

УДК 631.3.004.67:004.9:504.06

## УПРАВЛЕНИЕ КАЧЕСТВОМ И ЭКОЛОГИЧЕСКОЙ БЕЗОПАСНОСТЬЮ РЕМОНТНОГО ПРОИЗВОДСТВА НА ОСНОВЕ КОМПЬЮТЕРНОГО МОДЕЛИРОВАНИЯ

Иващук О.А.

ФГОУ ВПО «Орловский государственный аграрный университет», ОрелГАУ

**В предлагаемой статье представлены результаты построения и анализа математических моделей (полиномиальной и нейросетевой), разработки на их основе компьютерных программ, используемых для управления качеством технологических процессов ремонтного производства.**

Практически во всех сферах экономики России, в том числе и в ремонтном производстве, сложилась такая ситуация, когда превалируют устаревшие природоёмкие производственные технологии.

Для повышения качества ремонтно-восстановительных работ, уровня его экологической безопасности перспективно освоение и внедрение современных методов управления технологическими процессами (ТП) с использованием компьютерных технологий. Реализация такой задачи связана с исследованием и применением традиционных и новых эффективных методов и средств моделирования, построением универсальных и экономичных математических моделей (ММ). На их основе разрабатываются компьютерные программные комплексы, которые должны быть адаптированы к заданной производственной среде, легко встраиваться в общую систему управления ремонтным процессом и обеспечивать работу в режиме реального времени.

Следует отметить, что в практике отечественного ремонтного производства еще крайне редко применяется компьютерное моделирование. При внедрении новых и корректировке уже используемых технологий задача отработки ТП обычно решается чисто эмпирическим путем – методом проб и ошибок. Такой подход требует большого числа натуральных опытов, что сопровождается значительными расходами временных, энергетических и материальных ресурсов.

На примере выбранной технологии, применяющейся в ремонтно-восстановительном производстве, нами разрабатывались универсальные алгоритмы, адекватные реальным условиям ММ и компьютерные программы, которые позволяют управлять качеством ТП автотранспортной и сельскохозяйственной техники.

Наиболее приемлемый способ решения подобных задач – это применение компьютерно-адаптированного эмпирического подхода. В этом

случае алгоритм построения ММ не зависит от физической природы объекта, а сами эмпирические модели объективно отражают с определенной точностью поведение рассматриваемого ТП или отдельных операций в границах выделенного исследователем факторного пространства.

По результатам экспериментальных исследований формируются базы данных в форме электронных информационных таблиц, из которых в соответствии с задачами исследования можно выделить матрицу выходных сигналов (откликов)  $Y$  и матрицу входных параметров (факторов)  $X$ .

Были исследованы следующие методы построения ММ: традиционный статистический (построение полиномиальной модели) и основанный на нейросетевом аппарате (построение искусственной нейронной сети (ИНС)). Рассмотрены возможности их применения для управления ТП ремонтного производства.

В первом случае результатом моделирования является аналитическое уравнение – полином некоторой степени:

$$\mathcal{F} = b_0 + \sum_{j=1}^J b_j X_j + \sum_{i < j} b_{ij} X_i X_j + \sum_{i=1}^J b_{ii} X_i^2 + \dots, \quad (1)$$

где  $\mathcal{F}$  – рассчитанное по модели значение отклика технологического процесса;  $b_0, b_j$  – постоянные коэффициенты;  $X_{ij}$  – значение  $J$  независимых (некоррелированных) факторов,  $i, j = 1, 2, \dots, J$ .

Исследование полученных полиномов проводится с использованием классического аппарата регрессионного анализа [1].

Моделирование с помощью нейросетевого аппарата необходимо проводить по следующим этапам:

- выбрать подмножество элементов для ввода и вывода информации;
- выбрать архитектуру ИНС (топологию межнейронных связей);
- выбрать метод обучения ИНС.

Для построения эмпирических ММ сложных ТП удобно использовать многослойную ИНС, структура которой показана на рисунке 1 (многослойный персептрон). Такая ИНС состоит из нескольких слоев нейронов (общее число слоев –

$K$ , входной слой считается нулевым), которые получают, обрабатывают и передают информацию относительно связей входных параметров и соответствующих откликов.

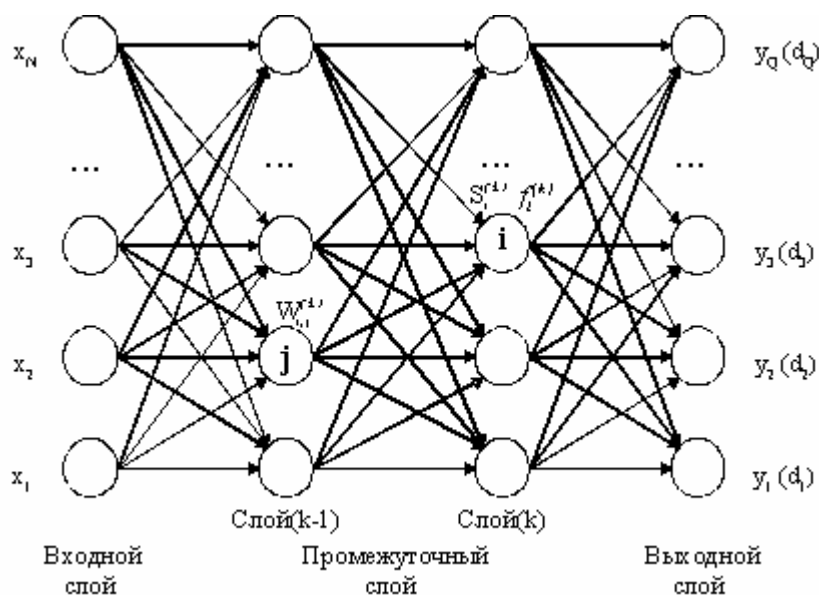


Рисунок 1. Структура многослойной нейронной сети

Во входном слое имеем  $N$  образов  $x$ , в выходном слое –  $Q$  образов  $y$ . В сеть входит промежуточный слой нейронов, которые не взаимодействуют с «внешней средой», а выполняют классификацию и экстракцию признаков по информации, обеспечиваемой входными и выходными слоями. На приведенном рисунке  $W_{i,j}^{(k)}$  – весовой коэффициент синоптической связи, соединяющей  $j$ -ый нейрон слоя  $(k-1)$  с  $i$ -ым нейроном слоя  $k$ ;  $S_i^{(k)}$  – вход  $i$ -го нейрона в  $k$ -ом слое;  $f_i^{(k)}$  – вычисленный выход  $i$ -го нейрона в  $k$ -ом слое;  $d_i$  – требуемый выход  $i$ -го нейрона. Величина  $S_i^{(k)}$  является взвешенной суммой входных сигналов нейрона:

$$S_i^{(k)} = \sum_{j=0}^L f_j^{(k-1)} \cdot W_{i,j}^{(k)}, \quad (2)$$

где  $L$  – число нейронов в слое  $(k-1)$  с учетом нейрона с постоянным выходным состоянием  $+1$ , задающего смещение.

Выход данного нейрона – это функция активации. Целесообразно выбрать сигмоидальную функцию активации, которая наделяет ИНС способностью создавать модели с дополнительной степенью свободы (что недоступно в статистических регрессионных методах). Она определяется следующим образом:

$$f_i^{(k)} = \frac{1}{1 + e^{-S_i^{(k)}}}. \quad (3)$$

Для обучения ИНС использовался алгоритм обратного распространения ошибки [2,3].

Конкретным объектом моделирования был выбран один из самых перспективных ресурсосберегающих способов восстановления и (или) упрочнения изношенных деталей машин – микродуговое оксидирование (МДО). С его помощью можно наносить качественные покрытия, характеризующиеся высокой износостойкостью.

Натурные эксперименты осуществлялись на образцах из различных алюминиевых сплавов (АК9М2, АМг6, АК5) с использованием электролита "КОН –  $\text{Na}_2\text{SiO}_3$ ". В качестве моделируемых показателей качества ТП были выбраны основные характеристики физико-механических свойств полученного покрытия детали: его микротвердость ( $H_m$ ) и толщина ( $h$ ). Моделируемыми технологическими параметрами были выбраны режимы МДО: плотность тока ( $D_t$ ) и состав электролита, т.е. концентрации содержания в нем жидкого стекла  $\text{Na}_2\text{SiO}_3$  и едкого калия КОН ( $C_{\text{Na}_2\text{SiO}_3}$  и  $C_{\text{КОН}}$  соответственно).

При построении полиномиальных моделей получено, что истинную зависимость выбранных показателей качества ТП от режимов МДО адекватно отражают квадратичные полиномы. Обработка и анализ результатов натурных экспериментов, построение аналитических зависимо-

стей, а также их графическая визуализация осуществлялись с помощью математического пакета MATCAD.

В отличие от классических статистических моделей нейросетевой аппарат можно использовать не только для моделирования вышеуказанных зависимостей (в данном случае в виде численных алгоритмов). С использованием ИНС можно решить следующую задачу: определить управляющее воздействие (оптимизировать режимы), которое необходимо установить для получения в процессе обработки детали требуемых значений параметров, характеризующих ее физико-механические свойства.

В первом случае входной слой нейронов соответствует режимам ( $D_t$ ,  $C_{\text{КОН}}$ ,  $C_{\text{Na}_2\text{SiO}_3}$ ), выходной слой – характеристикам результата ТП ( $H_m$  и  $h$ ). Результат моделирования – двухслойный персептрон. Во втором случае входы ИНС соответствуют требуемым  $H_m$  и  $h$ , выходы – необходимым  $D_t$ ,  $C_{\text{КОН}}$ ,  $C_{\text{Na}_2\text{SiO}_3}$ . Результат моделирования – трехслойный персептрон. Построение и обучение ИНС проводилось в системе Neural Connection.

Построенные ММ сравнивались по критерию точности: были рассчитаны экспериментальные ошибки

$$S = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_1^N (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (5)$$

где  $N$  - число экспериментов,  $y_i$  - измеренная величина каждого отклика,  $\hat{y}_i$  - соответствующая величина, предсказанная с помощью ММ.

Показано, что ИНС проявляют более высокую точность, чем полиномиальные зависимости. Уменьшение  $\sigma$  при переходе от полиномиальной к нейросетевой модели для  $H_m$  и  $h$  составляет соответственно 73 – 86% и 19 – 37% (в

зависимости от выбранного алюминиевого сплава).

Была проведена серия проверочных натуральных экспериментов. Получено, что расхождение данных ММ с результатами эксперимента не превышает 6%. Отметим, что нейронные сети и в этом случае дают более точный прогноз по сравнению с полиномиальной моделью.

На основе построенных ММ были разработаны компьютерные программы для проведения имитационных экспериментов. Программные средства реализованы в среде Visual Basic в удобном для пользователя интерфейсе.

Была разработана модифицированная схема управления ТП восстановления и упрочнения деталей МДО, включающая блок проведения компьютерных экспериментов.

Разработанные ММ и компьютерные программы являются универсальными, их можно внедрять для управления различными ТП, которые используются при ремонтно - восстановительных работах автотранспортной и сельскохозяйственной техники в целях повышения качества конечной продукции, экологичности производственных процессов, снижения потребления природных и материальных ресурсов.

#### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вознесенский В.А. Статистические методы планирования эксперимента в технико-экономических исследованиях. – 2-е изд. перераб. и доп.– М. Финансы и статистика. 1981.–263 С.
2. Круглов В.В., Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика.– М.: Горячая линия – Телеком. 2001. –382 С.
3. Короткий С. Нейронные сети: алгоритм обратного распространения //http: //www. neuro-power. de /rus/ books/ index. html.

## QUALITY MANAGEMENT AND ECOLOGICAL SAFELY-STIYU REPAIR PRODUCTION ON BASE KOMPIYUTE RNOGO MODELING

Ivaschuk O.A.

In offered article the results of construction and analysis of mathematical models (polynomial and neural networks), development on their basis of the computer programs using for quality management of technological processes of repair manufacture are submitted.