

УДК 519.7:621.35

Е. В. ПАРФЕНОВ, Р. Р. НЕВЬЯНЦЕВА, А. А. БЫБИН**ОБОБЩЕННАЯ МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ
ТЕХНОЛОГИЧЕСКОГО ПРОЦЕССА
ЭЛЕКТРОЛИТНО-ПЛАЗМЕННОГО УДАЛЕНИЯ ПОКРЫТИЙ**

Представлена методика разработки обобщенной математической модели процесса электролитно-плазменного удаления покрытий различных классов. Создана обобщенная нейросетевая модель процесса удаления покрытий из нитрида титана, алюминидного и хромового, позволяющая оптимизировать условия обработки и анализировать динамику процесса. Модель может быть использована в качестве эталонной в системе управления технологическим процессом, а ее инверсный вариант — в качестве основы для интеллектуальной системы управления. *Электролитно-плазменная обработка; удаление покрытий; нитрид титана; алюминидное покрытие; хромовое покрытие; нейросетевое моделирование; управление технологическими процессами*

Удаление защитных покрытий при ремонте деталей ГТД является актуальной задачей современного авиадвигателестроения. К современным методам удаления покрытий относится электролитно-плазменная обработка (ЭПО) поверхности деталей [1]. Данный метод в настоящее время находится в стадии интенсивных исследований, при этом основные достоинства метода — экологическая безопасность и производительность не перевешивают, безусловно, его недостаток — высокую энергоемкость. Одним из основных направлений снижения энергоемкости технологии ЭПО является построение автоматизированных систем управления процессом, создание которых крайне затруднено без математических моделей процесса как объекта управления.

В данной статье рассмотрена методика построения обобщенной математической модели удаления электролитно-плазменным методом покрытий различных классов: вакуумно-плазменных износостойких, шликерных жаростойких и гальванических износостойких. Данная модель построена на основе нейронной сети с радиальными базисными функциями и может быть использована в качестве эталонной модели при управлении рассматриваемым технологическим процессом, при оптимизации условий обработки и при косвенной идентификации состояния поверхности в ходе обработки.

При детальной разработке обобщенной модели процесса электролитно-плазменно-

го удаления рассматриваемых покрытий использованы результаты исследований, проведенных в рамках работ по Гранту Президента РФ для молодых ученых-кандидатов наук № МК-1271.2004.8 и по государственным контрактам Федерального агентства по науке и инновациям №№ 02.442.11.7501 и 02.444.11.7245.

1. СОСТОЯНИЕ ВОПРОСА**1.1. Особенности процесса
электролитно-плазменной обработки**

Основной особенностью электролитно-плазменной обработки является использование высоких напряжений порядка 200–500 В. В приведенных условиях электролит вскипает в тонком слое вокруг обрабатываемой детали, что приводит к образованию парогазовой оболочки (ПГО), процессы в которой определяют воздействие на поверхность [2]. При достижении в ПГО напряженности электрического поля больше пробивной, в парогазовой оболочке появляются электрические микро-разряды. Микро-разряды также могут появляться в поверхностных оксидных слоях, не обладающих высокой электропроводностью. Появление таких особенностей делает существенно нелинейными рабочие характеристики процесса: вольтамперная характеристика имеет участки с отрицательным дифференциальным сопротивлением; кривая кипения также имеет участки с отрицательным наклоном [3].

Влияние ПГО и микрозарядов приводит к окислению, анодному растворению, гидродинамическому и тепловому воздействию на поверхность. Одновременное протекание указанных процессов в тонком поверхностном слое существенно усложняет моделирование процесса.

1.2. Выбор подхода и средств моделирования

В настоящее время в литературе недостаточно освещены теоретические модели процесса ЭПО применительно к удалению покрытий, что связано с его существенной сложностью и нелинейностью. Известны физические модели аналогичных процессов плазменно-электролитического оксидирования и электролитно-плазменного нагрева [4–6]. Данные модели построены только для обработки материалов простого состава в однокомпонентных электролитах, а также для процессов, не преобладающих при удалении покрытий. В исследованиях авторов работы [7] предложен феноменологический подход, рассматривающий интегральные параметры процесса и позволяющий строить и объяснять модели в виде черного ящика.

Классическое построение моделей в виде черного ящика основано на использовании уравнений регрессии. Их использование, эффективное для оптимизации процессов [8], не позволяет, однако, решать задачи управления с достаточной точностью, хотя и может обеспечивать решение в первом приближении [9]. Поэтому для сложных нелинейных процессов при решении задач управления используется нейросетевое моделирование, которое позволяет получать адекватные модели в виде черного ящика [10]. Одной из проблем такого подхода является обучение нейронной сети, которое не всегда может оказаться успешным при моделировании сложных объектов. Наиболее эффективный алгоритм обучения Левенберга–Маркуарта для сети прямого распространения крайне требователен к объему доступной оперативной памяти [11] и может оказаться неприменимым при моделировании сложных процессов с большим числом обучающих примеров [12]. Другой проблемой при моделировании технологических процессов является требование гладкости получаемых моделей. Например, часто используемая сеть прямого распространения способна запомнить обучающие примеры, но неспособна гладко интерполировать функцию отклика [13]. Третьей проблемой может ока-

заться воспроизводимость сетей при обучении с различными начальными условиями.

Данные проблемы могут быть решены при использовании обобщенной регрессионной нейронной сети, которая относится к сетям с радиальной базисной функцией [14]. Указанный тип моделей дает гладкую аппроксимацию с высокой степенью точности в области интерполяции, быстро и воспроизводимо обучается за счет наращивания числа нейронов и расчета синаптических весов по простой формуле. Кроме того, данная модель дает пессимистический по сравнению с уравнениями регрессии прогноз в области экстраполяции. Важной особенностью такой модели является построение многовыходных и многовыходных моделей, что учитывает взаимодействие откликов между собой в отличие от уравнений регрессии.

2. МЕТОДИКА ИССЛЕДОВАНИЙ

2.1. Методика проведения экспериментов

Построение моделей в виде черного ящика подразумевает интенсивное использование экспериментальных данных. Эксперименты по электролитно-плазменному удалению покрытий проводились на специальной лабораторной установке с управлением от персонального компьютера [15] в диапазоне напряжений 180...370 В и начальной температуры электролита 50...90°C с использованием 5% водных растворов аммонийных солей. Характеристики образцов представлены в табл. 1.

После обработки определяли убыль массы образцов с помощью аналитических весов GR-200, изменение шероховатости поверхности с использованием профилометра 283, площадь поверхности, освобожденной от покрытия с помощью оптического микроскопа Vertival. Мгновенные значения напряжения, тока и температуры записывались на персональный компьютер с помощью системы сбора информации с частотой дискретизации 25 кГц.

Основные особенности процессов электролитно-плазменного удаления исследуемых покрытий рассмотрены в работах [16–18].

2.2. Методика моделирования

Методика моделирования основана на двухстадийной подготовке совместного пространства состояний процесса, формирующего таблицу обучающих примеров для нейронной сети.

Таблица 1

Характеристики образцов для проведения экспериментов

Покрытие	Материал подложки	Толщина покрытия, мкм	Размеры образцов, мм	Способ нанесения покрытия
TiN	Сталь ЭИ961ш	5 ... 7	$\emptyset 7, l = 70$	Ионно-плазменный метод
Алюминидное	Сплав ЖС6У	45 ... 55	$\emptyset 5, l = 50$	Шликерное алитирование
Хромовое	Сплав ХН60ВТ	40 ... 60	$60 \times 20 \times 1$	Гальваническое хромирование

Необходимость двух стадий обусловлена существенно различным количеством измерений по времени для свойств поверхностного слоя (например, шероховатости) и для параметров технологического процесса (например, тока). Так, для параметров состояния поверхности, как правило, шаг по времени составляет 3–10 минут, а для информативных параметров, определяемых из кривой мгновенного значения тока, шаг по времени может составлять от 1 с. Для совмещения данных в одной большой таблице, используемой в дальнейшем для обучения нейронных сетей, экспертно, на основе анализа динамики изменения параметров, был выбран шаг по времени, равный 1 минуте.

Параметры состояния поверхности с точки зрения теории автоматического управления [19] могут быть классифицированы как управляемые и ненаблюдаемые величины, а параметры технологического процесса — как управляемые и наблюдаемые. На первой стадии строится «малая» нейросетевая модель, связывающая факторы с ненаблюдаемыми параметрами состояния поверхности. На второй стадии проводится построение «большой» нейросетевой модели следующим образом. Для полного использования экспериментальных данных таблица обучающих примеров дополняется модельными значениями ненаблюдаемых величин для тех моментов времени, для которых доступны измеренные значения наблюдаемых величин. Такой подход позволяет в десятки раз увеличить число обучающих примеров и повысить адекватность модели, которую можно использовать в качестве эталонной в системе управления технологическим процессом [21]. Кроме того, данный подход дает возможность проводить косвенную идентификацию состояния поверхности при использовании инверсных нейросетевых моделей и строить на их основе интеллектуальные системы управления процессом [13]. Таким образом, «большая» мо-

дель является обобщенной математической моделью изучаемого процесса.

В рамках данного исследования математическое моделирование проводилось с помощью Matlab [13]. Тип используемой нейросети — GRNN (обобщенная регрессионная нейронная сеть). Параметр модели *spread*, представляющий собой ширину активационной гауссовской функции на половине высоты и нормально принимающий значений от 1 до 0,01, определял точность аппроксимации. Адекватность моделей оценивалась с помощью коэффициента детерминации R^2 , значения которого можно варьировать, изменяя параметр *spread*.

3. РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

3.1. Построение «малой» нейросетевой модели

На первой стадии построения совместного пространства состояний процесса электролитно-плазменного удаления различных покрытий проводилось обобщение и выбор независимых параметров состояния поверхности. Задача обобщения не является тривиальной, ее решение возможно только на основе четкого понимания феноменологии процесса. Оно приведено в работе [22] и не рассматривается в рамках данной статьи. В результате нейросетевого моделирования была построена «малая» модель процесса НС-1, описывающая зависимость параметров состояния поверхности от факторов.

$$НС - 1 : \mathbf{Y} = \mathbf{F}_1(\mathbf{X}), \tag{1}$$

где

$$\mathbf{X} = [\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_3 \mathbf{X}_4 \mathbf{X}_5 \mathbf{X}_6], \tag{2}$$

$$\mathbf{Y} = [\Delta m \mathbf{S}_1 Ra_n], \tag{3}$$

\mathbf{X} , \mathbf{Y} — блочные матрицы, состоящие из векторов-столбцов, сформированных из нормированных значений факторов и откликов для

каждого эксперимента. Нормирование величин проводилось для приведения их значений к диапазону порядка 0...1 (табл. 2 и 3).

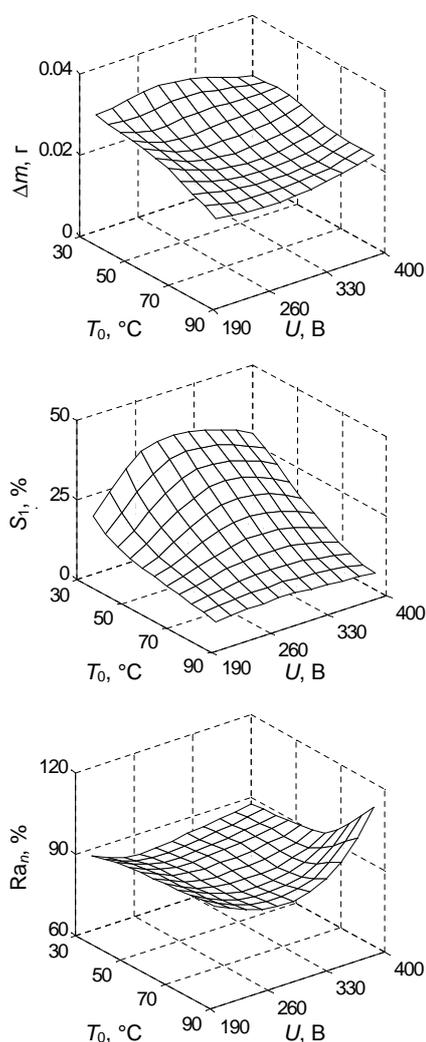


Рис. 1. Результаты моделирования свойств поверхностного слоя с помощью «малой» нейросетевой модели (покрытие — нитрид титана; электролит 1; стабилизации температуры электролита нет; длительность обработки — 10 мин)

Нейронная сеть НС-1 обучалась на таблице, сформированной из экспериментальных данных, представленных в виде матриц \mathbf{X} и \mathbf{Y} . Число строк (обучающих примеров) в данном случае равно 72, по числу проведенных экспериментов. Параметр *spread* для данной нейронной сети равен 0,6. Модель получилась адекватной по всем откликам, о чем свидетельствуют высокие значения коэффициента детерминации $R^2 = 0,75 - 0,95$, соответствующие по порядку величины данному коэффициенту для оценки воспроизводимости откликов.

Полный объем результатов моделирования с помощью данной нейронной сети пред-

ставлен в работе [22]. В качестве примера на рис. 1. показаны поверхности отклика для процесса электролитно-плазменного удаления покрытия из нитрида титана. Данные результаты были использованы, во-первых, для обобщения знаний об особенностях процессов удаления изучаемых покрытий и построения обобщенной феноменологической модели [23], во-вторых, для построения совместного пространства состояний процесса на второй стадии.

3.2. Формирование совместного пространства состояний процесса

На второй стадии проводилось моделирование параметров состояния поверхности с помощью «малой» модели НС-1 и цифровая обработка сигнала тока для расчета энергетических и информационных параметров, которые выбирались на основе разработанных ранее способов косвенной идентификации состояния поверхности [24–26].

Таблица совместного пространства состояний состоит из трех частей: значений факторов, значений откликов для параметров состояния поверхности и значений энергетических и информативных параметров. Указанные части представлены тремя блочными матрицами:

$$\mathbf{X}_B = [\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_3 \mathbf{X}_4 \mathbf{X}_5 \mathbf{X}_6], \quad (4)$$

$$\mathbf{Y}_B = \mathbf{F}_1(\mathbf{X}_B), \quad (5)$$

$$\mathbf{F}_B = [\mathbf{T}_n \mathbf{Q}_n \mathbf{J} \mathbf{Y}_1 \mathbf{Y}_2 \mathbf{Y}_3]. \quad (6)$$

Матрица (4) сформирована путем расширения матрицы \mathbf{X} за счет табулирования времени (\mathbf{X}_6) от значения, соответствующего началу обработки, до значения, соответствующего длительности обработки, для каждого эксперимента. Матрица (5) сформирована путем моделирования с помощью нейронной сети НС-1. Матрица (6) сформирована из рассчитанных с помощью цифровой обработки сигналов значений энергетических и информативных параметров, нормированных в соответствии с табл. 3. Таблица совместного пространства состояний содержит более 1500 обучающих примеров.

3.3. Построение «большой» модели

После формирования совместного пространства состояний процесса возможно создание «большой» нейросетевой модели НС-2, описывающей зависимость параметров

состояния поверхности, энергетических и информативных параметров от факторов:

$$\text{НС-2: } [Y_B F_B] = F_2(X_B). \quad (7)$$

Нейронная сеть НС-2 обучалась на таблице пространства состояний, сформирован-

ной на предыдущем этапе. Параметр *spread* для данной нейронной сети равен 0,5. «Большая» модель является обобщенной математической моделью процесса электролитно-плазменного удаления изучаемых покрытий и адекватна по всем откликам.

Таблица 2

Нормирование факторов

	Название переменной	Обозначение нормированной переменной	Нормирование
Качественные факторы	Покрытие	X_1	1 – нитрид титана; 2 – алюминидное; 3 – хромовое
	Электролит	X_2	1 – $(\text{NH}_4)_2\text{SO}_4$; 2 – $(\text{NH}_4)_3\text{PO}_4$; 3 – $(\text{NH}_4)_2\text{HPO}_4$; 4 – $(\text{NH}_4)\text{H}_2\text{PO}_4$
	Стабилизация температуры электролита	X_3	1 – да; 0 – нет
Количественные факторы	Напряжение	X_4	$X_4 = \frac{U-295}{105}$ (U – напряжение в вольтах)
	Начальная температура электролита	X_5	$X_5 = \frac{T_0-60}{30}$ (T_0 – начальная температура электролита в °C)
	Длительность обработки	X_6	$X_6 = \frac{t-30}{30}$ (t – длительность в минутах)

Таблица 3

Нормирование откликов

	Название переменной	Обозначение переменной	Нормирование, размерность
Параметры состояния поверхности	Удельная убыль массы	Δm	мг/см ²
	Удельная площадь поверхности, освобожденной от покрытия	S_1	Безразмерная (выражена для наглядности в %)
	Относительное изменение шероховатости поверхности	Ra_n	$Ra_n = Ra_2/Ra_1$ (Ra_1 и Ra_2 – шероховатость поверхности до и после обработки соответственно), безразмерная
Энергетические параметры	Температура электролита	T_n	$T_n = \frac{T}{100}$ (T – температура электролита в °C), безразмерная
	Количество электричества	Q_n	$Q_n = \frac{Q}{1000}$ (Q – заряд в кулонах), безразмерная
	Анодная плотность тока	J	А/см ²
Информативные параметры	Спектральная плотность сигнала тока в диапазоне частот 50–150 Гц	Y_1	дБ
	Спектральная плотность сигнала тока в диапазоне частот 1–3 кГц	Y_2	дБ
	Количество выбросов тока	Y_3	$Y_3 = N/100$ (N – количество выбросов в секунду)

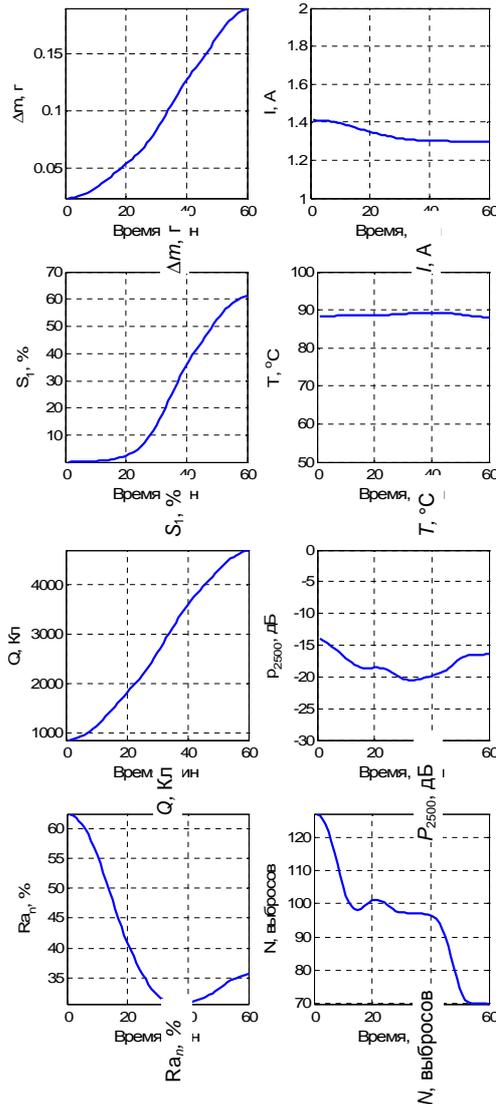


Рис. 2. Результаты моделирования процесса удаления алюминиевого покрытия (электролит 3; стабилизации температуры электролита нет; $U = 320$ В; $T_0 = 50^\circ\text{C}$)

Значения коэффициента детерминации для параметров, входящих в матрицу \mathbf{Y}_B , равны 0,97–0,99; для параметров, входящих в матрицу \mathbf{F}_B , равны 0,78–0,92. Указанное обстоятельство связано с тем, что модель НС-2 моделирует данные, сглаженные моделью НС-1 при формировании матрицы \mathbf{Y}_B , поэтому степень адекватности «большой» модели нужно оценивать по адекватности модели НС-1 для параметров состояния поверхности и по адекватности модели НС-2 для энергетических и информативных параметров. Среднее значение коэффициента детерминации $R^2 = 0,87$ для всех откликов показывает, что разработанная обобщенная модель функционирует с погрешностью 10–15%, что соответствует точности поддержания факторов.

Часть результатов моделирования представлена на рис. 2. Анализ результатов показывает, что «большая» модель может быть использована в качестве эталонной при построении систем управления изучаемым технологическим процессом. Кроме того, она позволяет разрабатывать способы идентификации состояния поверхности в ходе обработки, так как по сравнению с «малой» моделью, с помощью нее возможно сравнение динамики свойств поверхностного слоя и информативных параметров.

3.4. Построение инверсной модели

В качестве примера применения обобщенной модели для управления технологическим процессом электролитно-плазменного удаления покрытий, проводилось построение инверсной нейросетевой модели НС-3, предназначенной для идентификации состояния поверхности в ходе обработки. Данная модель связывает параметры состояния поверхности с качественными факторами, энергетическими параметрами и информативными параметрами.

$$\text{НС-3: } \mathbf{Y}_I = \mathbf{F}_3([\mathbf{X}_I \mathbf{F}_B]), \quad (8)$$

где

$$\mathbf{X}_I = [\mathbf{X}_1 \mathbf{X}_2 \mathbf{X}_3], \quad (9)$$

$$\mathbf{Y}_I = [\Delta m \mathbf{S}_1 \mathbf{R}_{a_n}]. \quad (10)$$

Нейронная сеть НС-3 обучалась на таблице совместного пространства состояний, сформированной на второй стадии. Параметр *spread* для данной нейронной сети равен 0,2. Адекватность обучения нейронной сети очень высока – значения R^2 для всех моделируемых параметров составляет 0,99.

Инверсная нейронная сеть позволяет диагностировать состояние поверхности \mathbf{Y}_I в ходе обработки по качественным факторам \mathbf{X}_I , которые не могут изменяться в ходе обработки и энергетическим и информативным параметрам \mathbf{F}_B , которые измеримы в ходе обработки. Обоснование существования решения некорректной обратной задачи идентификации на основе проведенной здесь регуляризации приведено в работе [20].

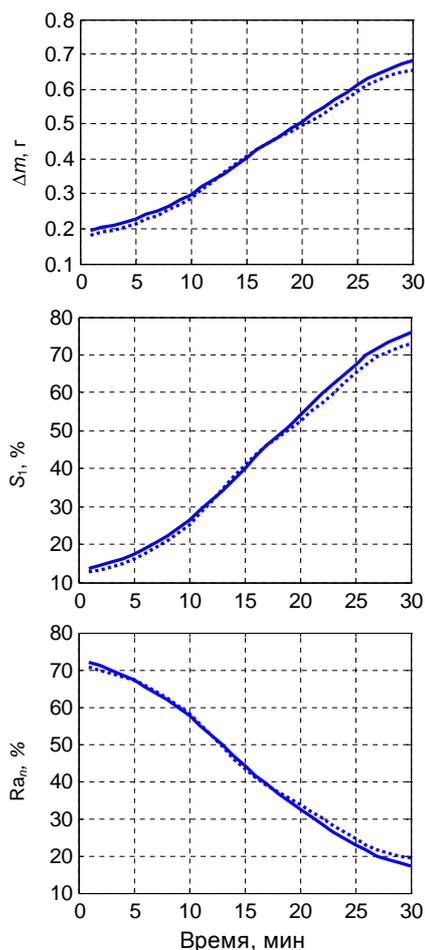


Рис. 3. Модельное и идентифицированное состояние поверхности для процесса удаления хромового покрытия при $U = 370 \text{ В}$, $T = 50^\circ\text{C}$ (электролит 1; стабилизации температуры электролита есть). Сплошная линия — модельное состояние поверхности, пунктир — идентифицированное

Пример применения инверсной модели приведен на рис. 3. Данная модель решает принципиальную задачу косвенной идентификации ненаблюдаемых в ходе обработки параметров состояния поверхности и позволяет разрабатывать системы управления изучаемым технологическим процессом с обратной связью по аналогии с работой [21].

ВЫВОДЫ

На основе нейросетевого моделирования для процесса электролитно-плазменного удаления покрытий различных классов были построены следующие обобщенные модели: «малая» модель процесса, связывающая значения факторов со значениями параметров состояния поверхности; «большая» модель, связывающая значения факторов со значениями параметров состояния поверхности, энергетическими и информативными параметрами; инверсная модель, связывающая

значения информативных и энергетических параметров с параметрами состояния поверхности. «Малая» модель позволяет исследовать феноменологию процесса и определить оптимальные условия для обработки. «Большая» модель процесса способствует изучению динамики процесса и нахождению информативных параметров для оценки состояния поверхности в ходе обработки. Данная модель может быть использована в качестве эталонной при создании систем управления процессом. Инверсная модель позволяет идентифицировать состояние поверхности в ходе обработки и может применяться для диагностики процесса в составе интеллектуальной системы управления.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Смыслов, А. М.** Применение электролитно-плазменной обработки в ремонтной технологии лопаток ГТД / А. М. Смыслов, Р. Р. Невьянцева, Е. В. Парфенов [и др.] // Передовые технологии на пороге XXI века : сб. тр. междунар. конф. М. : НИЦ «Инженер», 1998. С. 498–500.
2. **Nevyantseva, R. R.** The influence of vapor-gaseous envelope behavior on plasma electrolytic coating removal / R. R. Nevyantseva, S. A. Gorbakov, E. V. Parfenov, A. A. Bybin // Surface and Coatings Technology. 2001. V. 148, No. 11. P. 30–37.
3. **Yerokhin, A. L.** Plasma electrolysis for surface engineering. Review / A. L. Yerokhin, X. Nie, A. Leyland, A. Matthews, S. J. Dowey // Surface and Coatings Technology. 1999. V. 122. P. 73–79.
4. **Черненко, В. И.** Получение покрытий анодно-искровым электролизом / В. И. Черненко, Л. А. Снежко, И. И. Папанова. Л. : Химия, 1991. 128 с.
5. **Гордиенко, П. С.** Микродуговое оксидирование титана и его сплавов / П. С. Гордиенко, С. В. Гнеденков. М. : Наука, 1997. 185 с.
6. **Белкин, П. Н.** Электрохимико-термическая обработка металлов и сплавов / П. Н. Белкин. М. : Мир, 2005. 336 с.
7. **Parfenov, E. V.** Process control for plasma electrolytic removal of TiN coatings. Part 1: Duration control / E. V. Parfenov, R. R. Nevyantseva, S. A. Gorbakov // Surface and Coatings Technology. 2005. V. 199. P. 189–197.
8. **Адлер, Ю. П.** Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий / Ю. П. Адлер, Е. В. Маркова, Ю. В. Грановский. М. : Наука, 1976. 279 с.
9. **Бадамшин, Р. А.** Математическое моделирование системы автоматической оптимизации процесса электролитно-плазменного удаления покрытия / Р. А. Бадамшин, А. А. Быбин, С. А. Горбатков [и др.] // Информатика и системы управления : межвуз. сб. науч. тр. Красноярск : НИИ ИПУ, 1999. С. 74–77.
10. **Кусимов, С. Т.** Интеллектуальное управление производственными системами / С. Т. Кусимов, Б. Г. Ильясов, Л. А. Исмагилова, Р. Г. Валеева. М. : Машиностроение, 2001. 327 с.

11. **Haykin, S.** Neural Networks: A Comprehensive Foundation / S. Haykin. New York : MacMillan, 1994. 625 p.
12. **Парфенов, Е. В.** Программа для ЭВМ. Свидетельство № 2005610988. Программный комплекс прогнозирования энергопотребления на основе нейросетевых систем искусственного интеллекта (Энергопрогноз-ИИ) / Е. В. Парфенов, И. В. Вавилова, Т. Ю. Вавилова. Оpubл. 22.04.2005.
13. **Медведев, В.** Нейронные сети. MATLAB 6 / В. Медведев, В. Потемкин. М. : Диалог-МИФИ, 2002. 460 с.
14. **Wasserman, P. D.** Advanced Methods in Neural Computing / P. D. Wasserman. New York : Van Nostrand Reinhold, 1993. P. 155–161.
15. **Parfenov, E. V.** Personal computer controlled installation for plasma electrolytic treatment process control / E. V. Parfenov, R. R. Nevyantseva, D. A. Sosnovsky // Modern Techniques and Technologies : IEEE Proc. 04EX773. Tomsk, 2005. P. 66–68.
16. **Горбатков, С. А.** Управление технологическим процессом электролитно-плазменного удаления покрытия / С. А. Горбатков, Е. В. Парфенов, Р. Р. Невьянцева // Вестник УГАТУ. 2003. Т. 4, № 1. С. 145–152.
17. **Парфенов, Е. В.** Исследование электролитно-плазменного удаления алюминидного покрытия со сплава ЖС6У / Е. В. Парфенов, А. С. Кондров, Д. А. Сосновский // XXXI Гагаринские чтения : тез. докл. междунар. молодежн. конф. М. : МАТИ, 2005. Т. 3. С. 86–87.
18. **Серета, Д. А.** Регрессионное моделирование процесса удаления хромового покрытия методом ЭПО с деталей ГТД / Д. А. Серета, Е. В. Парфенов, Р. Р. Невьянцева, А. А. Быбин // Актуальные проблемы современной науки : тр. 2-го междунар. форума. Ч. 4, 5. Самара : СГТУ, 2006. С. 72–76.
19. **Бесекерский, В. А.** Теория автоматического регулирования / В. А. Бесекерский, Е. П. Попов. М. : Наука, 1995. 548 с.
20. **Badamshin, R. A.** Mathematical modeling of know-how technologies of metals treatment in the electromagnetic field and concentrated energy beams / R. A. Badamshin, N. D. Bublik, S. A. Gorbatkov, G. S. Nevostruev, A. V. Nikitin, E. V. Parfenov // Application of the Conversion Research Results for International Cooperation : IEEE Proc. of the 3rd Int. Symp. Tomsk, 1999. P. 494–496.
21. **Parfenov, E. V.** Process control for plasma electrolytic removal of tin coatings. Part 2: Voltage control / E. V. Parfenov, R. R. Nevyantseva, S. A. Gorbatkov // Surface and Coatings Technology. 2005. V. 199. P. 198–204.
22. **Парфенов, Е. В.** Разработка унифицированной экологически чистой технологии для удаления покрытий при ремонте деталей авиационных двигателей на основе электролитно-плазменного метода : закл. отчет о НИР / Е. В. Парфенов, Р. Р. Невьянцева, А. А. Быбин [и др.]. Уфа : УГАТУ. 2006. Рег. ВНИИЦ № 01200611702. Инв. № 02.200700970. 101 с.
23. **Парфенов, Е. В.** Обобщенная феноменологическая модель технологического процесса

электролитно-плазменной обработки / Е. В. Парфенов, А. А. Быбин // Мавлютовские чтения : матер. всерос. молодежн. науч.-техн. конф. Уфа : УГАТУ, 2007. С. 37–39.

24. **Невьянцева, Р. Р.** Патент РФ № 2227181 МПК7 С 25 F 5/00, 7/00. Способ определения момента окончания процесса электролитно-плазменного удаления покрытия / Р. Р. Невьянцева, С. А. Горбатков, Е. В. Парфенов, А. А. Быбин. Оpubл. 20.04.2004.
25. **Парфенов, Е. В.** Исследование спектральной плотности сигнала тока при электролитно-плазменном удалении различных покрытий / Е. В. Парфенов, Р. Р. Невьянцева, Д. А. Серета, А. А. Быбин // Электрохимические и электролитно-плазменные методы модификации металлических поверхностей : матер. II междунар. науч.-техн. конф. Кострома : КГТУ, 2007. С. 265–270.
26. **Парфенов, Е. В.** Амплитудный анализ сигнала тока при электролитно-плазменном удалении покрытий с деталей ГТД / Е. В. Парфенов, Д. А. Серета // XXXIII Гагаринские чтения : тез. докл. междунар. молодежн. конф. М. : МАТИ, 2007. Т. 3. С. 136–137.

ОБ АВТОРАХ



Парфенов Евгений Владимирович, доц. каф. теор. основ электротехн. Дипл. инж. по пром. электронике (УГАТУ, 1997). Канд. техн. наук по автоматиз. и упр. технол. процессами и производствами (УГАТУ, 2002). Иссл. в обл. упр. технол. процессами, цифровой обр. сигналов.



Невьянцева Римма Рахимзяновна, доц. каф. общ. химии. Дипл. инж.-металлург и физ.-химик (Челябинск. политехн. ин-т, 1965). Канд. хим. наук по неорг. химии (защ. в ИФП СО АН СССР, 1972). Иссл. в обл. ремонта лопаток авиац. двиг.



Быбин Андрей Александрович, доц. той же каф. Дипл. инж.-мех. (УГАТУ, 2000). Канд. техн. наук по тепл., электроракетн. двиг. и энергоустановкам ЛА (УГАТУ, 2005). Иссл. в обл. технол. восст. ремонта деталей ГТД и ГПА.