

УДК 675.017:519.6:004

**ПОДГОТОВКА ДАННЫХ ДЛЯ
ПОСТРОЕНИЯ НЕЙРОСЕТЕВЫХ
МОДЕЛЕЙ ПРИ МАЛОМ КОЛИЧЕСТВЕ
ЭКСПЕРИМЕНТОВ**Соколовский Алексей Ратмирович
к. т. н., доцентСоколовская Ирина Юрьевна
к. т. н., доцент
*Новосибирский технологический институт
Московского государственного университета
дизайна и технологии, Россия*

В статье представлена методика статистического моделирования данных для обучения нейронных сетей с целью прогнозирования прочностных свойств волокнисто-пористых биокomпозитов. Методика апробирована на примерах данных экспериментальных исследований прочности хромовых кож из бычины и эластичных кож

Ключевые слова: ОБУЧЕНИЕ НЕЙРОННОЙ
СЕТИ, СТАТИСТИЧЕСКИЙ МЕТОД,
ЧИСЛЕННЫЙ ЭКСПЕРИМЕНТ, ПРОЧНОСТЬ

UDC 675.017:519.6:004

**DATA MINING FOR CONSTRUCTION
MODELS OF NEURAL NETWORKS UNDER
LIMITED NUMBER OF EXPERIMENTS**Sokolovsky Aleksey Ratmirovich
Cand.Tech.Sci., assistant professorSokolovskaya Irina Yrevna
Cand.Tech.Sci., assistant professor
*Novosibirsk Technological Institute, a branch of
Moscow State University Design and Technology,
Novosibirsk, Russia*

The approach of statistical modeling of data for neural networks training in order to predict strength characteristics for fiber-porous biocomposites is presented. This approach was attested on the examples of test data of the toughness for box-calf and elastic leather

Keywords: NEURAL NETWORKS TRAINING,
STATISTICAL METHOD, NUMERICAL
EXPERIMENT, TOUGHNESS

Одной из основных проблем при создании нейросетевых моделей для анализа экспериментальных данных и дальнейшего использования при прогнозировании является количество данных, необходимое для обучения и тестирования сети. Малое число примеров может вызвать "переобученность" сети [1-3], когда она хорошо функционирует на примерах обучающей выборки, но плохо – на тестовых примерах, подчиненных тому же статистическому распределению. Считается [4,5], что число наблюдений должно быть в десять раз больше числа связей в сети.

При построении нейронных сетевых моделей для прогнозирования прочностных свойств материалов часто сталкиваются с проблемой недостаточности обучающей выборки [6,7]. Если задача получения большего количества данных при пассивном эксперименте связана в основном с временными затратами, то при активном эксперименте – это еще и большие материальные расходы.

Физико-механические свойства материалов имеют четкую вероятностную природу, начиная с атомно-молекулярного уровня и заканчивая уровнем элемента конструкции. Свойства материала оказываются не только различными в разных точках одного и того же элемента конструкции, но они являются различными и при испытании образцов в лабораторных условиях [8,9]. Для волокнисто-пористых биокomпозитов это объясняется наличием неконтролируемых флуктуаций химического состава материала, его композиционной структурой, случайными изменениями параметров технологических процессов и их неустойчивостью. В силу особенностей структуры ориентация пучков коллагеновых волокон носит случайный характер [6], поэтому отмечают преимущественную ориентацию волокон в одном из направлений (в чепрачной части – вдоль хребтовой линии), что на макро-уровне приводит к проявлению анизотропных свойств. В результате такие физико-механические характеристики, как предел прочности, относительное удлинение при разрыве, неупругая деформация приобретают ярко выраженный стохастический характер.

На предприятиях производства кожи и меха лабораторией технического контроля осуществляется инструментальный контроль физико-механических свойств кожаной ткани выборочно по партии, которые комплектуются по виду исходного сырья и другим параметрам. Прочностные свойства определяются в среднем при разрыве образцов в продольном и поперечном направлении хребтовой линии (сопротивление разрыву, сопротивление разрыву по лицу, предельные удлинения) [10] из стандартных участков кож, взятых случайным образом из партии. Количество данных, полученных за несколько лет измерений обычно достаточно для построения нейросетевой модели, но, так как в плоскости листа материал проявляет ортотропные свойства, для построения поверхности прочности необходимы дополнительные данные по

прочностным показателям, как минимум, в направлении 45^0 к хребтовой линии кож [11,12].

На основании вышеизложенного стоит задача дополнения экспериментальных данных за счет статистического моделирования.

При моделировании экспериментальных данных, отражающих макро-неоднородности материала, необходимо исходить из того, что причиной их рассеяния могут являться два фактора: свойства материала (неоднородность, вариации химического состава) и методики испытаний (погрешность изготовления образцов и измерений деформаций или приложенной нагрузки и т.д.). Таким образом, предполагаем, что предельные состояния образцов являются аддитивными составляющими двух случайных функций:

$$\sigma_p = \sigma_1 + \sigma_2, \quad (1)$$

где $M[\sigma_2] = 0$ и $\sigma_1 \ll \sigma_2$ ($M[\bullet]$ – оператор математического ожидания).

В связи с этим σ_2 может рассматриваться как шум, порождающийся второй группой факторов и наложенный на случайную функцию σ_1 , отражающую стабильные случайные свойства материала. Так как роль σ_2 сводится к созданию незначительных флуктуаций около каждой из реализаций σ_1 , то при создании статистической модели данных σ_2 в явном виде может быть опущена.

При построении стохастической модели данных по предельным напряжениям и предельным деформациям волокнисто-пористого биокompозита необходимо:

- иметь экспериментальные данные по предельным напряжениям и предельным деформациям в направлениях: преимущественной ориентации пучков коллагеновых волокон, под углом 90^0 и 45^0 к этому направлению;
- установить вид законов распределения случайных значений

модели;

- установить корреляционную зависимость между предельным напряжениями и (или) предельным деформациям в направлении преимущественной ориентации пучков коллагеновых волокон и ориентированных под углом 90^0 и 45^0 к этому направлению.

Предположим, что величины: σ_{11}^p – предел прочности при нагружении в направлении преимущественной ориентации волокон; σ_{22}^p – предел прочности при нагружении в направлении 90^0 к преимущественной ориентации волокон; σ_{12}^p – предел прочности при нагружении в направлении 45^0 к преимущественной ориентации волокон имеют случайный характер. В тоже время их значения связаны между собой регрессионной зависимостью.

Обозначая через $F(X)$ любую из перечисленных величин, можем записать [13]:

$$F(X) = M[X] + S[X] \cdot n, \quad (2)$$

где n – нормированная случайная величина, $M[n] = 0$, $M[n^2] = 1$,

$M[\bullet]$ и $S[\bullet]$ – соответственно операторы математического ожидания и среднеквадратического отклонения ($S = \sqrt{D}$, $D[\bullet]$ – оператор дисперсии). Преобразуем (2) к виду

$$F(X) = M(X) \cdot \left(1 + \frac{S(X)}{M(X)} \cdot n \right). \quad (3)$$

Очевидно, что при

$$\frac{S(X)}{M(X)} = const \quad (4)$$

соотношение (3) преобразуется к виду

$$F(X) = m \cdot M[X], \quad M[m] = 1, \quad (5)$$

$$\text{где } m = 1 + \frac{S(X)}{M(X)} \cdot n.$$

Определяя коэффициенты эмпирической линейной регрессии σ_{22}^p (σ_{12}^p) на σ_{11}^p [14]:

$$\sigma_{22}^p(\sigma_{11}^p) = \bar{\sigma}_{22}^p + b_{21} \cdot (\sigma_{11}^p - \bar{\sigma}_{11}^p), \quad (6)$$

$$\sigma_{12}^p(\sigma_{11}^p) = \bar{\sigma}_{12}^p + b_{31} \cdot (\sigma_{11}^p - \bar{\sigma}_{11}^p), \quad (7)$$

где $\bar{\sigma}_{22}^p$ и $\bar{\sigma}_{11}^p$, $\bar{\sigma}_{12}^p$ – средние выборочные σ_{22}^p и σ_{11}^p и σ_{12}^p ;

$$b_{21} = r(\sigma_{22}^p, \sigma_{11}^p) \cdot \frac{S(\sigma_{22}^p)}{S(\sigma_{11}^p)}, \quad b_{31} = r(\sigma_{12}^p, \sigma_{11}^p) \cdot \frac{S(\sigma_{12}^p)}{S(\sigma_{11}^p)},$$

$r(\sigma_{22}^p, \sigma_{11}^p)$ и $r(\sigma_{12}^p, \sigma_{11}^p)$ – коэффициенты корреляции,

получим зависимость этих величин от значений предельных напряжений в направлении преимущественной ориентации волокон. Из (6) учетом (5) получаем модельные значения для обучения нейронной сети. Вместо линейной зависимости в (6) и (7) может быть использована и нелинейная корреляционная зависимость.

Алгоритм моделирования статистических данных состоит в следующем. На основании данных экспериментов проверяется гипотеза корреляционной зависимости данных и определяется уравнение регрессии. С учетом функциональной зависимости в средних значениях, соотношения (4) и генерации случайных величин n (5), распределенных по нормальному закону, получаем набор данных.

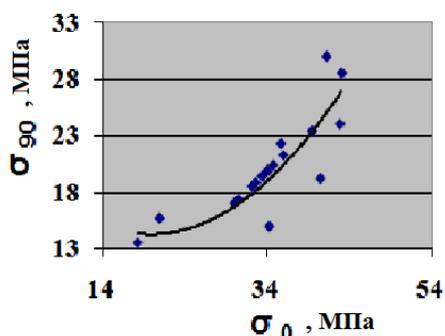
Экспериментальная проверка условия (4) и моделирования статистических данных была выполнена на основании экспериментальных данных по определению предела прочности бычины хромового дубления и эластичных кож. Данные получены на ЗАО «КОРС», отбор производился по отдельным козам, взятых случайным образом по три из партии. Из каждой кожи отбиралось по три образца направлением ориентации вдоль,

поперек и под углом 45⁰ к хребтовой линии, усредненные значения по образцам использовались при дальнейшей обработке и моделировании.

В таблице 1 представлены данные по корреляции значений предельных напряжений для различных кож (рисунки 1, 2).

Таблица 1 Значение коэффициентов корреляции

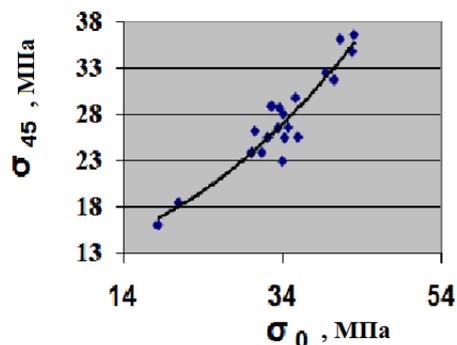
Материал			σ_{11}^p	σ_{12}^p	σ_{22}^p
бычина	σ_0	σ_{11}^p	1	0,977	0,775
	σ_{45}	σ_{12}^p	0,977	1	-
	σ_{90}	σ_{22}^p	0,775	-	1
эластичные кожи	σ_0	σ_{11}^p	1	0,823	0,543
	σ_{45}	σ_{12}^p	0,823	1	-
	σ_{90}	σ_{22}^p	0,543	-	1
полукожник	σ_0	σ_{11}^p	1	0,995	0,947
	σ_{45}	σ_{12}^p	0,995	1	-
	σ_{90}	σ_{22}^p	0,947	-	1



$$\sigma_{90} = 0.0236 \sigma_0^2 - 0.9404 \sigma_0 + 23.689$$

$$R^2 = 0.6913$$

а)



$$\sigma_{45} = 0.013 \sigma_0^2 - 0.0358 \sigma_0 + 13.087$$

$$R^2 = 0.8889$$

б)

Рисунок 1 Регрессионные зависимости значений предельных напряжений для бычины: а) σ_0 и σ_{90} – предельные напряжения соответственно вдоль и поперек хребтовой линии, МПа; б) σ_0 и σ_{45} – предельные напряжения соответственно вдоль и под 45⁰ к хребтовой линии, МПа

Как видно из таблицы значения коррелированы между собой, что позволяет найти функциональные зависимости в средних значениях.

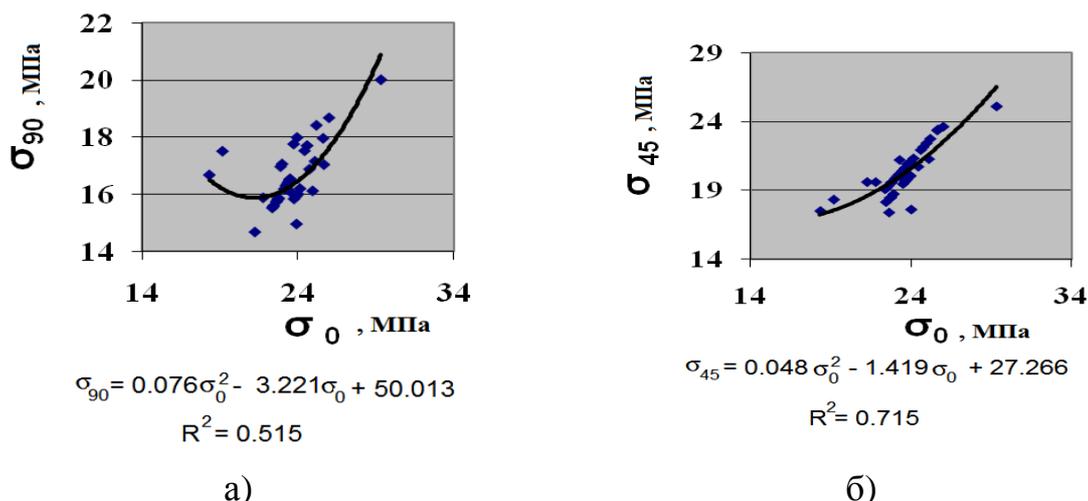


Рисунок 2 Регрессионные зависимости значений предельных напряжений для эластичных кож: а) σ_0 и σ_{90} – предельные напряжения соответственно вдоль и поперек хребтовой линии, МПа; б) σ_0 и σ_{45} – предельные напряжения соответственно вдоль и под 45° к хребтовой линии, МПа

На рисунках 3 и 4 представлены полигоны и функции нормального распределения для значений предельных напряжений образцов.

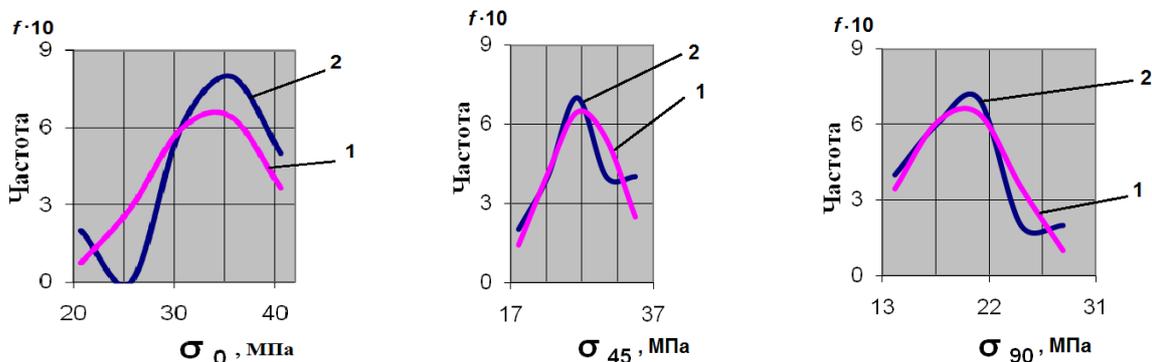


Рисунок 3. Функции нормального распределения 1 и полигоны 2 для предельных напряжений бычины: σ_0, σ_{90} и σ_{45} – предельные напряжения соответственно вдоль, поперек и под 45° к хребтовой линии, МПа.

Проверка по критерию Пирсона χ^2 [13] (Таблица 2) подтвердила высокую степень согласованности статистических и теоретических распределений.

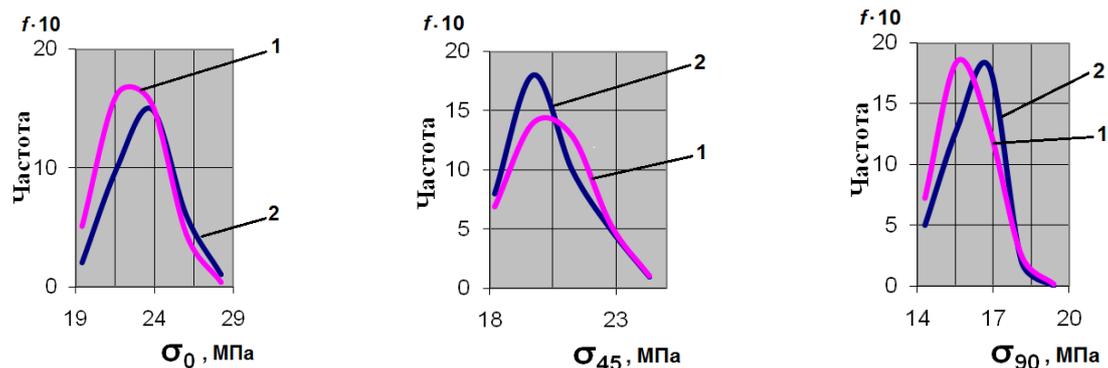


Рисунок 4 Функции нормального распределения 1 и полигоны 2 для предельных напряжений эластичных кож: σ_0, σ_{90} и σ_{45} – предельные напряжения соответственно вдоль, поперек и под 45° к хребтовой линии, МПа

В соответствии с полученными значениями критерия Пирсона гипотезу о выбранных законах распределения можно считать правдоподобной.

Таблица 2. Значения величин критерия Пирсона C^2

Материал	Направление	Расчетное значение C^2	Критическое значение C^2
Бычина	вдоль хребтовой линии	5,944	5,991
	поперек хребтовой линии	1,836	5,991
	под 45° к хребтовой линии	1,570	5,991
Эластичные кожи	вдоль хребтовой линии	5,801	5,991
	поперек хребтовой линии	4,52	5,991
	под 45° к хребтовой линии	1,982	5,991
Полукожник	вдоль хребтовой линии	5,801	5,991
	поперек хребтовой линии	4,52	5,991
	под 45° к хребтовой линии	1,982	5,991

Таким образом, разработанная методика моделирования статистических данных позволяет дополнить результаты экспериментов до необходимого количества для построения нейронной сети.

Список литературы

1. Хайкин, Саймон Нейронные сети: полный курс /Саймон Хайкин. — М.: «Вильямс», 2006. -1104 с.
2. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: Методология и технологии современного анализа данных /Под. ред. В.П. Боровикова. 2-е изд., перераб. и доп. –М.: Горячая линия-Телеком, 2008. -392 с..

3. Джейн Анил, К. Введение в искусственные нейронные сети./ Джейн Анил К., Мао Жианчанг, К.М. Моиддин // Открытые системы - 1997 - №4. - с. 3-24
4. Горбань, А.Н. Обучение нейронных сетей. -М.: Изд. СССР-США СП "ParaGraph", 1990. 160 с. (English Translation: AMSE Transaction, Scientific Siberian, A, 1993, Vol. 6. Neurocomputing, pp.1-134).
5. Горбань, А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере.// А.Н.Горбань, Д.А. Россиев. -Новосибирск: Наука, 1996. 276 с.
6. Соколовский А.Р. Прогнозирование прочности волокнисто-пористых биокomпозитов с использованием нейронных сетей (монография) / А.Р. Соколовский – М.: МГУДТ. 2010. 92 с. ISBN 978-5-87055-121-0
7. Мунасипов С.Е. Построение поверхности прочности анизотропного пористо-волокнистого биокomпозита с применением нейронных сетей //С.Е. Мунасипов, А.Р. Соколовский, И.Ю. Соколовская / Динамика систем, механизмов и машин. Материалы VII Международной научно-технической конференции –Омск: ОмГТУ, 2009. –Кн. 2. с.384
8. Ломакин, В.А. Статистические задачи механики твердых деформируемых тел. / В.А. Ломакин М.: Наука. 1970. 139 с.
9. Самарин, Ю.П. О применении стохастических уравнений в теории ползучести материалов // Изв. АН СССР. МТТ, 1974. №1. С. 88-94.
10. ГОСТ 938.11-69 Кожа. Метод испытания на растяжение.. -М.: Издательство стандартов. 10 с.
11. Соколовский А.Р. Исследование анизотропии прочностных свойств кож для низа обуви и кожгалантерейных изделий. // А.Р. Соколовский, А.С. Железняков /Обувь: Маркетинг конструирование технология, материалы. Межвузовский сборник научных трудов. -М: МГАЛП, 1999. с.71-74
12. Соколовский А.Р. Влияние технологических операций на прочность волокнисто-пористого биокomпозита / А.Р. Соколовский // Научный журнал КубГАУ [Электронный ресурс]. – Краснодар: КубГАУ, 2010. – №61(09). – Режим доступа: <http://ej.kubagro.ru/2010/07/pdf/07.pdf>
13. Вентцель, Е.С. Теория вероятностей. М.: Наука. 1969. 576 с.
14. Корн, Г.Справочник по математике для научных работников и инженеров / Г. Корн, Т. Корн – М: Наука. - 1984. - 831 с.