

Регрессионный анализ связи параметров процесса гофрообразования трубных заготовок

*Национальный аэрокосмический университет им. Н. Е. Жуковского
"Харьковский авиационный институт"*

Получены данные компьютерной симуляции процесса гофрообразования, основанной на проведении численного моделирования различных видов потери устойчивости с учетом пластического деформирования заготовки. К результатам моделирования применены методы регрессионного анализа, позволяющие на основании исходной геометрии трубной заготовки и требуемых параметров гофра получить рациональные параметры внутреннего давления и осевой осадки. Предложено использовать для этого двухслойную нейронную сеть.

Ключевые слова: гофрообразование, моделирование, рациональные параметры, нейронная сеть, регрессионный анализ.

Введение

Большое значение в производстве трубопроводов имеет получение полуфланцев, которые могут производиться на основе предварительно формованных гофров трубных заготовок [1, 2]. Большой процент брака в виде разрушения, потери устойчивости и чрезмерного утонения требует применения передовых технологий проектирования, а именно алгоритмов, позволяющих получать рациональное сочетание параметров технологического процесса гофрообразования при предельно сложных взаимовлияющих связях этих параметров, какими являются связи внутреннего давления, осевой осадки и геометрических параметров исходной заготовки, с одной стороны, и требуемых параметров конечного изделия, а именно геометрии гофра и утонения, с другой стороны.

Постановка задачи исследования

Известны работы, посвященные аналитическому решению задачи нахождения параметров гофров трубных заготовок, позволяющие определить длину волны гофра на основе энергетического метода решения задачи о потере устойчивости с последующим применением уравнений теории пластического течения для определения дальнейшей деформации [3].

Настоящая работа посвящена исследованию возможности использования нейронных сетей для определения рациональных параметров технологического процесса гофрообразования при сложных зависимостях этих параметров.

Метод решения

Для оценки влияния нескольких независимых переменных на несколько зависимых соотношений между ними становятся слишком сложными для простого регрессионного анализа. В этом случае лучше применять нейронные сети. Нейронные сети позволяют оптимизировать целевую функцию. Кроме того, они дают возможность выделять факторы более высокого уровня абстракции.

Чтобы создать нейронную сеть, надо определить, какую модель необходимо создать, т. е. какие параметры будут входными независимыми предикторами,

а какие – выходными зависимыми откликами. Далее необходимо определить количество входных нейронов, скрытых слоев, количество нейронов в каждом скрытом слое, количество выходных нейронов, задать активационную функцию для каждого нейрона и веса каждого соединения. Кроме весов каждого соединения необходимо определить дополнительные связи, задающие свободные члены.

Веса определяются во время обучения сети. Обучение нейронной сети – это задача минимизации. Вводится критерий качества (сумма квадратов ошибок по всем наблюдениям). Основная задача – свести этот критерий к минимуму. Скорректировать – это значит стартовать сетью со случайными значениями параметров и потом провести их корректировку. Таким образом, веса должны быть подобраны так, чтобы общая ошибка была минимизирована. Задача обучения нейронной сети – сделать значение критерия качества E (квадратичное отклонение) минимальным:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N e_k^2,$$

где e – ошибка или

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N (y_i - v_i)^2.$$

где y_i – действительное значение отклика, v_i – предсказанное значение отклика.

Метод обучения происходит путем наискорейшего спуска. Согласно методу скорейшего спуска веса изменяются следующим образом

$$w = w_k - \lambda \frac{dE}{dw},$$

где w – вес, λ – параметр обучения. Лучшая тактика – это уменьшать параметр обучения. Его величина определяется величиной градиента, он определяет шаг поиска. Можно проводить регулировку скорости поиска:

$$w = w_k - \lambda \frac{dE}{dw} + \beta (w_t - w_{t-1}),$$

где β – момент (изменяется между 0 и 1), регулирующий скорость поиска.

Для обучения всю выборку желательно разбить на две – обучающую и контрольную. Если в обучающей ошибка уменьшается, то в контрольной – сначала уменьшается, а затем возрастает (она становится обучающей).

Построим нейронную сеть с одним входным слоем, двумя внутренними и одним выходным слоем. Слои обозначаются следующим образом: L – входной слой, A – первый внутренний слой, B – второй, C – выходной слой. В каждом слое будет $m(L)$, $m(A)$, $m(B)$, $m(C)$ нейронов соответственно. Для первого слоя применим индексацию с помощью l , для второго – с помощью i , для третьего – с помощью j , для выходного – k .

Перед обучением в необученной сети во время т. н. инициализации сети веса берем равные случайным числам. Желательно веса брать достаточно малыми. Во время обучения возможен вариант изменения нейронной сети каждый раз после эксперимента с нейроном входной последовательности. Согласно другому методу изменения весов происходят в конце каждой эпохи.

Пусть ω – вес какого-либо соединения. Этот вес меняется в ходе обучения сети. Начальное значение веса обозначается $\omega(0)$, значение веса после n -го шага

обучения, т. е. после эксперимента с n -м элементом входной последовательности обозначается $\omega(n)$. Таким образом, входной последовательности наблюдений соответствует последовательность значений каждого веса.

Обозначим $\omega_{li}^{LA}(n)$ – вес соединения l -го нейрона входного слоя L и i -го нейрона слоя A после n -го шага обучения; $\omega_{ij}^{AB}(n)$ – вес соединения i -го нейрона входного слоя A и j -го нейрона слоя B после n -го шага обучения; $\omega_{jk}^{BC}(n)$ – вес соединения j -го нейрона входного слоя B и k -го нейрона слоя C после n -го шага обучения. Согласно пороговым значениям

$$\omega_{li}^{LA}(n) = \omega_{ij}^{AB}(n) = \omega_{jk}^{BC}(n) = -1.$$

Обозначим $y_i^A(n), i = 1, 2, \dots, m(A)$, $y_j^B(n), j = 1, 2, \dots, m(B)$, $y_k^C(n), k = 1, 2, \dots, m(C)$ – выходные значения соответствующих нейронов. Выходные значения $y_i^A(n)$ и $y_j^B(n)$ являются в то же время входными значениями нейронов следующих слоев B и C соответственно. Для внешнего слоя выходные значения совпадают с выходными значениями всей нейронной сети, на входе которой находится вектор $X(n)$.

В каждом нейроне проводится суммирование входных значений с соответствующими весами. При этом линейные комбинации для слоев A , B и C соответственно считаются как

$$v_i^A = \sum_{l=0}^{m(L)} \omega_{li}^{LA}(n) \cdot x_l(n);$$

$$v_j^B = \sum_{i=0}^{m(A)} \omega_{ij}^{AB}(n) \cdot y_i^A(n);$$

$$v_k^C = \sum_{j=0}^{m(B)} \omega_{jk}^{BC}(n) \cdot y_j^B(n).$$

Перед выходом из нейрона линейная комбинация преобразуется с помощью активационной функции. Для упрощения построим нейронную сеть, во всех нейронах слоя которой используется одна и та же активационная функция $\varphi_A(t)$. Для выходных значений нейронов имеем

$$y_i(n) = \varphi_A(v_i(n)), i = 1, 2, \dots, m(A);$$

$$y_j(n) = \varphi_B(v_j(n)), j = 1, 2, \dots, m(B);$$

$$y_k(n) = \varphi_C(v_k(n)), k = 1, 2, \dots, m(C).$$

Ошибки нейронной сети определяются следующим образом. На шаге обучения номер n на вход нейронной сети подается наблюдение $X(n)$, на выходе получаются значения $y(n) = (y_1(n), y_2(n), \dots, y_{m(C)}(n))$, а должны получиться значения $o(n) = (o_1(n), o_2(n), \dots, o_{m(C)}(n))$. Несовпадения $o(n)$ и $y(n)$ означают, что на шаге n нейронная сеть сделала ошибку $e(n) = o(n) - y(n)$. Крите-

рием качества выступает квадратичное отклонение $E(n) = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{m(C)} e_k^2(n)$. Это ошибка для одного наблюдения. Средняя ошибка для всех наблюдений за одну эпоху считается с помощью среднеквадратического отклонения $\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{\tau(N+1)} E(n)$, где τ – номер эпохи.

Метод обратного распространения заключается в минимизации среднеквадратического отклонения методом скорейшего спуска. Для нейронной сети градиенты будут искажаться с помощью дифференцирования по весам.

В целях уменьшения ошибки $E(n)$ необходимо скорректировать веса входов нейрона $\omega_{jk}^{BC}(n), j = 1, 2, \dots, m(B)$. В методе скорейшего спуска используют следующую формулу для изменения весов:

$$\omega_{jk}^{BC}(n+1) = \omega_{jk}^{BC}(n) - \gamma \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)}.$$

Формула включает в себя производную сложной функции. В результате получаем

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_k^C(n)} \cdot \frac{\partial y_k^C(n)}{\partial v_k^C(n)} \cdot \frac{\partial v_k^C(n)}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)}$$

Так как

$$\begin{aligned} \frac{\partial v_k(n)}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)} &= \frac{\partial}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)} \sum_{j=0}^{m(B)} \omega_{jk}^{BC}(n) \cdot y_j(n) = y_k(n); \\ \frac{\partial v_k^C(n)}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)} &= \frac{\partial}{\partial \omega_{jk}^{BC}(n)} \sum_{j=0}^{m(B)} \omega_{jk}^{BC}(n) \cdot y_j^B(n) = y_k^B(n); \\ \frac{\partial y_k^C(n)}{\partial v_k^C(n)} &= \frac{\partial}{\partial v_k^C(n)} \varphi_C(v_k^C(n)) = \varphi'_C(v_k^C(n)), \end{aligned}$$

то

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_k^C(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial e_k(n)} \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_k^C(n)} = e_k(n) \cdot (-1).$$

В итоге изменение весов нейронов внешнего слоя происходит согласно уравнению

$$\begin{aligned} \omega_{jk}^{BC}(n+1) &= \omega_{jk}^{BC}(n) - \gamma \cdot y_k(n) \cdot \varphi'_C(v_k(n)) \cdot e_k(n) \cdot (-1) = \\ &= \omega_{jk}^{BC}(n) + \gamma \cdot e_k(n) \cdot y_j^B(n) \cdot \varphi'_C(v_k^C(n)). \end{aligned}$$

Производная для вычисления изменения весов нейронов внутреннего слоя получается как

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ij}^{AB}(n)} = \frac{\partial E(n)}{\partial y_j(n)} \cdot \frac{\partial y_j(n)}{\partial v_j(n)} \cdot \frac{\partial v_j(n)}{\partial \omega_{ij}^{AB}(n)}$$

Поскольку

$$\frac{\partial v_j^B(n)}{\partial \omega_{ij}^{AB}(n)} = \frac{\partial \sum_i \omega_{ij}^{AB}(n) \cdot y_i^B(n)}{\partial \omega_{ij}^{AB}(n)} = y_i^B(n);$$

$$\frac{\partial y_j^B(n)}{\partial v_j^B(n)} = \frac{\partial}{\partial v_j^B(n)} \varphi_B(v_j^B(n)) = \varphi'_B(v_j^B(n));$$

то

$$\frac{\partial E(n)}{\partial y_j^B(n)} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_k e_k^2(n) \right)}{\partial y_j^B(n)} = \sum_k e_k(n) \cdot \frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j^B(n)};$$

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial y_j(n)} = \frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k^C(n)} \cdot \frac{\partial v_k^C(n)}{\partial y_j^B(n)};$$

$$\frac{\partial e_k(n)}{\partial v_k^C(n)} = \frac{\partial (o_k(n) - y_k(n))}{\partial v_k^C(n)} = -\frac{\partial y_k^C(n)}{\partial v_k^C(n)} = -\frac{\partial \varphi_C(v_k^C(n))}{v_k^C(n)} = -\varphi'_C(v_k^C(n)),$$

$$\frac{\partial v_k^C(n)}{\partial y_j^B(n)} = \frac{\partial (\sum_j \omega_{jk}^{BC}(n) \cdot y_j^B(n))}{\partial y_j^B(n)} = \omega_{jk}^{BC}(n),$$

$$\frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ij}^{AB}(n)} = -\sum_k \left(e_k(n) \cdot \omega_{jk}^{BC}(n) \cdot \varphi'_C(v_k^C(n)) \right) \cdot \varphi'_B(v_j^B(n)) \cdot y_i^B(n).$$

В итоге изменение весов для внутренних слоев нейронов происходит согласно

$$\omega_{ij}^{AB}(n+1) = \omega_{ij}^{AB}(n) - \gamma \frac{\partial E(n)}{\partial \omega_{ij}^{AB}(n)}.$$

Построим математическую модель оценки влияния различных факторов на геометрические параметры гофра при его формообразовании на осесимметричной трубной заготовке. Технологический процесс гофрообразования рассмотрим как «черный ящик» с несколькими входами и выходом. Входы соответствуют выбранным параметрам заготовки (разнотолщинность, радиус заготовки, длина волны гофра, радиус гофра, предел текучести при сдвиге, предел текучести при растяжении; отношение радиусов цилиндрической части и гофра; отношение толщины заготовки к радиусу гофра), а выход – осевая осадка и внутреннее давление. Компьютерное моделирование и эксперименты и полученные в ходе обработки новой технологии параметры позволили использовать автоматическую процедуру построения нейросетевой модели [6].

Основой для построения модели являются:

- сбор и обработка информации результатов экспериментов в виде таблиц;
- построение нейросетевой модели для оценки значимости входных параметров;
- создание электронной технологической карты формообразования гофров осесимметричных трубчатых заготовок.

Обучение и тестирование нейронной сети прямого распространения с сигмоидальной функцией активации осуществляли с помощью пакета прикладных программ. Первый слой нейронов представляет собой исходную информацию для разработки технологического процесса гофрообразования, где каждый нейрон распределяет сигнал к нейронам следующих слоев с определенными весами, и в результате получается на выходе значение, равное взвешенной сумме входных

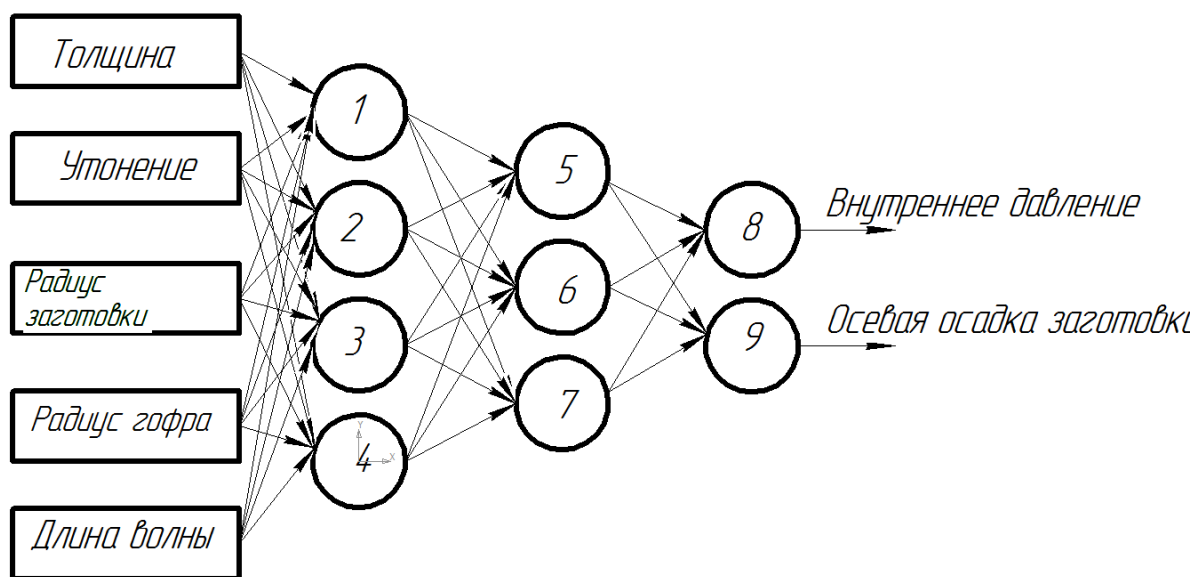
значений сигналов нейронов. Многослойный персептрон с прямой передачей сигнала и нелинейной функции активации обучается по алгоритму обратного распространения ошибки, т. е. распространение сигналов ошибки осуществляется от выходов нейронной сети к ее входам – противоположно распространению сигналов в обычном режиме работы.

Для уточнения энергосиловых параметров осесимметричной деформации были проведены 216 опытов для различных образцов. Из полученных данных составлена таблица, на основе которой построена трехслойная нейронная сеть.

После обучения сети при необходимости ее упрощают, проводят ее тестирование и прогнозирование. При этом из данных формируем тестовую выборку, состоящую из пар «вход» – «требуемый выход». Во входном слое имеем семь входных образов ($t, h, R_1, R_2, \delta t, R_1/R_2, t/R_1$), в выходном – два (P и S).

Таким образом, с помощью искусственной нейронной сети (ИНС) можно определить значимость входов и выяснить наиболее весомую величину, которая оказывает наибольшее влияние на процесс гофрообразования. Поэтому в качестве входов были определены следующие параметры: t – толщина заготовки; h – длина волны гофра; R_1 – наружный радиус заготовки; R_2 – радиус гофра; R_1/R_2 – отношение радиусов заготовки и гофра; t/R_1 – отношение толщины заготовки к ее радиусу.

После обучения наилучший результат показала двухслойная ИНС с архитектурой 5-(4-3)-2, показанная на рисунке. Выходным параметром будут внутреннее давление и осевая осадка.



ИНС с архитектурой 5-(4-3)-2

В построенной ИНС значимость входов определена посредством исключения незначимых (малозначимых) входов. Следовательно, значимыми параметрами технологического процесса гофрообразования осесимметричных заготовок при совмещении с ее редуцированием, влияющими на величину осевой осадки заготовки и величину внутреннего давления, являются: h/R_1 – отношение толщины заготовки к ее радиусу; R_2 – радиус гофра; h – длина волны гофра.

Качество построенной модели оценивается с помощью средней ошибки аппроксимации – 6,7%.

Выводы

1. При анализе потери устойчивости для параметров недостаточно провести линейный регрессионный анализ, лучше всего для этого подходит создание и обучение нейронных сетей.
2. С помощью искусственной нейронной сети (ИНС) можно определить значимость входов и выяснить наиболее весомую величину, которая оказывает наибольшее влияние на процесс гофрообразования.
3. Двухслойная нейронная сеть типа персептрон после глубокого обучения способна определить рациональные параметры технологического процесса на основе исходных данных о заготовке и требуемых параметрах детали.

Список литературы

1. Надежность и эксплуатационная технологичность летательных аппаратов [Текст] / Н. Н. Смирнов, А. А. Ицкович, Ю. М. Чинючин, В. С. Космынин. – М.: Моск. ин-т инж. гражд. авиации, 1989. – 168 с.
2. Тарасов, Ю. Л. Надежность элементов конструкций летательных аппаратов [Текст] : учеб. пособие для вузов / Ю. Л. Тарасов, Э. И. Миноранский, В. М. Дуплякин. – М.: Машиностроение, 1992. – 223 с.
3. Непершин, Р. И. Пластическая потеря устойчивости при осевом сжатии трубы [Текст] / Р.И. Непершин // Авиационная и ракетно-космическая техника. – 2011. – Вып. №3(27). – С. 329-336.
4. Хайкин, Саймон. Нейронные сети: полный курс, [Текст] / Саймон Хайкин. – 2-е изд., испр. : пер. с англ. – М.: 000 "И.Д. Вильямс", 2006. – 1104 с.
5. Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика [Текст] / В. В. Круглов, В. В. Борисов. – 2-е изд., стереотип. – М.: Горячая линия – Телеком, 2002. – 382 с.
6. Оссовский, С. Нейронные сети для обработки и информатизации [Текст] / С.Оссовский: пер. с польск. И. Д. Руденского. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 344 с.

Поступила в редакцию 19.09.2017

Регресійний аналіз зв'язку параметрів процесу гофроутворення трубних заготовок

Отримано дані комп'ютерної симуляції процесу гофроутворення, що базується на проведенні чисельного моделювання різних видів втрати стійкості з урахуванням пластичного деформування заготовки. До результатів моделювання застосовано методи регресійного аналізу, що дозволяють на базі початкової геометрії трубної заготовки та параметрів гофра, що потрібні, одержати раціональні параметри внутрішнього тиску та осьової осадки. Показано, що для цього доцільно використовувати двошарову нейронну мережу типу персептрона.

Ключевые слова: гофроутворення, моделювання, раціональні параметри, нейронна мережа, регресійний аналіз.

Regression Analysis of the Parameters Relations for the Corrugation Formation of the Tubular Blanks

The results of the computer simulation of the corrugation formation are obtained. This simulation is based on modelling of different types of buckling with taking into account plastic deformation of the blank. The methods of regression analysis are applied for such result that allow to find rational parameters of the inner pressure and axial upsetting on the basis of initial geometry of tubular blank and corrugation required. It is shown that it is advisable to apply two layer neural network of perceptron type.

Key words: corrugation formation, modeling, nonlinearity, rational parameters I, neural network, regression analysis.

Сведения об авторах:

Борисевич Владимир Владимирович – к.т.н., доцент каф. технологии производства летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», г. Харьков, Украина.

Абухабел Мохамед Абубакер –аспирант третьего года обучения каф. технологии производства летательных аппаратов, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «Харьковский авиационный институт», г. Харьков, Украина.