

Khanov, V.A. Features of the rubber-based compound condition technological control. /S.I. Feoktistov, D.N. Frolov, V.A. Khanov // Modern materials and technologies 2007:

Materials of international VIII Russia-China Symposium: two volumes. – Khabarovsk: Pacific National University, 2007. – vol. 2. – p. 102–106.

НЕЙРОСЕТЕВОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ПРИ ОЦЕНКЕ СОСТОЯНИЯ МАТЕРИАЛА В ТЕХНОЛОГИЧЕСКОМ ЦИКЛЕ ПРОИЗВОДСТВА РЕЗИНОТЕХНИЧЕСКИХ ИЗДЕЛИЙ (РТИ) АВИАЦИОННОГО НАЗНАЧЕНИЯ

© 2012 Ханов В.А.

ОАО «Амурский судостроительный завод», Комсомольск-на-Амуре

THE USAGE OF THE NEURAL NETWORK MODELING IN THE ESTIMATION OF THE MATERIAL CONDITION IN A TECHNOLOGICAL CYCLE OF THE AIRCRAFT FABRICATED RUBBER PRODUCTS MANUFACTURE

© 2012 Khanov V.A.

The article describes the procedure of the estimation of the rubber compounds condition in a technological cycle of the aircraft fabricated rubber products manufacture on the basis of the neural network modeling which was developed for the purpose of the aircraft products quality improvement.

Производство деталей из РТИ для агрегатов авиационной техники сопровождается высоким уровнем отсева бракованных деталей, что приводит к существенному увеличению материалоемкости изделий и трудоемкости их изготовления, то есть удорожанию производства РТИ. Стоимость комплектующих РТИ в сравнении со стоимостью агрегатов систем летательных аппаратов, в которых они используются, обычно невелика, но трудность замены деталей из эластомеров зачастую высока. Таким образом, для потребителя долговечность РТИ является одним из основных показателей. Для производства это оборачивается увеличением материало- и трудоёмкости. Т.о. при производстве РТИ огромное значение имеют экономия сырья и материалов, разработка безотходных технологий, продление сроков эксплуатации изделий. Одним из путей достижения этих целей является внедрение на участках изготовления РТИ новых систем контроля качества сырья и РТИ и мониторинга состояния технологического процесса.

Проведённый системный анализ технологии производства РТИ позволил

построить процессную модель техпроцесса (ТП), которая представляет собой формализованный производственный цикл РТИ.

В результате проведённых исследований были выделены звенья ТП, оказывающие значительное влияние на качество РТИ, такие как, вальцевание, шприцевание, изготовление заготовок, которые требуют дополнительных методов и средств технологического контроля в производстве деталей из эластомеров.

Разработанная методика оценки состояния РС и технологиизаключается в последовательном контроле состояния материала (РС) с использованием реологической информации на всех этапах технологического цикла.

На основе реологической информации, полученной в результате испытаний, становится возможным оценить состояние РС на всех технологических этапах подготовки РС, и произвести корректировку управляемых технологических параметров, используемых на последующих этапах технологической цепи, и, как результат, становится возможным добиваться требуемого уровня качества РТИ.

В качестве инструмента для проведения реологических испытаний РС было разработано автоматизированное рабочее место «Микропластограф». На основании результатов проведённых экспериментов была установлена возможность осуществления классификации РС с использованием методов распознавания образов.

Были подготовлены несколько наборов образцов, сгруппированных по типам (классам) РС. Выборка из каждого набора образцов формировалась в зависимости от типа РС и степени подвулканизации, введенной искусственно.

Проведя серию экспериментов и отобрав данные с помощью экспертных оценок, мы получили множество, состоящее из реологических кривых нескольких классов. Реологическая кривые – это последовательность значений момента с дискретизацией 3 секунды.

Для понижения размерности исходного признакового пространства был использован метод главных компонент.

Понизив размерность до необходимого минимума, полученные данные нормируются для того, чтобы результат обучения нейронной сети (НС) не зависел от единиц измерения компонент векторов признаков.

Для моделирования НС был использован трехслойный персептрон. В первом слое $M=4$ входов. Количество нейронов в выходном слое определится в соответствии с числом классов данных ($m=2$), выделенных экспертами, и равно $L=m/2=1$, где m – число классов. Число нейронов в скрытом слое по теореме Колмогорова достаточно взять $2M+1$, т.е. $2*4+1=9$. Но, если мы имеем ограниченное число обучающих данных – 34, то максимальное количество нейронов в скрытом слое должно быть уменьшено для того, чтобы обеспечить требуемые обобщающие способности НС. Персептрон с определенной выше конфигурацией при 7 нейронах в скрытом слое будет иметь 35 весов, тогда примем, что скрытый слой должен иметь не более 7 нейронов (во избежание проблемы переобучения). Активационная функция в каждом слое –

гиперболический тангенс. Для определенности взяли $K=3$ ($K < 2M+1$) нейронов в скрытом слое.

Для создания НС, тренировки и симуляции работы использовался стандартный пакет Matlab – Neural Network Toolbox.

Недостатком алгоритма обратного распространения является тот факт, что нельзя быть уверенным, что в данном процессе обучения мы найдем глобальный минимум целевой функции ошибки.

Для решения проблемы предварительного поиска области, в которой лежал глобальный минимум, предложено использовать следующий метод.

В среде Matlab создать функцию, представляющую собой серию управляемых рестартов инициализации сети, с последующим обучением. Количество рестартов и циклов обучения выбирается экспериментально. Рестарты инициализации нужны потому, что при каждом новом создании сети ее веса задаются случайным образом, поэтому процесс обучения будет идти каждый раз с новой отправной точки, то есть движение в направлении антиградиента по целевой функции ошибки будет каждый раз начинаться с разных точек. Тем самым повышается вероятность при очередном шаге «наткнуться» на глобальный минимум или хотя бы на наименьший из вычисленных локальных.

Используя несколько раз эту функцию можно получить набор «локальных минимумов» (в кавычках потому, что за такое количество эпох минимум фактически не достигался, а достигалось наименьшее значение ошибки за данное количество эпох в данной серии рестартов). Эти наборы дообучаются до 1000 эпох, и после этого выбираются наименьшие или те, на которых резко падало значение функции ошибки.

Таким образом, пришли к тому, что ошибка обучения достигла необходимого уровня малости не более 0,05.

При тестировании НС распознавала правильно 95% предъявляемых образов. Следовательно, разработанная методика

справляется с задачей классификации РС по выбранным классам.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

3. Ханов, В.А.
Автоматизированный мониторинг
технологии производства
резинотехнических изделий авиационного
назначения. / Б.Н.Марьин,

С.И.Феокистов, Д.Н.Фролов, В.А. Ханов // «Полёт». – 2009. – №6. – С. 50–52.

Khanov, V.A. Estimation of the condition of the polymeric material on the basis of neuronetwork modeling. / D.L. Karachenkov, D.N.Frolov, V.A.Khanov // Modern materials and technologies 2007: Materials of international VIII Russia-China Symposium: two volumes. – Khabarovsk: Pacific National University, 2007. – vol. 2. – p. 92–96.

УДК 621.77

АНАЛИТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ СИЛОВОГО РЕЖИМА ВЫСОКОСКОРОСТНОГО ФРЕЗЕРОВАНИЯ МАТЕРИАЛА С ВЯЗКОПЛАСТИЧЕСКИМ УПРОЧНЕНИЕМ

© 2012 А.И. Хаймович, А.В. Кузнецов

Самарский государственный аэрокосмический университет
(Национальный исследовательский университет)

ANALYSIS OF THE CUTTING FORCE OF HEAT RESISTING ALLOYS DURING HIGH-SPEED MILLING

© 2012 A.I. Khaimovich, A.V. Kuznetsov

In this article the analytical model of process of high speed milling of the heat resisting alloys is considered.

Key words: High-speed milling, heat resisting alloys, rheological properties, Johnson-Cook constitutive model

В современных авиационных ГТД используются детали, изготавливаемые из вязких жаропрочных сплавов, обработка которых вызывает ряд трудностей.

Оптимальное сочетание скорости резания v , глубины t и ширины резания s обеспечивает минимальное значение мощности резания P за счет разупрочнения обрабатываемого материала при резании с высокими скоростями.

Минимум функционала $\left(\frac{P}{st}\right)$

соответствует минимальной диссипации мощности резания, затрачиваемой на пластическую деформацию при максимальной производительности.

Разделим очаг пластической деформации (ОПД) в зоне резания на N

характерных областей, геометрия которых определяется положением условной плоскости сдвига, задаваемой коэффициентом усадки стружки λ_s и геометрией режущего клина.

В этом случае в соответствии с экстремальными принципами механики сплошных сред, имеем:

$$\left(\frac{P}{t}\right) \leq \sum_{j=1}^N [\sigma_s(\dot{\epsilon}_{2\max_j}(v_i), \theta_j)] p_j \xrightarrow{v_i \rightarrow v} \min_1$$

$$p_j = [\dot{\epsilon}_{2evj}(v_i)] \frac{W_j}{t} \Big|_{t=const},$$

где $\dot{\epsilon}_{2\max_j}(v_i) = \max\{\dot{\epsilon}_{2j}(v_i)\}$ - максимальное значение интенсивности скорости деформации на j -участке для кинематически допустимого поля скоростей (КДПС) v_i ,