подхода к созданию и оценке систем мониторинга состояния режущего инструмента в режиме реального времени, что является крайне необходимым для проектирования и создания эффективной и надежной системы диагностики состояния режущего инструмента в режиме реального времени в процессе обработки, в частности интегрированной.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Sharma V. S. Cutting tool wear estimation for turning / V. S. Sharma, S. K. Sharma, A. K. Sharma // *Journal of Intelligent Manufacturing*. – 2008. – Vol. 19. – P. 99–108.
2. Prateepasen A. Acoustic Emission and vibration for tool wear monitoring in single-point machining using belief network / A. Prateepasen, Y. H. J. Au, B. E. Jones // *IEEE Instrumentation and Measurement Technology Conference, Budapest, Hungary, May 21–23, 2001*.
3. Vallejo A. J. On-line cutting tool condition monitoring in machining processes using artificial intelligence / J. Vallejo, R. Morales-Menendez, J. R. Alique // *Robotics, Automation and Control*. – 2008. – P. 143–166.
4. Tool condition monitoring based on numerous signal features / K. Jemielniak, T. Urbanski, J. Kossakowska, S. Bombinski // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*, 2011.
5. Tool Condition Monitoring Based on Radial Basis Probabilistic Neural Networks and Improved Genetic Algorithm / D. Li, H. Gao, Y. Shou, P. Du, M. Xu // *Advanced Materials Research*. – 2010. – Vols. 139–141. – P. 2522–2526.
6. Исследование влияния интенсивности автоколебаний на формоустойчивость режущей кромки твердосплавного инструмента / В. В. Постнов, С. Х. Хадиуллин, А. А. Шафигов, А. Ю. Федоровцев // *Вестник УГАТУ. Машиностроение. Динамика, прочность машин, приборов и аппаратуры*. – 2010. – Т. 14. – № 1(36). – С. 43–49.
7. Tangjitsitcharoen S. Advanced Monitoring of Tool Wear and Cutting States in CNC Turning Process by Utilizing Sensor Fusion / S. Tangjitsitcharoen, C. Rungruang, N. Pongsathornwiwat // *Advanced Materials Research*. – 2011. – Vols. 189–193. – P. 377–384.
8. Chelladurai H. Development of a cutting tool condition monitoring system for high speed turning operation by vibration and strain analysis / H. Chelladurai, V. K. Jain, N. S. Vyas // *The International Journal of Advanced Manufacturing Technology*. – 2008. – Vol. 37. – P. 471–485.
9. Sensor Fusion Strategy in the Monitoring of Cutting Tool Wear / M. Mahardika, Z. Taha, D. Suharto, K. Mitsui, H. Aoyama // *Key Engineering Materials*. – 2006. – Vols. 306–308. – P. 727–732.
10. Tool wear evaluation by vibration analysis during end milling of AISI D3 cold work tool steel with 35 HRC hardness / S. Orhan, A. O. Er, N. Camuscu, E. Aslan // *NDT&E International*. – 2007. – Vol. 40. – P. 121–126.
11. Research on the Technique of Tool Wear Monitoring in Plunge Milling / X. D. Qin, X. L. Ji, X. Yu, S. Hua, W. C. Liu, W. Y. Ni, Y. X. Liu // *Key Engineering Materials*. – 2010. – Vols. 426–427. – P. 468–471.
12. Tangjitsitcharoen S. In-Process Monitoring and Estimation of Tool Wear on CNC Turning by Applying Multi-Sensor with Back Propagation Technique / S. Tangjitsitcharoen, C. Rungruang // *Advanced Materials Research*. – 2011. – Vols. 291–294. – P. 3036–3043.
13. Aruvali T. In-process vibration monitoring on CNC lathe / T. Aruvali, R. Serg, T. Otto // *10th International Symposium „Topical Problems in the Field of Electrical and Power Engineering“, Pärnu, Estonia, January 10–15, 2011*. – P. 174–178.
14. Silva R. G. Sensor Based Condition Monitoring Feature Selection Using a Self-Organizing Map / R. G. Silva, S. J. Wilcox // *Proceedings of the World Congress on Engineering*. – 2008, Vol. 2
15. Fu P. Tool Condition Monitoring Based on an Adaptive Neurofuzzy Architecture / P. Fu, A. D. Hope, G. A. King // *Materials Science Forum*. – 2004. – Vols. 471–472. – P. 196–200.
16. Song Q. TWNFI – a transductive neuro-fuzzy inference system with weighted data normalization for personalized modeling / Q. Song, N. Kasabov // *Neural Networks*. – 2006. – Vol. 19. – P. 1591–1596.
17. Transductive-Weighted Neuro-Fuzzy Inference System for Tool Wear Prediction in a Turning Process / A. Gajate, R. E. Haber, J. R. Alique, P. I. Vega. – 2009. – *HAISS 2009, LNAI 5572*. – P. 113–120.
18. Tool wear monitoring using neuro-fuzzy techniques: a comparative study in a turning process 2010 / A. Gajate, R. Haber, R. del Toro, P. Vega, A. Bustillo // *Journal of Intelligent Manufacturing*. – 2012. – Vol. 23. – No. 3. – P. 869–882.