

## РАЗРАБОТКА ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЫ ДЛЯ ДИАГНОСТИРОВАНИЯ ДЕФЕКТОВ РЕЖУЩИХ ИНСТРУМЕНТОВ

Деревянченко А.Г., докт. техн. наук, Бабилунга О.Ю., канд. техн. наук,  
Соценко А.О., магистр, Фомина О.В., аспирант  
(Одесский национальный политехнический университет)

*Изложены результаты разработок подсистем интеллектуальной системы диагностирования дефектов контактных поверхностей резов, периодический контроль состояния которых производится системой технического зрения. Проведено компьютерное моделирование ее подсистем. Подсистема для распознавания текстур обеспечивает создание матриц текстур изображений дефектов и формирование соответствующих векторов информативных признаков. Подсистема диагностирования макродефектов выполнена с использованием нечеткого нейросетевого классификатора*

**Введение и постановка задачи.** Интегрированные производства, производственные системы уровня CIM (computer integrated manufacturing), соответствующие методы и технологии находят все более широкое применение в современном машиностроении [1]. Рост требований к производительности и качеству обработки высокоточных деталей обуславливают необходимость применения дорогостоящих режущих инструментов (РИ). Их отказы (в условиях отсутствия диагностических систем) приводят к появлению брака, длительным простоям гибких производственных модулей и большим дополнительным расходам. Постепенные и внезапные отказы РИ связаны с появлением, развитием и накоплением дефектов на контактных поверхностях и в режущей части. Поэтому очевидна необходимость создания автоматических систем диагностирования дефектов и прогнозирования остаточного ресурса РИ на основе широкого использования новых информационных технологий и средств искусственного интеллекта (ИИ).

Научно-техническая литература, посвященная вопросам создания и использования ИИ, весьма обширна. Искусственный интеллект представляет одну из новейших областей современной науки [2]. Его определяют как науку, обеспечивающую создание систем, реализующих интеллектуальные функции и используемых для управления сложными техническими объектами, в робототехнике и других направлениях. В работе [3] ИИ называют областью компьютерных технологий, занимающейся автоматизацией разумного поведения на основе использования структур данных, представления знаний и создания алгоритмов их применения. Систему считают интеллектуальной [4], если она способна целеустремленно изменять не только параметры, но и способ своего функционирования (зависящий и от предыдущих состояний системы). В качестве одной из важных задач ИИ называют задачу автоматической классификации – диагностирования, распознавания классов состояний объектов. К числу широко используемых технических средств ИИ относят системы технического

зрения, к числу информационных технологий и методов обработки данных ИИ причисляют нейронные сети, методы нечеткой логики и др.

**Целью работы** является изложение некоторых результатов выполняемых в ОНПУ разработок интеллектуальной системы диагностирования ряда дефектов контактных поверхностей РИ (резцов) на основе использования СТЗ и нечеткого нейросетевого классификатора.

**Результаты исследований.** Разрабатываемая интеллектуальная система (ИС) предназначена в первую очередь для идентификация одной из вероятных моделей отказа режущей части уже в начальный период эксплуатации РИ. Это обеспечивает возможность прогнозирования остаточного ресурса инструмента. Вид модели отказа обусловлен доминирующим дефектом (дефектами) режущей части, характер которых определяется конкретными условиями обработки, марками инструментального и обрабатываемого материалов, режимами резания, механизмами изнашивания.

Для повышения качества распознавания дефектов оно выполняется многоуровневым. На первом уровне распознаются классы контуров макродефектов, на одном из последующих – распознается класс микродефектов, следы которых на контактных поверхностях характерны определенными текстурами. Цифровые изображения дефектов и микродефектов задних поверхностей резцов и их фрагменты, регистрируемые с использованием СТЗ, показаны на рис. 1.

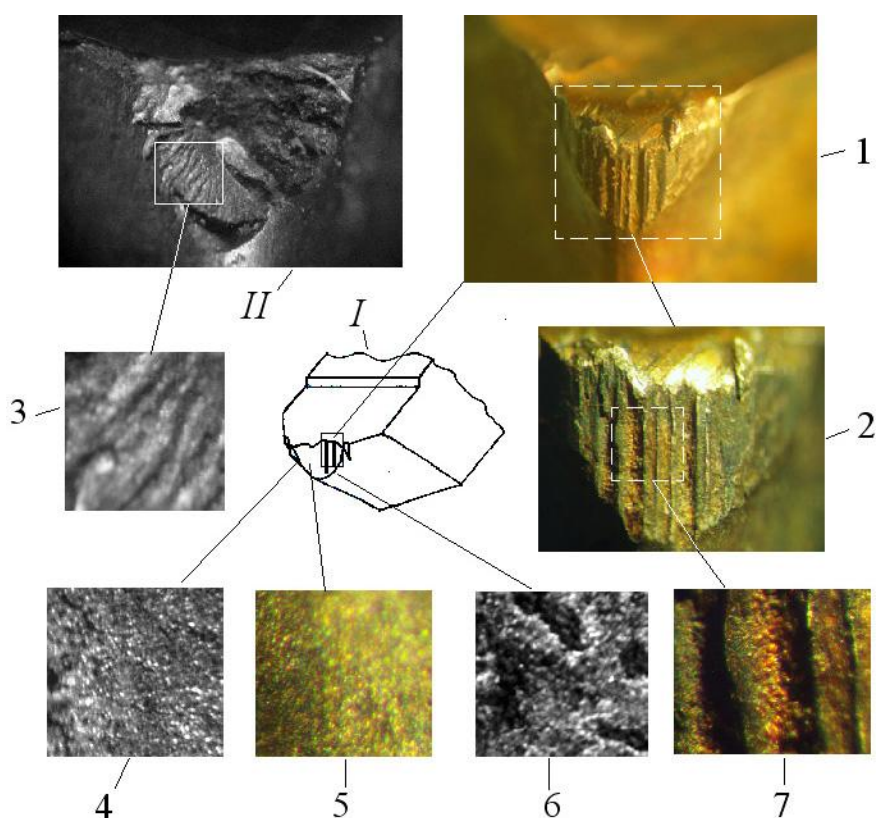


Рис. 1. Цифровые изображения дефектных зон и дефектов задней поверхности режущей части резцов в состояниях износа (I) и разрушения (II) .

Условная зона износа задней поверхности режущей части РИ (I) представлена на рис. 1 схематически. Одно из ее состояний – появление следов концентрированного износа (КИ) – показано последовательностью изображений

(1, 2, 7) с нарастающим увеличением. Фрагментами 3 – 7 представлены следующие текстуры: 3 – поверхность скола; 4 – поверхность равномерного износа; 5 – поверхность покрытия на РИ в исходном состоянии; 6 – поверхность покрытия со следами разрушения; 7 – следы концентрированного износа.

При разработке подсистемы ИС для распознавания текстур зон дефектов были сформированы обучающие выборки изображений четырех классов: 1) равномерный износ; 2) износ со следами нарушения целостности покрытия на поверхностях РЧ; 3) следы концентрированного износа; 4) скол РЧ.

Создание описания текстур относится к основным задачам, решаемым при проведении сегментации и распознавания изображений в ИС. Для описания текстур обычно используют следующие подходы [5]: структурный, спектральный и статистический. При обработке реальных изображений, состоящих из сложной совокупности текстур, не всегда возможно априорно подобрать структурные элементы и вычислить текстурные признаки. Как правило, изображения реальных текстур контактных поверхностей РИ не имеют четко определенных частотных характеристик, по которым можно было бы построить их описание в спектральном пространстве (для дальнейшего распознавания классов текстур). Поэтому для описания текстур зон дефектов РИ принят статистический подход, позволяющий учесть случайный характер распределения интенсивности изображения. Необходимы оценки не только распределения интенсивности, но и местонахождение точек с равными или близкими ее значениями. Для этого целесообразно использование матрицы смежности, представляющей пространственное распределение интенсивности на изображении [6]. Она позволяет охарактеризовать пространственные зависимости внутри совокупности значений интенсивности изображения. Для решения задачи распознавания классов текстур РИ используются не сами матрицы, а признаки, вычисленные по ним [7].

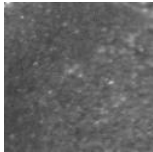
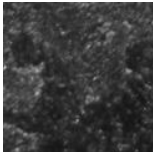
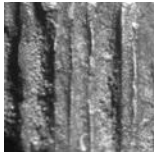
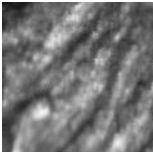

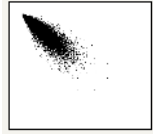
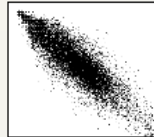
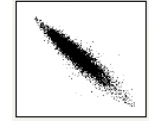

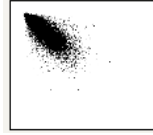
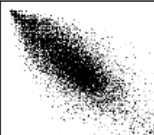

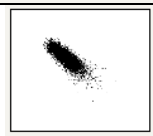
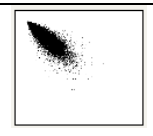
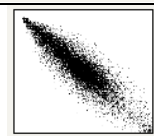
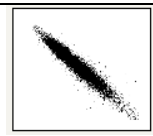

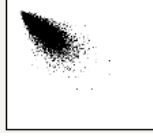
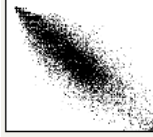
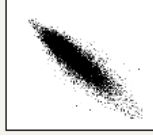
При формировании матрицы смежности (МС) (рис. 2) необходим оператор позиционирования  $D: \{\theta, d\}$ , где  $\theta$  определяет позицию пикселя с заданной интенсивностью относительно текущего, а  $d$  – расстояние между пикселями  $i$  и  $j$  изображения. МС представляет собой матрицу  $A$  размером  $N \times N$ , состоящую из элементов  $a_{ij}$ . Каждый из элементов МС показывает, сколько раз элемент изображения с интенсивностью  $f_i$  встречается с элементом интенсивности  $f_j$  на позиции, определенной оператором  $D$  (где  $1 \leq i, j \leq N$ ). Порядок матрицы  $A$  определяется количеством различных градаций интенсивности во входном изображении. Примем, что  $r$  – число пар элементов изображения РЧ, которые удовлетворяют требованиям оператора  $D$ . Если построить матрицу смежности интенсивности (МСИ)  $P$  путем деления всех элементов  $A$  на  $r$ , то  $p_{ij}$  будет оценкой вероятности следующего события: пара точек изображения со взаимным расположением согласно правилу  $D$  имеет значения  $(f_i, f_j)$ . Поскольку МСИ зависит от  $D$ , присутствующие в изображении зон режущей части участки с заданной текстурой можно обнаружить, выбирая соответствующий оператор позиционирования. С учетом изложенного для каждого класса текстур режущей части построены МСИ. Некоторые из них представлены в табл. 1.



Рис. 2. Структура подсистемы ИС для распознавания текстур зон дефектов цифровых изображений режущей части.

Таблица 1

Матрицы смежности для различных класса текстур поверхностей режущей части (различных состояний РИ)

Параметры оператора D, используемые при построении МСИ	Класс текстур дефектов для различных состояний РИ и их изображения			
	1	2	3	4
				
	МСИ изображений текстур для различных состояний РИ			
$d = 1, \theta = 0^\circ$				
$d = 1, \theta = 45^\circ$				
$d = 1, \theta = 90^\circ$				
$d = 1, \theta = 135^\circ$				

С использованием материалов работы [7] определен набор основных признаков, вычисляемых по МСИ и используемых для описания классов текстур (классов состояний РИ). распознавания изображений заданных видов текстур выбрано пространство трех признаков – второй угловой момент; контраст; обратный момент разности. Установлено, что распределение значений признаков в этой комбинации соответствует гипотезе компактности и является рациональным, поскольку обеспечивает наибольший процент правильного распознавания.

В ходе исследований разработанной подсистемы ИС для распознавания текстур были созданы две выборки фрагментов изображений текстур - обучающая и контрольная (по 20 изображений каждого класса). При построении классификатора текстур зон износа и разрушений РИ изображения обрабатывали, и для каждого состояния РИ определялся вектора признаков по соответствующей МСИ, построенной со следующими параметрами оператора позиционирования  $D: \{\theta, d\}$ :  $d=(1, 2, 3, 4, 5, 6)$  и  $\theta=(0^0, 45^0, 90^0, 135^0)$ . Анализ результатов показал, что наибольший процент правильного распознавания (ППР) на контрольной выборке составляет 95 - 98%. и достигается при условии:  $d = 3$ .

Как отмечалось выше, концепцией создания ИС является многоуровневое диагностирование дефектов РИ различного класса. Перейдем к рассмотрению ряда результатов разработки подсистемы ИС для диагностирования макродефектов.

В работе [8] приведены результаты разработки классификатора макродефектов режущей части, основанного на применении комбинированного метода построения решающего правила статистической классификации для распознавания состояний РИ и адаптивного метода обучения. Исследования метода показали, что в условиях ограниченного объема статистической информации о состояниях РИ степень нечеткости их классификации достаточно велика. Поэтому возникла необходимость разработки подсистемы ИС для диагностирования макродефектов РИ в виде нечеткого нейросетевого классификатора, на вход которого подается вектор признаков, формируемых СТЗ по изображениям макроконтуров зон износа или поломок РИ. Для обучения нейронной сети (НС) с учетом особенностей решаемой задачи целесообразно использование алгоритма обратного распространения ошибки распознавания [9]. Для формирования сети выбран набор средств NEURAL NETWORKS TOOLBOX в системе MATLAB.

На стадии обучения сети эксперту необходимо сформировать обучающую выборку  $U_{\Sigma\Omega}^L$ , включающую наборы векторов по каждому классу макродефектов РИ  $(\Omega_I^L, \Omega_{II}^L, \dots, \Omega_N^L)$ , где  $N$  – число классов состояний РИ. В состав  $U_{\Sigma\Omega}^L$  входят информативные признаки макроконтуров макродефектов РИ.

Классификатор работает по трехуровневому алгоритму. На первом уровне эксперт подает на вход сети обучающую выборка  $U_{\Sigma\Omega}^L$ . На выходе сети формируются результат классификации - номер класса ( $y$ ) по каждому состоянию (вектору признаков). В обобщенной форме:

$$y_{\Sigma}^L = \left[ \left( y_{\Omega_1^L}^1, y_{\Omega_1^L}^2, \dots, y_{\Omega_1^L}^i, \dots, y_{\Omega_1^L}^k \right), \dots, \left( y_{\Omega_N^L}^1, y_{\Omega_N^L}^2, \dots, y_{\Omega_N^L}^i, \dots, y_{\Omega_N^L}^k \right) \right].$$

Определяется процент правильного распознавания, значения ошибок первого и второго рода. Если заданное качество не получено, выполняется поиск векторов состояний, неверно классифицированных. Затем начальная обучающая выборка переформируется с добавлением нового признака – степени нечеткости классификации ( $x_{(n+1)}^L$ ), т.е. создается новая обучающая выборка  $\tilde{U}_{\Sigma\Omega}^L$ :

$$\tilde{U}_{\Sigma\Omega}^L = x_{\Sigma}^L = \left[ \left( x_{11}^L, \dots, x_{1j}^L, \dots, x_{1n}^L, x_{1(n+1)}^L \right), \dots, \left( x_{k1}^L, \dots, x_{kj}^L, \dots, x_{kn}^L, x_{k(n+1)}^L \right) \right].$$

Далее повторяется процесс обучения сети (реализуется второй уровень гибридного алгоритма). После получения требуемого качества выполняется запись результатов в соответствующую базу данных.

На рис. 3 показаны результаты реализации первых двух уровней комбинированного трехуровневого алгоритма статистического распознавания макродефектов РИ. Здесь отображены четкие и нечеткие решения, полученные при распознавании. Приняты следующие обозначения: I – зона четкой классификации макродефектов РИ класса 1; II – зона четкой классификации макродефектов РИ класса 2, V – решающее правило, полученное в результате реализации первого уровня алгоритма (первая, приближенная картина распознавания). Оно является стартовым для реализации второго уровня алгоритма.

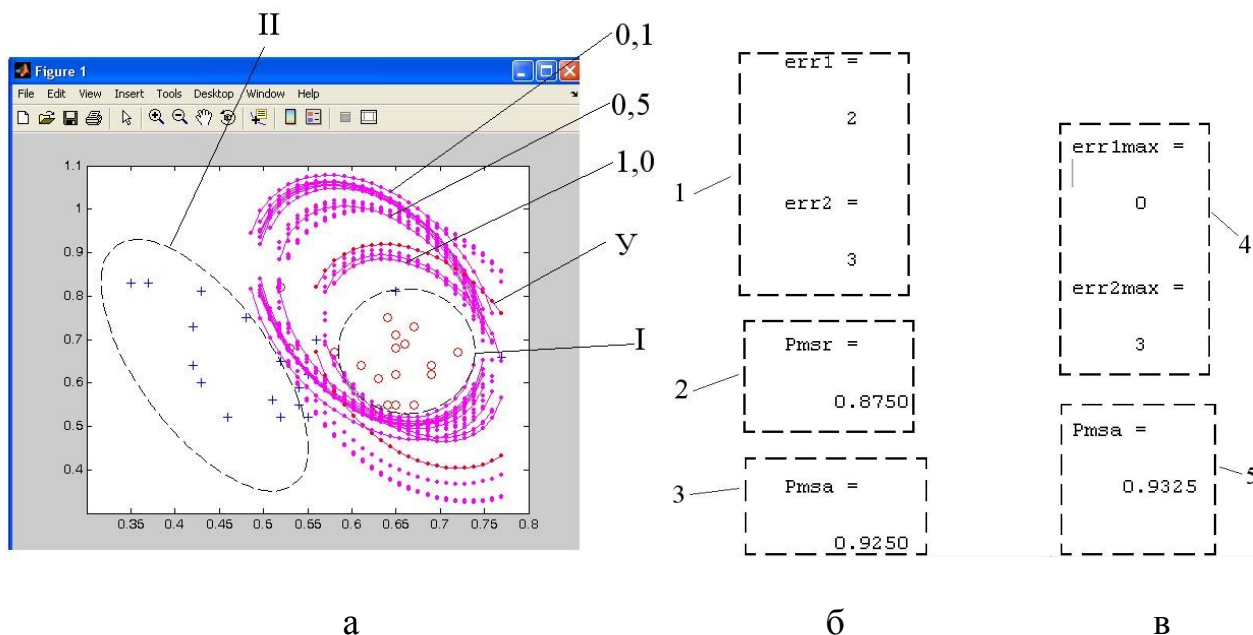


Рис. 3. Графическое представление влияния степени нечеткости классификации макродефектов РИ на положение и форму решающего правила (а) и показатели качества при реализации трехуровневого алгоритма распознавания без оценки (б) и с оценкой степени нечеткости признаков (в).

В пространстве между зонами I и II находятся нечетко распознанные вектора состояний РЧ. Границы степени нечеткости определяют соответствующие линии - эквипотенциалы, характерные постоянным уровнем нечеткости. Из десяти эквипотенциалов уровней нечеткости на рисунке обозначены уровни 0,1 и 0,5.

На рис. 3,б приведены результаты распознавания с использованием первых двух ветвей алгоритма (нечеткость игнорируется). При обучении системы

по методу статистических решений (МСР) [10, 11] качество правильного распознавания составило 87% (рис. 3,б, зоны 1, 2). Результаты МСР являются основой для реализации второго уровня алгоритма – с использованием метода стохастической аппроксимации – МСА [10, 11]. Как и на первом уровне алгоритма, указания о степени нечеткости отдельных векторов состояний РЧ РИ отсутствуют. После реализации второго уровня алгоритма качество правильного распознавания составило 92,5%. Для повышения качества запускается третий уровень алгоритма. При его реализации вектор признаков макродефекта РИ пополняется новым признаком – степенью нечеткости состояний РИ, которая получена в результате обработки результатов распознавания второго уровня. В результате реализации третьего этапа качество правильного распознавания составило 93,5%. Данный результат является предварительным ввиду небольшого объема обучающих выборок – состояний РИ.

**Выводы.** Разработана концепция интеллектуальной системы для диагностирования дефектов РИ. Проведено компьютерное моделирование ее подсистем. Подсистема ИС для распознавания текстур обеспечивает создание матриц текстур изображений дефектов и формирование соответствующих векторов информативных признаков (второго углового момента; контраста; обратного момента разницы). При этом достигается процент правильного распознавания ряда классов дефектов РИ на уровне 95 - 98%.

Разработан нечеткий нейросетевой классификатор макродефектов РИ и трехуровневый гибридный алгоритм его реализации. Он обеспечивает распознавание состояний РИ в условиях ограниченного объема статистической информации на уровне 92 – 94%.

Полученные результаты являются предварительными, но по мнению авторов, свидетельствуют о перспективности использования изложенной концепции создания ИС и ее подсистем для диагностирования макродефектов и дефектов РИ.

### Список литературы:

1. Mamalis A.G. Modern aspects of advanced manufacturing / Сучасні технології у машинобудуванні. Зб. наук. стат. Том 2. – Х.: НТУ "ХП", 2006. – С. 58-73.
2. Рассел С., Норвиг П. Искусственный интеллект: современный подход. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2006. – 1408 с.
3. Люгер Д. Искусственный интеллект: стратегии и методы решения сложных проблем. – М.: Издательский дом "Вильямс", 2003. – 864 с.
4. Смолин Д.В. Введение в искусственный интеллект. – М.: ФИЗМАТЛИТГИЗ, 2004. – 208 с.
5. Pratt W.K. Digital image processing / W.K. Pratt. – USA: John Wiley & Sons, 2001. – 750 p.
6. Haralick R.M. Statistical and Structural Approaches to Texture / R.M. Haralick // Proceeding of the IEEE. – 1979. – Vol. 67. – P. 786-804.
7. Gotlieb C. Texture descriptors based on Co-occurrence Matrices / C. Gotlieb, H. Kreyzig // Comput. Vision Graphics Image Processing – 1990. – V. 51. – №1. – P. 70.

8. Деревянченко А.Г. Методы и средства построения классификатора состояний режущих инструментов / А.Г. Деревянченко, В.Д. Павленко, А.А. Фомин, Л.В. Бовнегра, С.В. Павленко // Современные технологии в машиностроении: К юбилею Ф.Я. Якубова. Сб. научн. стат. – Х.: НТУ “ХПИ”, 2007. – С. 46-55.
9. Уоссерман Ф. Нейрокомпьютерная техника. – М.: Мир, 1992. – 184 с.
10. Вапник В.Н., Червоненкис А.Я. Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения). – М.: Наука, 1974. – 415 с.
11. Айвазян С.А. Прикладная статистика. Классификация и снижение размерностей / С.А. Айвазян, В.М. Бухштабер, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

### **Анотація**

#### **Розробка інтелектуальної системи для діагностування дефектів ріжучих інструментів**

*Викладені результати розробок підсистем інтелектуальної системи діагностування дефектів контактних поверхонь різців, періодичний контроль стану яких проводиться системою технічного зору. Проведено комп'ютерне моделювання її підсистем. Підсистема для розпізнавання текстур забезпечує створення матриць текстур зображень дефектів і формування відповідних векторів інформативних ознак. Підсистема діагностування макродефектів виконана з використанням нечіткого нейросетевого класифікатора.*

### **Abstract**

#### **Development of intelligent system to diagnose defects of cutting tools**

*The results of development of the subsystems of intelligent system of diagnosing defects in the contact surfaces of incisors, periodic monitoring of the state which is vision system. Pro-manuf computer simulation of its subsystems. Subsystem for pattern recognition, Bani texture provides a matrix texture image defects and the formation of the corresponding vectors of informative features. Subsystem topic macrodefects diagnosis is made using fuzzy neural network classifier.*