

Применение нейронных сетей в прогнозировании качества механической обработки особо нагруженных композитных конструкций

Шевцов С.Н.^{1*}, Сибирский В.В.^{2}, Чигринец Е.Г.^{3***}**

¹*Южный научный центр Российской академии наук, пр. Чехова, 41, Ростов-на-Дону, 344006, Россия*

²*Донской государственный технический университет, пл. Гагарина, 1, Ростов-на-Дону, 344000, Россия*

³*Ростовский вертолетный производственный комплекс ПАО «Роствертол», ул. Новаторов, 5, Ростов-на-Дону, 344038, Россия*

**e-mail: sergnshevtsov@gmail.com*

***e-mail: semo_s@mail.ru*

****e-mail: egchigrinets@gmail.com*

Аннотация

Разработано математическое обеспечение для построения эмпирических моделей зависимости показателей качества крепежных отверстий в лонжероне лопасти несущего винта вертолета Ми-28 от режимов обработки с использованием методологии численной идентификации параметров регрессионных уравнений первого порядка. Выполнено построение, обучение и проверка адекватности группы нейронных сетей для прогнозирования качества отверстий в армированном стеклопластике, и проведено сопоставление результатов прогноза полученных сетей и соответствующих линейных моделей.

Ключевые слова: сверление армированного стеклопластика, расслоения, искусственные нейронные сети, метод сопряженных градиентов

Введение

Производство новых летательных аппаратов (ЛА) требует постоянного совершенствования, разработки и внедрения новых материалов и технологических процессов, обеспечивающих постоянно растущие требования к качеству и эксплуатационной надежности. Ответом на эти требования стало расширяющееся в последние 20 лет применение полимерных композиционных материалов (ПКМ) в авиационных конструкциях [2].

Большое число особо ответственных авиационных конструкций из ПКМ подвергается механической обработке, в частности, для получения крепежных отверстий, обеспечивающих крепление композитной конструкции (лопасти несущих и рулевых винтов, стабилизаторы, крылья и т.п.). Эти конструкции называются в авиации особо ответственными, что означает исключительную важность в обеспечении надежности и живучести летательного аппарата. В такие крепежные отверстия запрессовывается стальная втулка, предварительно охлаждаемая до углекислотных температур, причем требования к надежности ее установки очень жесткие. Обеспечение их возможно за счет высокой точности отверстия, малых высотных параметров шероховатости, отсутствия расслоений и локального ослабления механических свойств связующего.

Сложность обеспечения этих требований обусловлена в первую очередь тем, что высокопрочные полимерные композиты, особенно, армируемые металлическими слоями, являются многокомпонентными дискретными материалами и характеризуются:

1. Низкой теплопроводностью армирующих стеклонитей, резание которых вызывает повышенный износ и затупление режущих кромок инструмента.
2. Зависимостью фазового состояния материала связующего от температуры, что затрудняет удаление стружки из отверстия и к деградации свойств связующего и материала в целом при нагреве.
3. Невозможностью использования смазочно-охлаждающих жидкостей в виду предрасположенности ПКМ к влагопоглощению.
4. Обусловленностью свойств композита адгезией связующего к металлу, которая ослабляется при нагреве, сопровождающем резание.
5. Резким различием механических свойств и обрабатываемости титана и полимерного композита, что вызывает смятие титановой фольги, расслоения.

Эти трудности, сопровождающие процессы механической обработки несущих композитных конструкций, которые все более широко используются в авиационной технике, кораблестроении, автомобилестроении и других отраслях обусловили проведение интенсивных научных исследований ведущими научными школами и промышленными корпорации Италии, Франции, США, Германии и т.д., с рядом которых поддерживался взаимный обмен информацией при выполнении настоящего исследования [8, 9]. В России аналогичные работы проводились науч-

ной группой Иркутского государственного технического университета в интересах ОАО «Научно-производственная корпорация «Иркут» [3].

Установлено, что определяющими факторами, влияющими на качество финальной операции обработки рассматриваемых отверстий, являются геометрия инструмента, режимы обработки, определяющие точность, шероховатость, виброактивность процесса, возникновение и технологическое наследование расслоений, деградации свойств связующего, нарушение сплошности материала. Используемые в современной технике полимерные композиты многообразны, что определяет необходимость специфического подхода к анализу процессов обработки каждого нового класса материалов.

Рассматриваемый в работе процесс сверления высокопрочного слоистого композита типа стеклопластик-титан представляет собой наиболее сложный и ранее неизученный процесс, что определяет научную актуальность и практическую важность выполненного исследования, которое имеет стратегическое значение для отечественного авиастроения.

Характеристика объекта исследования

Экспериментальные исследования выполнены на примере лонжерона лопасти несущего винта (ЛНВ) вертолета Ми-28. Одна из особенностей конструкции лонжерона – сложная пространственная геометрия со значительно отличающейся кривизной поверхности в продольном и поперечном направлениях и заданная теоретическим контуром.

В технологическом процессе изготовления ЛНВ предусмотрено достаточное количество механической обработки. Наибольшую трудность вызывает обработка отверстий в комлевой части лонжерона, необходимых для крепления лопасти к втулке несущего винта.



Рис. 1 Крепление лопасти к втулке несущего винта

Характерными дефектами сверления отверстий являются расслоения, разлохмачивания, сколы, растрескивания, термические повреждения и оплавления полимерной матрицы, микротрещины между волокном и связующим. К вышеуказанным дефектам добавляются проблемы отвода стружки из зоны резания и ее паке-тирование. Сложное слоистое строение комлевой части лонжерона и наличие титановых пакетов усиления (рис. 2) осложняет получение отверстий высокого качества ввиду противоречий рекомендаций по обработке металлов и ПКМ.

Наиболее опасные и часто встречаемые дефекты – расслоения, которые возникают в местах входа/выхода инструмента (рис. 3) и снижают усталостную долговечность, прочность, эксплуатационную надежность изделия и интенсифицируют влагопоглощение.

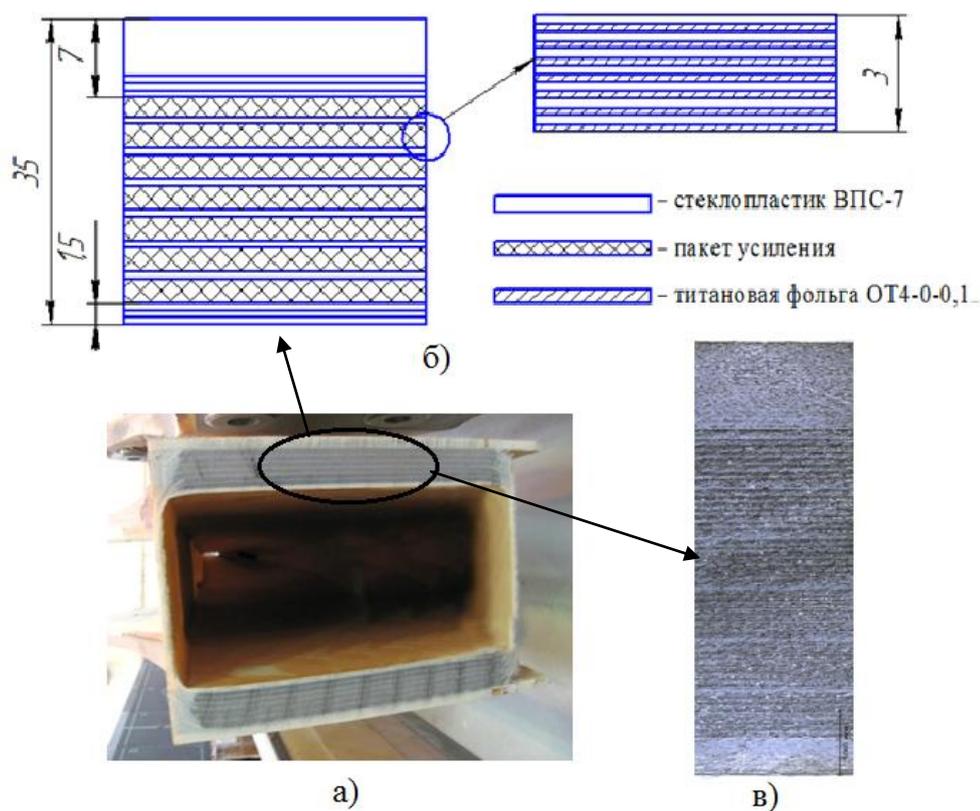


Рис. 2 Лонжерон ЛНВ Ми-28: а) комлевая часть, б) схема строения и армирования, в) поперечный срез стенки комлевой части лонжерона

Операции обработки отверстий в комле лонжерона выполняют на заключительных этапах технологического цикла изделия – подготовка к сборке и сборка. Трудности обеспечения качества отверстий, в частности, необходимость занижения режимов обработки и использование большого числа переходов с целью минимизации дефектов, определенная вероятность брака дорогостоящих деталей, повышенный износ инструмента, обуславливают значительное удорожание технологии обработки и себестоимости готовой продукции. Таким образом, качество механической обработки посадочных отверстий в несущих авиационных конструкциях отражает качество и надежность всего изделия в целом.

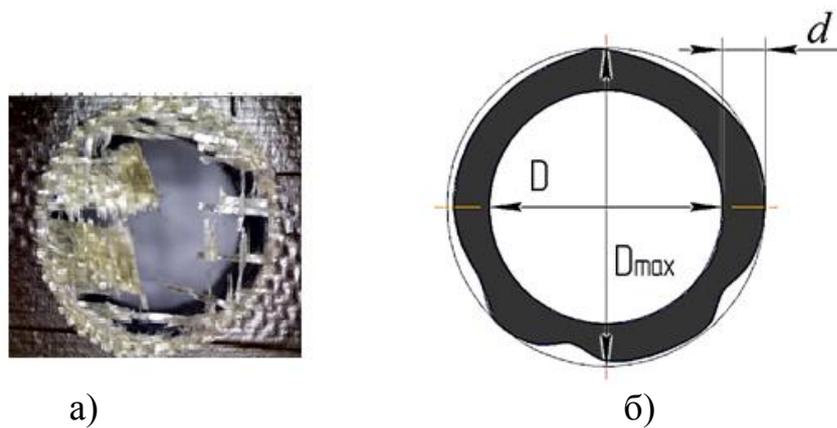


Рис. 3 Расслоения: а) место выхода сверла из отверстия; б) схема измерения, где D – номинальный диаметр отверстия, D_{max} – максимальный поврежденный диаметр, d – величина расслоений.

Экспериментальные исследования

В качестве технологического оборудования в экспериментах по сверлению отверстий в вырезанных образцах комлевой части лонжерона ЛНВ применялся широкоуниверсальный фрезерный станок повышенной точности модели 675П. Использовались три типа инструмента $\varnothing 15$ мм из быстрорежущей стали Р6М5: стандартное спиральное сверло по ГОСТ 10903-77 и инструменты с модифицированной геометрией режущей части – сверла с двойной заточкой (СДЗ) двух типов и полированными стружечными канавками для облегчения схода стружки (рис. 4).

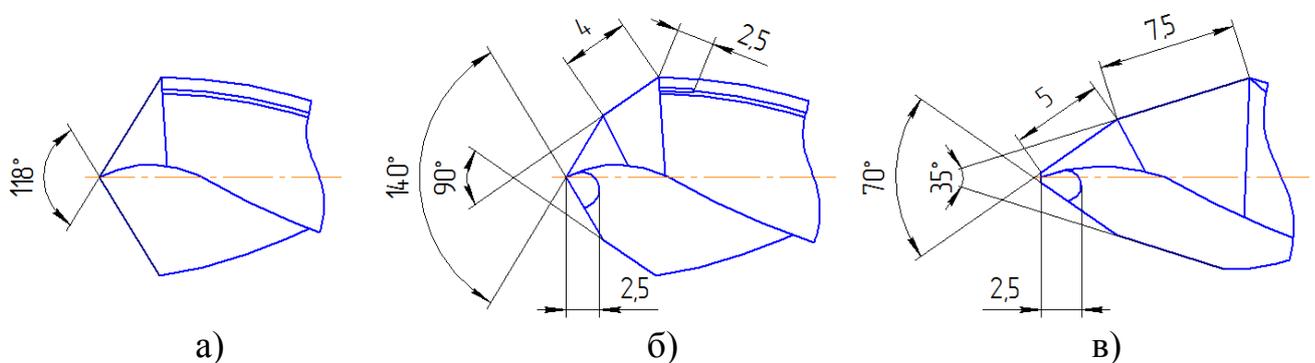


Рис. 4 Конструктивно-геометрические параметры применяемых сверл: а) стандартное сверло с геометрией по ГОСТ 10903-77, б) СДЗ тип 1, в) СДЗ тип 2

В ходе предварительных поисковых экспериментов определены интервалы варьирования оптимальных режимов обработки с точки зрения обеспечения качества обработки и требований к производительности процесса сверления. Скорость резания лежит в интервалах 7,5-19 м/мин, подача – 0,2-0,8 мм/об.

Построение и идентификация двухфакторной регрессионной модели зависимости расслоений от режимов обработки

Результатом серии опытов по определению зависимости размеров дефектов отверстий – расслоений от режимов обработки стали матрицы данных, которые для удобства последующего использования необходимо было преобразовать в эмпирические модели, обеспечивающие возможность предсказания дефектов и выбора рациональных режимов. Традиционно для этих целей используются регрессионные одно-, двух- и многофакторные модели первого или второго порядка. Однако, в последние годы большую популярность приобрели модели на основе искусственных нейронных сетей, что обусловлено их большей гибкостью и расширением применения компьютерной техники в экспериментальных исследованиях [6, 7, 10]. В настоящей работе использовались оба подхода, эффективность которых сравнивалась после обработки серии экспериментов.

В серии экспериментов по определению зависимостей дефектов от режимов обработки имелась одна зависимая переменная - величина расслоений и две независимые – скорость резания и подача. В связи с ограниченностью числа экспериментальных данных в качестве регрессионной модели принималась двухфакторная

модель, геометрически представляющая собой плоскость и описываемая уравнением (1).

$$F(x, y) = ax + by + c, \quad (1)$$

где x - скорость резания, y - подача, $a, b, c = const$ - константы, подлежащие идентификации.

Для выполнения процедуры идентификации использовался численный метод сопряженных градиентов, сущность которого заключается в нахождении локальных экстремумов функции на основе информации о ее значениях и градиенте [5]. Т.е. в контексте поставленной нами задачи необходимо найти такие значения постоянных коэффициентов a, b, c уравнения (1), при которых функция невязок вида (2) будет минимальной.

$$\phi(a, b, c) = \frac{\sum_{i=0}^n |d_i - F(x, y)|}{n}, \quad (2)$$

где d_i - величина расслоений i -го опыта, n - общее количество опытов.

На первом этапе, получив размеры расслоений для каждого типа инструмента и на различных режимах резания, создается матрица входных данных вида (3).

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{13} & x_{14} & x_{15} & x_{16} & x_{17} & x_{18} \\ x_{21} & x_{22} & x_{23} & x_{24} & x_{25} & x_{26} & x_{27} & x_{28} \\ \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{n3} & x_{n4} & x_{n5} & x_{n6} & x_{n7} & x_{n8} \end{pmatrix}, \quad (3)$$

где x_{n1} - столбец скоростей резания, м/мин; x_{n2} - столбец подач, мм/об; x_{n3} - столбец значений расслоений на входе отверстия для стандартного сверла, мм; x_{n4} - столбец значений расслоений на выходе отверстия для стандартного сверла, мм;

x_{n5} - столбец значений расслоений на входе отверстия для СДЗ тип 1, мм; x_{n6} - столбец значений расслоений на выходе отверстия для СДЗ тип 1, мм; x_{n7} - столбец значений расслоений на входе отверстия для СДЗ тип 2, мм; x_{n8} - столбец значений расслоений на выходе отверстия для СДЗ тип 2, мм.

Линейные модели строились для каждого сверла и входа/выхода отверстия отдельно в прикладном пакете Mathcad. Для этого, используя функцию *augment*, выделялись матрицы вида (4).

$$\begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & x_{nm} \\ x_{21} & x_{22} & x_{nm} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ x_{n1} & x_{n2} & x_{nm} \end{pmatrix}, \quad (4)$$

где x_{n1} - столбец скоростей резания, м/мин; x_{n2} - столбец подач, мм/об; x_{nm} - столбец значений расслоений, мм (индекс $m=3,4,5,6,7,8$ и обозначает номер столбца, взятого из матрицы (3)).

Перед началом поиска необходимо задать ограничения на значения аргументов минимизируемой функции. Т.к. размеры расслоений не могут принимать отрицательные значения, ограничим поиск только положительной областью, т.е. $a > 0$, $b > 0$, $c > 0$. Найденные в заданном интервале значения коэффициентов, обеспечивающих минимум функции $\phi(a, b, c)$, подставляем в уравнение (1) и получаем уравнения линейных двухфакторных моделей для стандартного сверла (5), СДЗ тип 1(6), СДЗ тип 2 (7) соответственно. На рис. 5 изображено их графическое представление.

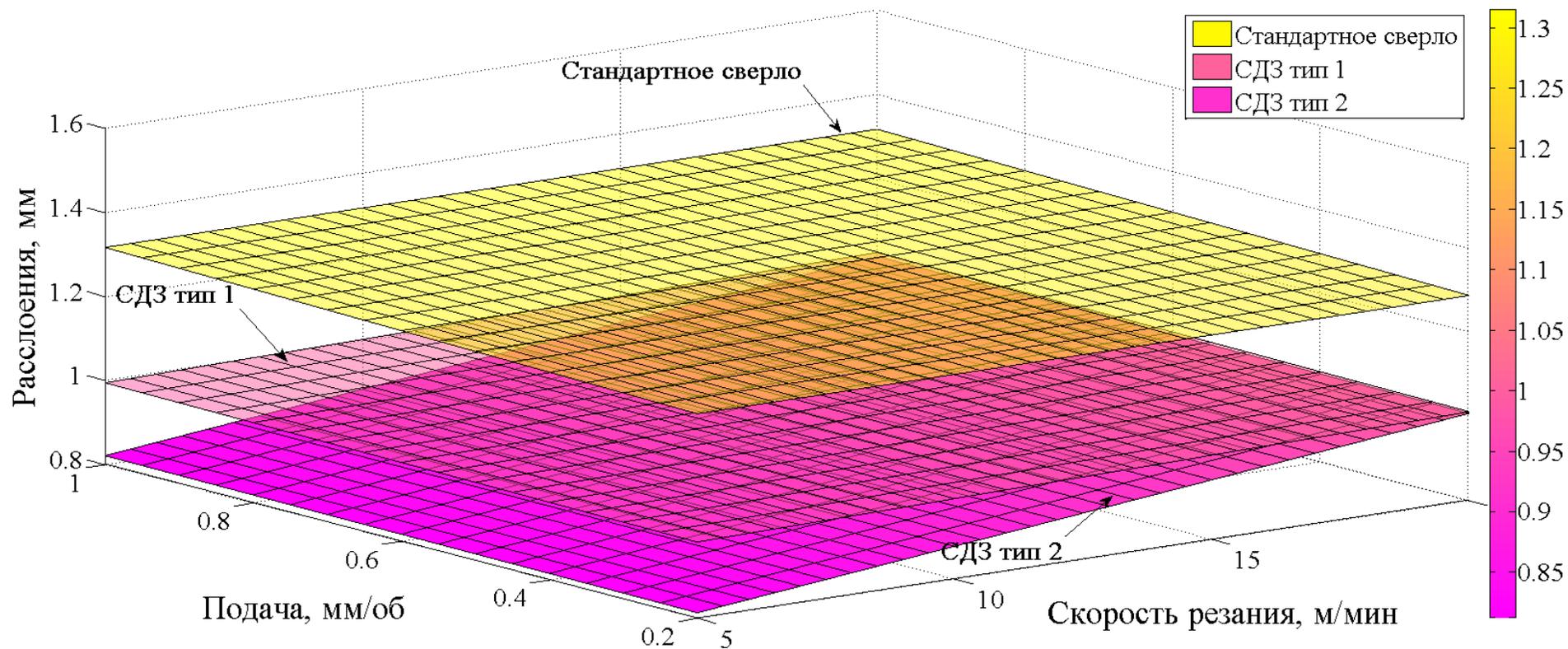


Рис. 5 Линейные двухфакторные модели зависимостей расслоений от режимов обработки для всех применяемых геометрий сверл

$$F = 1,278283 + 3,623031 \times 10^{-2} \times Y, \quad (5)$$

$$F = 1,911205 \times 10^{-3} \times X + 1,512558 \times 10^{-2} \times Y + 0,96799, \quad (6)$$

$$F = 1,285501 \times 10^{-2} \times X + 8,725667 \times 10^{-3} \times Y + 0,7463913, \quad (7)$$

где F - функция, описывающая модель, X - скорость резания, Y - подача.

Моделирование результатов экспериментов с использованием искусственных нейронных сетей

Искусственные нейронные сети представляют собой набор математических и алгоритмических методов, созданных для моделирования функций мозга, и, подобно ему, имеют многослойную иерархическую структуру и способность к обучению.

Основным блоком ИНС является формальный или искусственный нейрон (он же узел сети), представляющий собой или математическую, или алгоритмическую, или программно реализованную модель, чьи элементы являются прямыми аналогами компонент биологического нейрона.

На каждый вход нейрона подается сигнал x_i , при этом с каждым входом связан синаптический вес w_i . В теле нейрона с помощью взвешенного сумматора (8) вычисляется функция отклика (9), т.е. реализуется нелинейное отображение многомерного пространства входов R^n в скалярный выход R^1 .

$$NET = \sum_{i=0}^n w_i x_i \quad (8)$$

$$OUT = F(NET - \theta), \quad (9)$$

где x_i - входные сигналы, совокупность которых образует вектор x ; w_i - весовые коэффициенты, совокупность которых образует вектор весов w ; NET - взвешенная сумма весов, значение которой передается на нелинейный элемент; θ - пороговый

уровень данного нейрона; F - нелинейная функция активации; OUT - выходной сигнал.

В данном исследовании в разработке нейронной сети применялась сигмоидная функция активации в виде гиперболического тангенса (10).

$$OUT = th(NET) = \frac{e^{NET} - e^{-NET}}{e^{NET} + e^{-NET}} \quad (10)$$

Процедура, с помощью которой происходит настройка ИНС, называется алгоритмом обучения. В процессе обучения происходит адаптация синаптических весов и топологии нейронной сети так, чтобы выходные сигналы отвечали некоторому заранее заданному критерию качества. Обучение ИНС обладает свойством адаптивности, которое обеспечивает настройку весов в соответствии с характеристиками окружающей среды. Т.е. с изменением входных сигналов сеть в реальном времени «переучивается» применительно к новым условиям. Таким образом, ИНС можно рассматривать как черный ящик, который реализует отображение n -мерного вектора $x = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$ в m -мерный вектор $y = (y_1, y_2, \dots, y_m)^T$.

Так как в случае нейронной сети, моделирующей размеры дефектов в зависимости от режимов обработки, известны как входные сигналы – скорость резания и подача, так и выходные – величина расслоений, то в работе использовался алгоритм обучения с учителем методом обратного распространения ошибки (backpropagation) [1]. В процессе обучения сеть меняет свои параметры и учится давать нужное отображение $x \rightarrow y$. Это означает, что должно быть задано множе-

ство пар векторов $\{x^s, d^s\}$, $s = 1 \dots S$, где $\{x^s\} = \{x^1, \dots, x^S\}$ - формализованное условие задачи, $\{d^s\} = \{d^1, \dots, d^S\}$ - известное решение для этого условия. Совокупность пар $\{x^s, d^s\}$ составляет обучающее множество. Необходимо учитывать, что количество элементов S в обучающем множестве должно быть достаточным для обучения сети, но строго не регламентируется.

Перед построением нейронных сетей необходимо сформировать обучающие наборы. В качестве файла экспериментальных данных будем использовать матрицу (3), сформированную ранее. Для повышения обучаемости будущих сетей и получения более точных результатов проведем виртуальные эксперименты в среде Mathcad. Виртуальные эксперименты представляют собой размножение экспериментальных данных при каждом наборе скоростей резания и подач внутри доверительных интервалов, определенных по результатам опытов. Формирование обучающих наборов завершается выдачей двух переменных *Input* и *Output* в виде текстовых файлов. Переменная *Input* представляет собой наборы режимов обработки (скорость резания и подача), а *Output* соответствующие им значения расслоений.

Построение нейронных сетей выполнялось с помощью инструмента *Neural Network Fitting Tool* среды MATLAB [4]. После ввода входных данных в рабочее поле проведем перераспределение всего обучающего набора на три случайно выбираемых подмножества данных:

1. Обучение, составляющего 70% данных всего обучающего набора.

2. Проверка валидности – 15% обучающего набора.

3. Тестирование качества аппроксимации – 15% обучающего набора.

Затем необходимо согласовать структуру сети. В выходном слое аппроксимации функции всегда один слой. Число нейронов во входном слое подбирается опытным путем и в нашем случае изменяется от 3 до 5. Критерий выбора – наиболее простая сеть, но адекватно описывающая процесс. После согласования структуры запускаем обучение сети, после которого можем ознакомиться с результатами в виде гистограмм ошибок (рис. 6) и регрессионных линий (рис. 7).

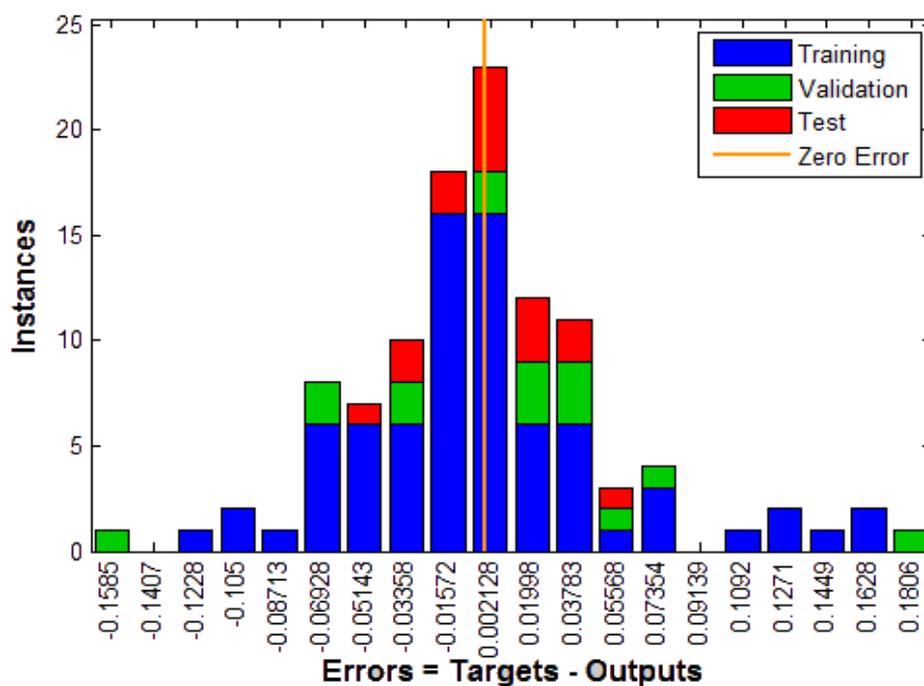


Рис. 6 Гистограммы ошибок

На рис. 6 по горизонтали представлены отклонения загруженных данных от результатов предсказания нейронной сетью, по вертикали – количество отклонений.

Из рис. 7 значение коэффициента регрессии R превышает 0,97 (при приемлемом значении 0,9). Это означает, что более 97% предсказанных нейронной сетью результатов на этапах тренировки, валидации и тестирования совпадают со значениями обучающих данных и полученная сеть обладает достаточной точностью.

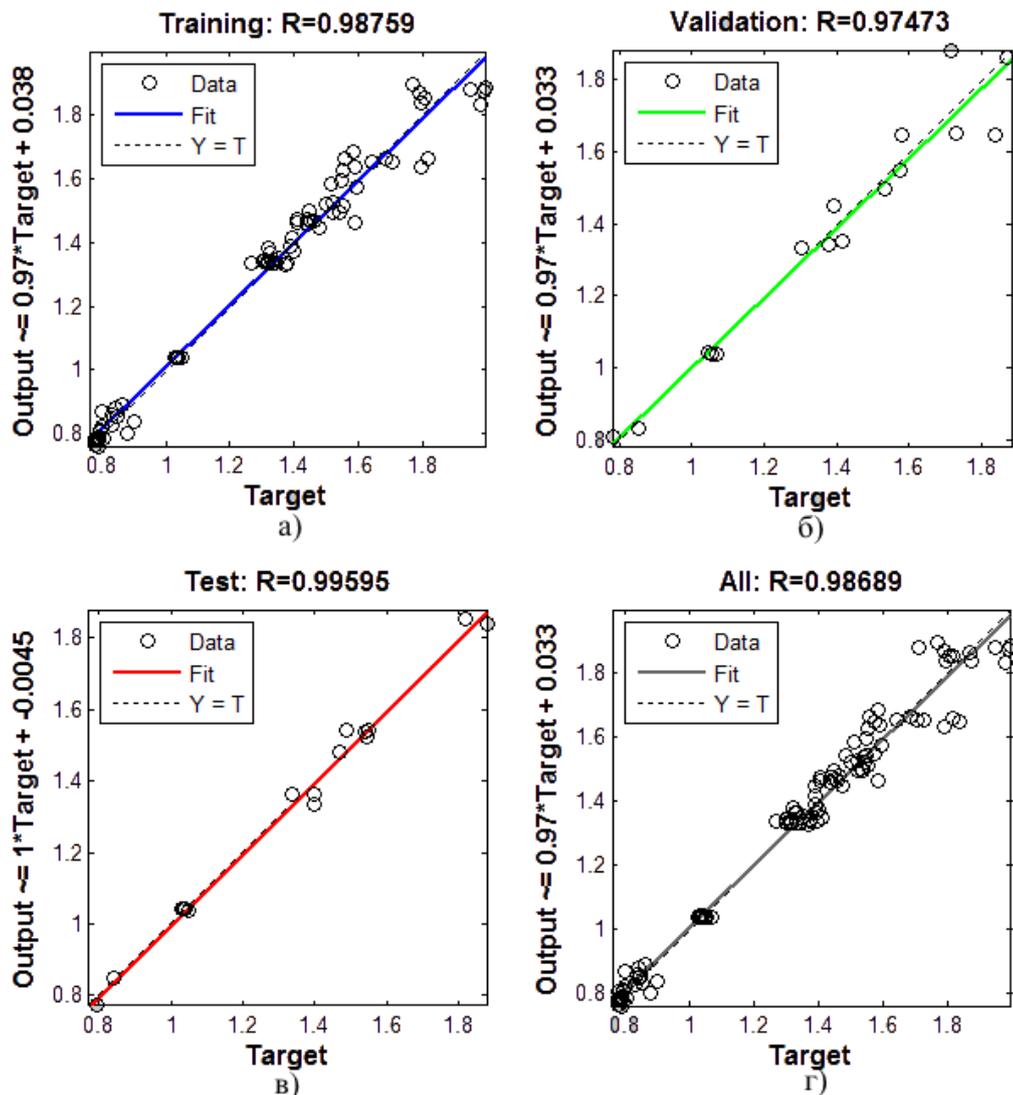


Рис. 7 Графики рассеяния обучающих данных от предсказаний нейронной сети на стадиях: а) тренировки, б) валидации, в) тестирования, в) всех данных

Далее для исследования работы создаваемых сетей используем Simulink модель-шаблон, которая генерирует массив нормально распределенных подач и скоростей резания, подавая их на вход сети. На выход нейронной сети подаются соот-

ветствующие режимам обработки значения расслоений. Симуляция оканчивается созданием точечной трехмерной диаграммы.

После того как ИНС научилась давать уже известные результаты, за счет способности к обобщению сетью могут быть получены новые результаты, если на вход подать вектор, который не встречался при обучении. Так реализуется возможность нейронной сети предсказывать результаты экспериментов.

В моделировании зависимостей размеров расслоений от режимов обработки использовалась двухслойная нейронная сеть, структура которой представлена на рис. 8.

На скрытый слой нейронной сети (рис. 8) подаются входные сигналы, которые преобразуются с помощью нелинейной функции *tansig*, представляющей собой сигмоиду в виде гиперболического тангенса. После этого сигналы поступают на выходной слой, где они обрабатываются линейной передаточной функцией *purelin* и подаются на выход сети.

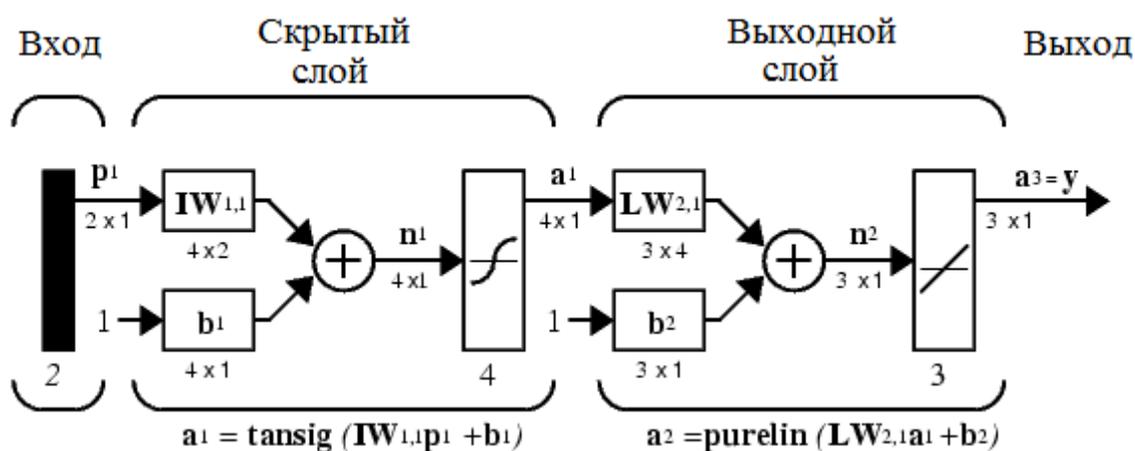


Рис. 8 Общий вид двухслойной нейронной сети

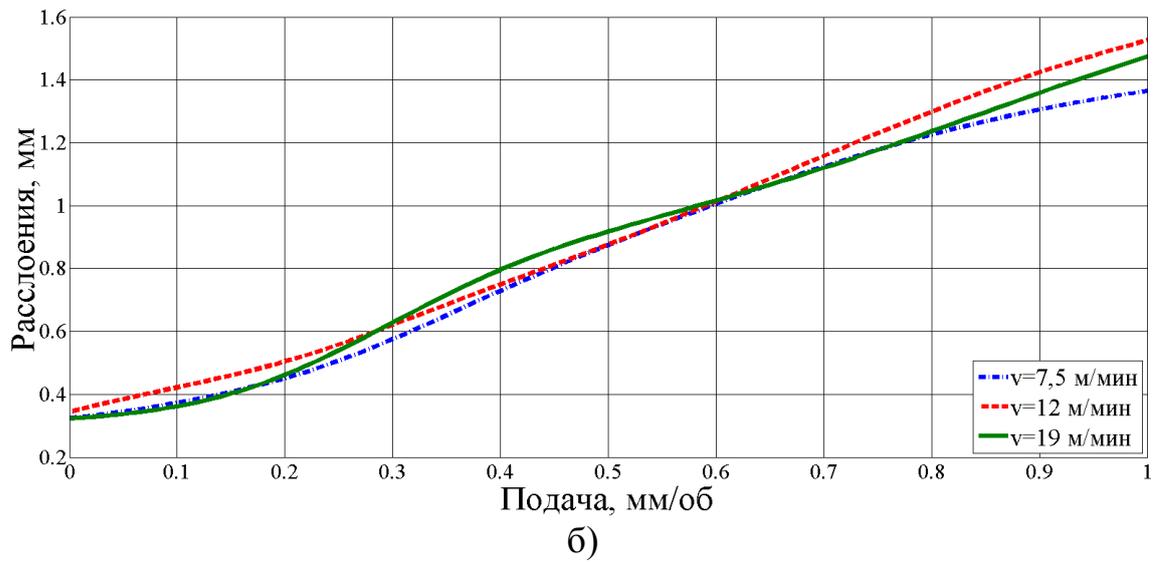
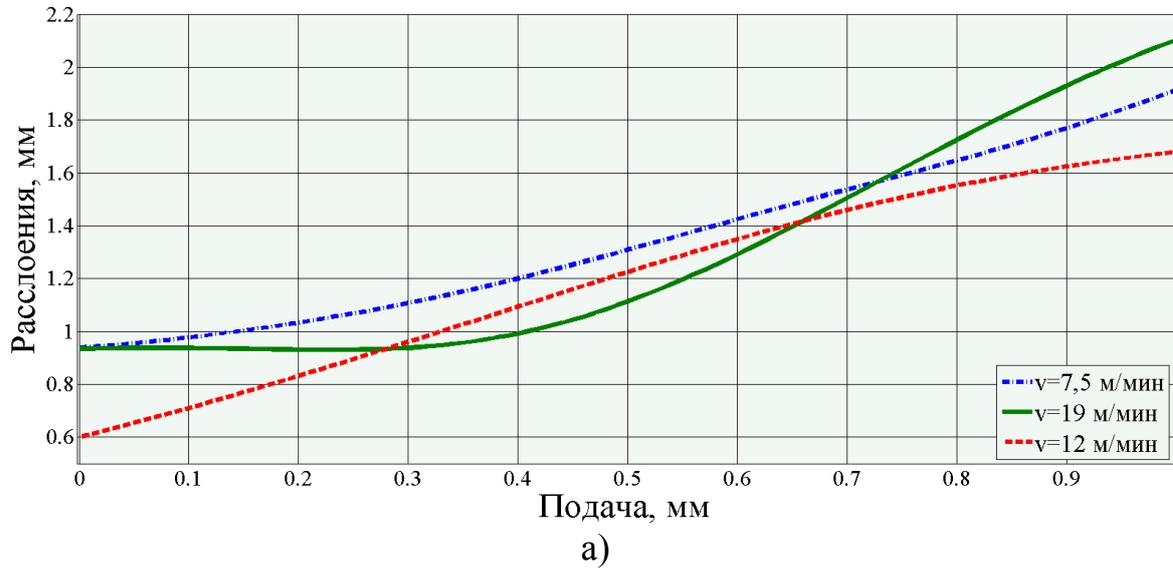
Изобразительные и прогнозные свойства разработанной архитектуры нейронной сети были исследованы при обработке серии экспериментов по исследованию качества получаемых отверстий в зависимости от скорости резания и подачи, а также сопоставлены с полученными результатами методом сопряженных градиентов.

Сопоставление результатов моделирования методом сопряженных градиентов и искусственными нейронными сетями

На рис. 9 представлены отклики нейронных сетей расслоений на входе в отверстие, зависящих от подачи при постоянной скорости резания. Для наглядности сравнения из трехмерных двухфакторных моделей, полученных методом сопряженных градиентов (рис. 5), были выделены линейные однофакторные зависимости размеров дефектов от подачи при постоянной скорости резания (рис. 10).

Сопоставляя результаты моделирования градиентным методом (рис. 10) и нейронными сетями (рис. 9), можем видеть явное сходство характера кривых – с возрастанием подачи величина расслоений увеличивается. Однако, интервалы изменения размеров дефектов в случае линейных зависимостей лежат в более жестких пределах и существенно завышены при подачах до 0,5 мм/об. Таким образом, модели, полученные из экспериментальных данных методом сопряженных градиентов, показали недостаточно согласованный с экспериментом количественный прогноз размера дефектов, что ограничивает их применение на практике. Поэтому для прогнозирования размеров расслоений при сверлении отверстий в сложно

слоистом стеклопластике рекомендовано использовать искусственные нейронные сети.



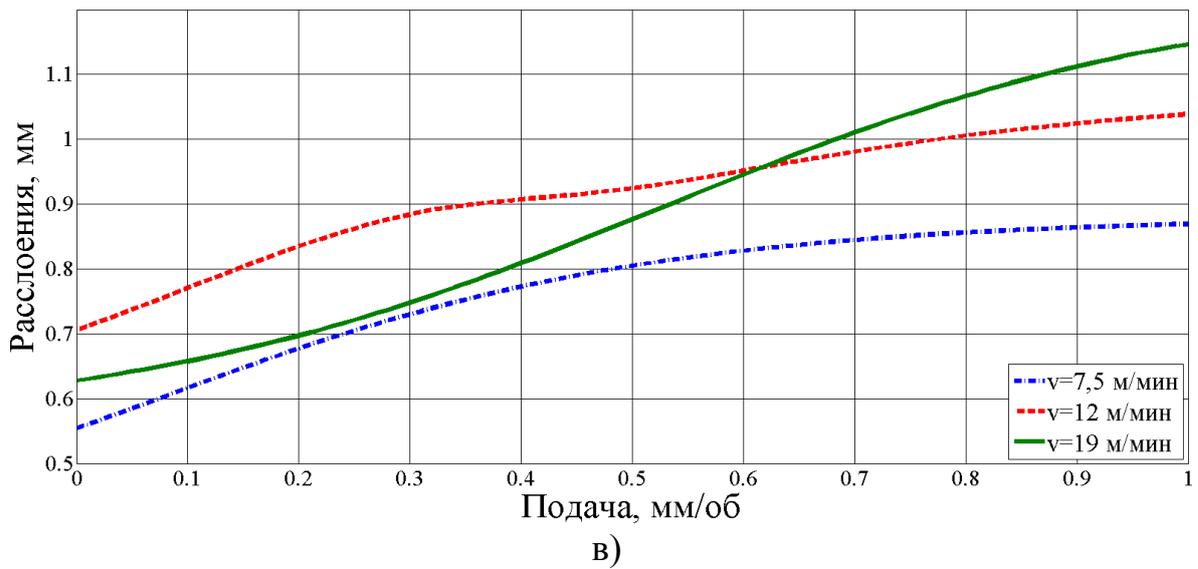
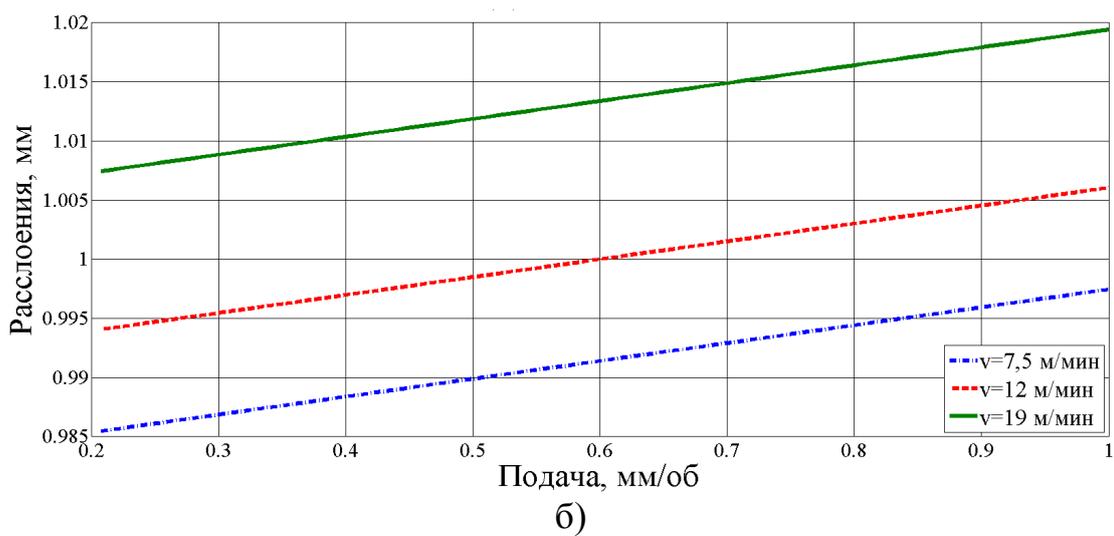
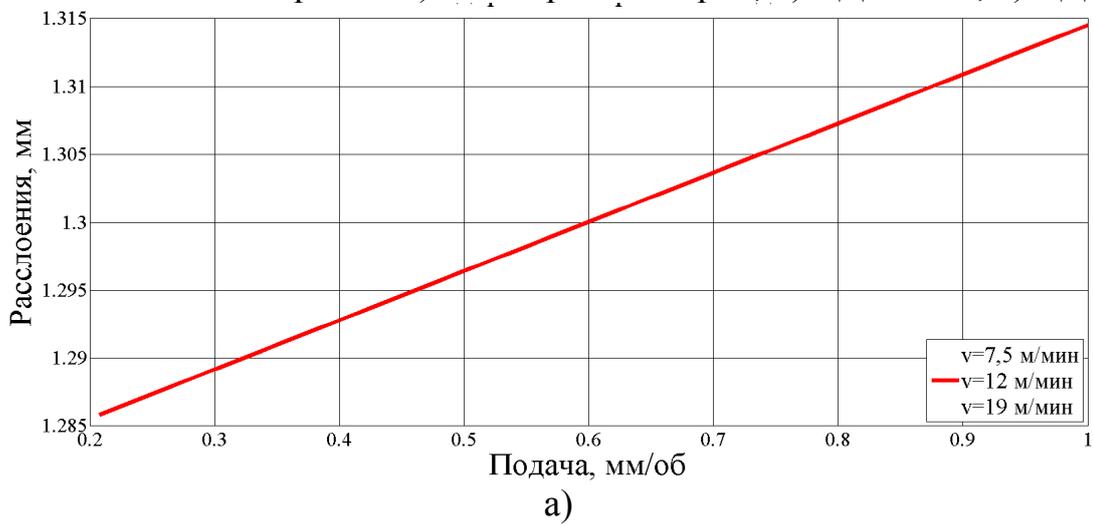
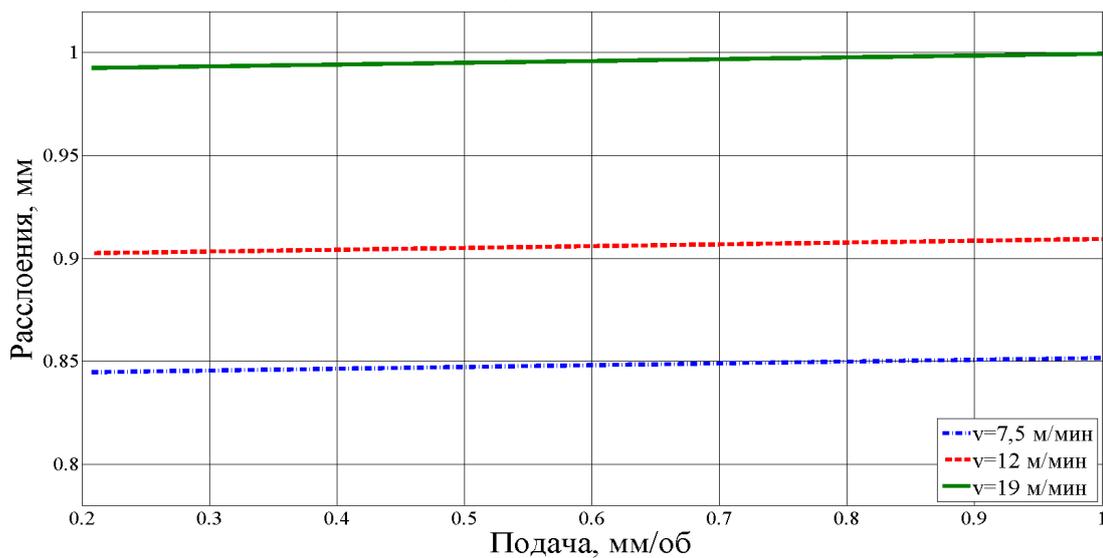


Рис. 9 Отклики ИНС расслоений, зависящих от подачи при постоянной скорости резания на входе в отверстие: а) стандартное сверло, б) СДЗ тип 1, в) СДЗ тип 2





в)

Рис. 10 Зависимости расслоений на входе в отверстие от подачи при постоянной скорости резания, выделенные из линейных двухфакторных моделей: а) стандартное сверло, б) СДЗ тип 1, в) СДЗ тип 2

Выводы и рекомендации

Особенности строения и изготовления, анизотропия свойств полимерного композита влияют на его обрабатываемость резанием. Так характеристики армированного стеклопластика могут колебаться в достаточно широких пределах. Кроме того, на качество отверстий и в частности величину расслоений влияют большое число факторов, такие как конструктивно-геометрические параметры режущего инструмента, величины износа и округления режущих кромок, режимы обработки, степень пакетирования, стружкообразование и температура в зоне резания. Это приводит к большому разбросу размеров дефектов, который не характерен металлам. Поэтому, обрабатывая результаты опытов стандартными статистическими методами и получая линейно зависимые модели, большая часть экспериментальных данных сильно округляются и отсекаются как погрешности измерения. В результа-

те получаем зависимости, которые адекватно отражают характер изменения размеров расслоений от режимов обработки, однако далекие от действительных значений в числовом выражении.

Для прогнозирования размеров расслоений при сверлении отверстий в сложно слоистом стеклопластике, предполагающем значительный разброс экспериментальных данных, рекомендуется использовать искусственные нейронные сети. Данный инструмент более гибок, позволяет выявлять как характер зависимости качества отверстий от режимов обработки, так и возможность получения конкретных размеров дефектов при интересующих скоростях резания и подач. Кроме того, механизмы обучения и проверки достоверности выдаваемых результатов нейронной сетью, позволяют использовать меньший объем экспериментальных данных, которого как раз и не хватает при разработке и внедрении новых композиционных материалов. В процессе накапливаемой статистики ИНС имеют возможность проводить самообучение и выдавать результаты с учетом вновь поступившей информации и таким образом предсказывать качество обрабатываемых отверстий.

Полученные в работе научные и прикладные результаты прошли апробацию в условиях лопастного производства ПАО «Роствертол», что подтверждено актом промышленных испытаний и использованы при выполнении плановых НИОКР Южного научного центра Российской академии наук (2014-2016 г.г.) и при выполнении гранта Российского фонда фундаментальных исследований 15-08-00849А.

Библиографический список

1. Ефимов Е.Н., Шевгунов Т.Я. Разработка и исследование методики построения нейронных сетей на основе адаптивных элементов // Труды МАИ, 2012, №51: <http://www.mai.ru/science/trudy/published.php?ID=29159>
2. Грищенко С.В. Расчет и проектирование изделий конструкции самолета из слоистых композитов с учетом межслоевых эффектов // Труды МАИ, 2015, №84: <http://www.mai.ru/science/trudy/published.php?ID=63011>
3. Иванов Ю.Н. Сверление отверстий в смешанных пакетах // Известия Самарского научного центра РАН. 2014. Т. 16. № 1(5). С. 1402–1406.
4. Медведев В.С. Потемкин В.Г. Нейронные сети. МАТЛАВ 6. – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496 с.
5. Пантелеев А.В., Летова Т.А. Методы оптимизации в примерах и задачах. – М.: Высшая школа, 2005 – 544 с.
6. Altinkok N. Modelling of the prediction of tensile and density properties in particle reinforced metal matrix composites by using neural networks / N. Altinkok, R. Koker // Materials and Design. 27. 2006. P. 625–631.
7. Chakraborty D. Artificial neural network based delamination prediction in laminated composites / D. Chakraborty // Materials and Design. 26. 2005. pp. 1–7.
8. Gaitonde, V.N. A study aimed at minimizing delamination during drilling of CFRP composites / V.N. Gaitonde // Journal of Composite Materials. 45(22). 2011. P. 2359–2368.

9. Sorrentino, L. In-process force and temperature monitoring while drilling composites / L. Sorrentino, S. Turchetta, C. Colella // JEC composites magazine. №102. January-February 2016. pp. 46-48.
10. Mishra, R. Singh Prediction of drilling-induced damage in unidirectional glass-fibre-reinforced plastic laminates using an artificial neural network / R. Mishra, J. Malik, I. Singh // Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers. Part B. Journal of Engineering Manufacture. 2010. pp. 733-738.