

# Математические методы исследования

УДК 519.24

## ДВУХУРОВНЕВАЯ МОДЕЛЬ ВЫБОРА СОСТАВА ПОКРЫТИЯ СВАРОЧНЫХ ЭЛЕКТРОДОВ

© В. И. Аверченков, М. Г. Шарапов, В. К. Гулаков, К. В. Гулаков<sup>1</sup>*Статья поступила 3 марта 2014 г.*

Рассмотрены проблемы моделирования многофакторных зависимостей на основе экспериментальных данных с применением методов когнитивного моделирования. Предложена методика построения регрессионной модели зависимости прочностных характеристик сварного соединения от состава покрытия электрода на основе нейросетевого подхода. Представлены результаты нейросетевого моделирования функции ударной вязкости.

**Ключевые слова:** когнитивное моделирование; искусственные нейронные сети; сварочные материалы; аппроксимация нейронными сетями; нейросетевое моделирование.

Существующие подходы к моделированию процессов и обработке экспериментальных данных традиционно опираются на регрессионный анализ данных. Задача аппроксимации, или регрессионного анализа данных, является типичной обратной задачей воссоздания причин по их следствиям. Как и большинство обратных задач, она относится к типу плохо определенных (некорректных), т.е. можно подобрать множество регрессионных моделей, удовлетворяющих заданным критериям.

Сложность моделирования заключается в том, что рассматриваемый класс задач представляет собой моделирование многопараметрической многофакторной зависимости, знания о которой содержатся только в имеющемся наборе измеренных значений независимых переменных (параметров) и соответствующих им зависимых переменных (факторов или признаков). При анализе многомерных данных будем считать, что каждый признак является случайной величиной. Тогда данные типа «объект-признак» размерности  $n \times n$ , в которых признаки  $X_j, j = 1, \dots, p$ , являются случайными величинами, будем представлять в виде  $p$ -мерной случайной векторной переменной  $X$ . Существует много задач, в которых для обработки экспериментальных данных используются различные подходы к аппроксимации функций характеристик объекта исследования в зависимости от заданных параметров.

В качестве одного из приложений рассмотрим задачу о выборе состава покрытия сварочных электродов. Целью решения этой задачи является повышение прочности и качества сварного соединения, что в об-

щем случае следует рассматривать как сложную взаимозависимость различных факторов. Разработка нового или совершенствование существующего сварочного материала представляет собой трудоемкий процесс, включающий изготовление большого количества экспериментальных серий, в каждой из которых имеются до десяти и более опытных марок. Далее по стандартной схеме осуществляются сварка проб наплавленного металла и сварных соединений, разрезка и изготовление типовых и специальных образцов. Работы завершаются испытаниями и исследованиями образцов по стандартным или специально разработанным программам. Во избежание влияния на результаты исследований случайных факторов, таких как сварочные дефекты, обычно пробы после сварки проходят контроль, в том числе ультразвуковой, гамма- или рентгенографический. Все эти работы в совокупности отличаются не только большой трудоемкостью, но и длительностью. Так, в ЦНИИ КМ «Прометей» разработка новой марки сварочных электродов, даже при наличии определенного задела, обычно занимает от 3 до 5 лет. Сокращение сроков и повышение качества результатов можно достичь, используя методы математического моделирования [5].

Ввиду сложности рассматриваемой задачи решение ее делили на два уровня. На первом уровне интеллектуального анализа используется когнитивная модель, на втором — нейросетевая. Можно перечислить пять основных проблем интеллектуального анализа данных.

1. Получение из этих данных знаний и нахождение на их базе закономерностей. Для эффективных анализа технологического процесса и управления качеством сварочного производства необходимо опреде-

<sup>1</sup> Брянский государственный технический университет, г. Брянск, Россия; e-mail: kts@tu-bryansk.ru



Рис. 1. Схема процедуры построения двухуровневой модели

лить, какие параметры должны быть включены в план анализа, выявить факторы, которые оказывают существенное влияние на ход процесса. При этом количество измеряемых параметров может превосходить число измерений, что приводит к ситуации малой выборки.

2. Формулировка целевых критериев, поскольку известно много фактов значительного расхождения диагностических оценок разных специалистов, даже принадлежащих одной научной школе.

3. Наличие данных, содержащих погрешности и шумы, учет которых повлечет ошибки при нахождении закономерностей в экспериментальных результатах.

4. Получение данных путем проведения трудоемких и растянутых во времени экспериментов. За это время возникает целый ряд субъективных и объективных причин появления пропуска в данных.

5. Наличие одинаковых внешних проявлений при различных внутренних механизмах, что приводит к существенной неоднородности классов данных, которая формируется на основании заданных внешних критериев.

Анализ указанных проблем позволяет сделать вывод о том, что при интеллектуальном анализе экспериментальных данных необходимо определить их структуру, выявить интересующие эксперта закономерности, позволяющие корректировать процесс производства. Под структурой данных понимают группы «схожих» по параметрам объектов. Для каждой такой группы эксперт может предложить соответствующий технологический режим или скорректировать текущий, что позволит управлять качеством результата [10].

Таким образом, рассматривается некоторый класс задач, связанный с моделированием и анализом закономерностей в экспериментальных данных. Эти задачи имеют ряд общих признаков. Во-первых, исход-

ными данными для анализа служат результаты экспериментов, отражающие стохастический процесс. Во-вторых, данные имеют многомерную структуру:  $n$  зависимых параметров и  $m$  измеряемых. В-третьих, данные могут быть неоднородными и содержать пробелы. В некоторых случаях требуется решение не только прямой задачи, такой как отыскание зависимости свойств произведенного изделия от параметров производства, но и обратной, в которой моделируется зависимость параметров производственного процесса от свойств изделия.

Построение когнитивной модели является первым этапом решения задачи, цель которого — систематизация знаний о факторах, влияющих на результат, а также определение влияния регрессионной модели, строящейся на следующем этапе.

С учетом вышеизложенного предлагается методика повышения качества сварного соединения на основе двухуровневой модели, включающей когнитивный и нейросетевой подходы. Первый уровень (или первый этап) включает разработку когнитивной модели рассматриваемой системы в целом, что позволяет выявить важнейшие факторы, управление которыми даст эффективный результат. На втором уровне проводится моделирование некоторых факторов с помощью нейросетевых методов на основе имеющихся экспериментальных данных.

Обобщенная схема процедуры построения двухуровневой модели представлена на рис. 1. Эту процедуру можно разделить на пять основных этапов. На первом из них проводится сбор информации о предметной области, а также формулируются цели и задачи моделирования. Информация об исследуемом процессе содержит как описательную часть, так и статистические данные либо данные экспериментальных исследований. На втором этапе собранная информация структурируется и строится когнитивная модель. Процесс построения когнитивной карты, позволяющий дополнительно структурировать и систематизировать полученные знания о системе, включает определение списка рассматриваемых факторов, взаимозависимостей между этими факторами, моделирование развития ситуации. В рамках третьего этапа в результате анализа когнитивной карты необходимо определить наиболее значимые факторы, требующие дополнительного специального моделирования, с целью влияния на систему в целом. При этом следует учитывать возможность моделирования выбранных объектов или процессов нейросетевыми методами. На четвертом этапе проводится построение нейросетевой модели, включающее подэтапы: сбор экспериментальных данных об исследуемом объекте, подготовку, очистку и нормирование данных, определение типа и архитектуры используемой нейросети, построение, обучение нейросети, проверку корректности модели на тестовых данных. На заключительном пятом этапе оптимизируются параметры модели, что является по-

иском оптимального решения. Применяются методы оптимизации с целью нахождения значений параметров модели, обеспечивающих максимальное влияние рассматриваемого фактора когнитивной карты на результат. При необходимости строится нейросетевая модель для обратной задачи, применяемой для тонкого управления системой.

Когнитивное моделирование является одним из классов имитационного моделирования, в основе которого лежат построение и исследование когнитивной карты ситуации [7]. Для этих целей используется аппарат знаковых, взвешенных знаковых и функциональных знаковых графов. Он позволяет работать с данными как качественного, так и количественного типов.

Когнитивное моделирование используется при работе с слабоструктурированными (слабоформализованными) системами, может использоваться в тех областях, где никогда не делались попытки провести моделирование [8]. В таких системах невозможен традиционный эконометрический подход к анализу процессов для выработки комплексных (т.е. затрагивающих различные аспекты исследуемой системы) решений.

В данной работе исследовалась проблема повышения качества сварочной продукции. В результате анализа были выявлены следующие факторы, влияющие на процесс производства сварочной продукции:

- 1) процент брака;
- 2) качество свариваемого материала;
- 3) качество сварочного материала;
- 4) сварщики;
- 5) аттестация и сертификация;
- 6) сварочное оборудование;
- 7) технология сборки сварки;
- 8) нормативная документация;
- 9) проектная документация;
- 10) контроль качества (ОТК);
- 11) средняя заработная плата (ЗП);
- 12) квалификация инженерно-технических работников (ИТР);
- 13) заказчик;
- 14) общетехнический уровень сварочного производства;
- 15) стоимость производства одной тонны продукции;
- 16) объем производства в единицу времени.

Составлена когнитивная карта (рис. 2), на которой представлены все рассматриваемые факторы. Карта представляет собой оргграф, в котором ребра отражают взаимное влияние этих факторов. Пунктирные линии обозначают отрицательное влияние, сплошные — положительное.

Определено взаимовлияние факторов и построена когнитивная модель процесса. Анализируя полученную модель, можно заключить, что наибольшее влияние на модель оказывает фактор «Средняя ЗП», на втором месте — «Аттестация и сертификация». Самы-

ми подверженными влиянию со стороны модели являются факторы «Процент брака» и «Стоимость производства 1 т продукции». Никак не влияет на модель фактор «Стоимость производства 1 т продукции». Существуют также факторы (5, 8, 11, 13, 14), на которые никак не влияет модель. Изменить уровень таких факторов можно только воздействием извне. Расчеты проводились с применением системы поддержки принятия решений на основе когнитивного моделирования «ИГЛА» [1].

На втором уровне рассматривается проблема качества сварочных материалов. Моделируется зависимость прочностных характеристик металла шва от состава покрытия электрода на основе экспериментальных данных. Основные этапы процесса нейросетевого моделирования представлены на рис. 3. Предлагается использовать нейросеть с прямым распространением сигнала и обратным распространением ошибки [9]. Для решения рассматриваемой задачи с применением искусственной нейронной сети следует прежде всего спроектировать структуру сети, адекватную поставленной задаче. Это предполагает выбор количества слоев сети и нейронов в каждом слое, а также определение необходимых связей между слоями.

Подбор количества нейронов во входном слое обусловлен размерностью входного вектора  $X$ . Подобная ситуация и с выходным слоем, в котором количество нейронов принимается равным размерности ожидаемого вектора. Серьезной проблемой при использовании нейросети типа «многослойный персептрон» остается подбор количества скрытых (внутренних) слоев и числа нейронов в каждом из них. Так, слишком большое число нейронов может привести к эффекту гиперразмерности сети и плохому качеству фильтрации помех (эффект «проклятия размерности»), а слишком малое — к грубой аппроксимации зависимости. Задача определения оптимального числа нейронов является сложной при алгоритмизации с целью полностью автоматического построения и обучения аппроксиматора [4]. Частично решить эту проблему можно применением методов наращивания и редукции искусственной нейронной сети [6]. Альтернативным методом решения данной проблемы является применение нейросетей радиального базиса, где определение числа нейронов в скрытом слое является частью алгоритма обучения нейросети. Однако сети радиального базиса в сравнении с многослойными персептронами требуют больше обучающих примеров для корректного обучения. Другим недостатком таких сетей является то, что при росте числа нейронов скрытого слоя нейросеть может начать воспринимать погрешности, содержащиеся в данных, как часть сигнала.

В задаче о выборе состава покрытия электродов целью является поиск этого состава (а именно, определение содержания  $CaO$ ,  $MgO$ ,  $TiO_2$ ,  $CaF_2$ ), который обеспечивает необходимые характеристики сварного

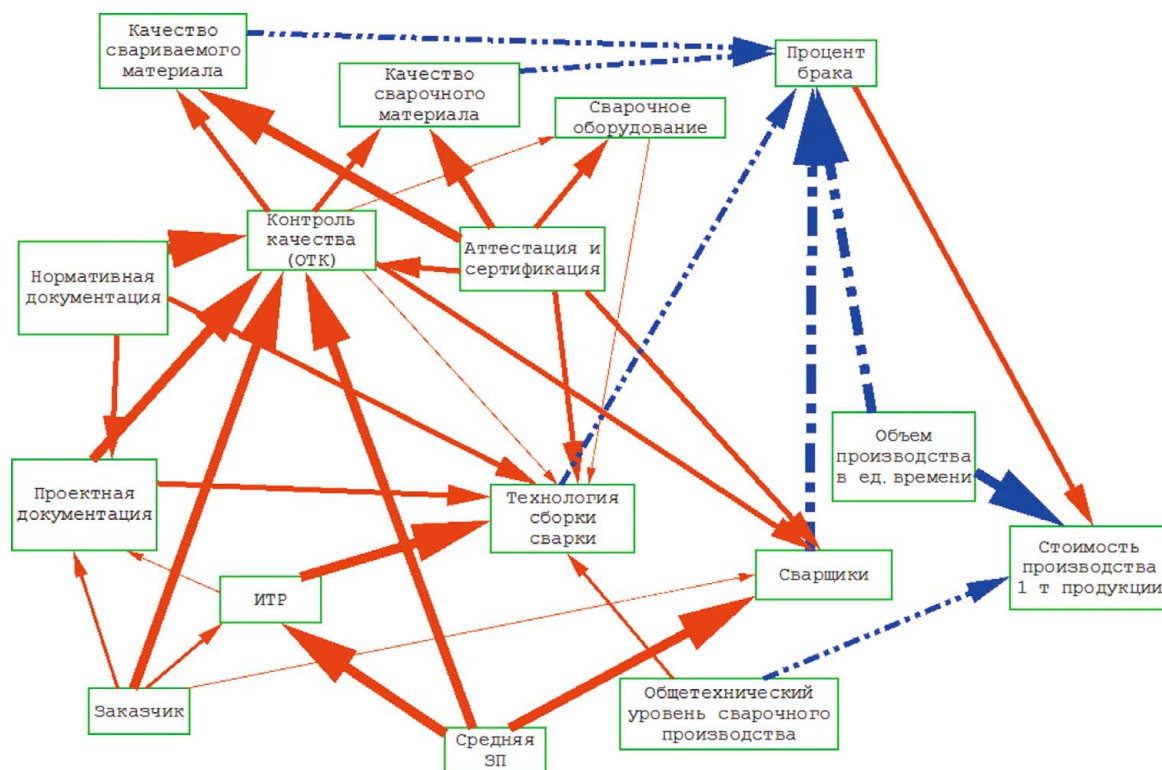


Рис. 2. Когнитивная карта процесса производства сварочной продукции



Рис. 3. Этапы процесса нейросетевого моделирования

шва. Рассматриваются следующие характеристики шва:  $P$  — ударная вязкость, Дж/см<sup>2</sup>;  $Q$  — удельная энергия разрушения, Дж/см<sup>2</sup>;  $R$  — удельная энергия зарождения трещины, Дж/см<sup>2</sup>;  $S$  — удельная энергия распространения трещины, Дж/см<sup>3</sup>. Эти свойства зависят от состава покрытия электродов, а также от температуры образца сварного шва [5]:

$$f(\mathbf{X}, T) = [P, Q, R, S],$$

где  $\mathbf{X}$  — вектор состава покрытия электрода, в котором каждый элемент  $x_i$  — процентное содержание некоторого вещества в составе покрытия;  $T$  — температура;  $P, Q, R, S$  образуют вектор характеристик сварного шва.

Первая часть решения задачи сводится к отысканию регрессионной модели  $f(\mathbf{X}, T)$  на основе анализа экспериментальных данных.

Построена нейросетевая модель на основе многослойного персептрона, которая для заданных состава покрытия электрода и температуры определяет прочностные характеристики металла шва. Максимальная ошибка модели составила около 2%. Посредством полученной модели рассчитано оптимальное содержание легирующих элементов в составе покрытия электрода (30% CaO + MgO, 10% TiO<sub>2</sub>, 20% CaF<sub>2</sub>), которое обеспечивает ударную вязкость  $P = 244$  Дж/см<sup>2</sup>, удельную энергию разрушения  $R = 162$  Дж/см<sup>2</sup>, удельную энергию зарождения трещины  $Q = 65$  Дж/см<sup>2</sup>, удельную энергию распространения трещины  $S = 97$  Дж/см<sup>2</sup> при температуре  $T = +20$  °C. Построенная нейросетевая модель позволяет определить для заданных состава покрытия электрода и температуры прочностные характеристики сварного шва —  $P, Q, R, S$ .

При решении задачи поиска оптимального состава покрытия электрода целью является определение процентного содержания легирующих компонентов, обеспечивающего максимальные показатели прочностных характеристик металла шва. Такая задача рассматривалась в работе [3], однако не производилась оптимизация целевой функции.

Существуют различные методы многокритериальной оптимизации функции многих переменных. Рассматриваются методы прямого поиска оптимума функций многих переменных. Такие методы оперируют только значениями функции. Все они обладают различными достоинствами и недостатками, и выбор типа свертки в задаче многокритериальной оптимизации

ции является важным этапом, от которого зависит сама возможность нахождения оптимального решения. Для решения задачи о выборе оптимального состава покрытия электрода был выбран метод равномерной оптимизации, в котором производится линейная свертка в условиях приоритета критериев

$$F(\mathbf{X}) = \sum_{i=1}^n \lambda_i f_i(x) \rightarrow \max,$$

где  $F(\mathbf{X})$  — целевая функция,  $f_i(x)$  — прочностные характеристики металла шва;  $\lambda_i$  — коэффициент нормирования [2].

Получены параметры целевой функции: состав покрытия электрода и соответствующие им расчетные значения прочностных характеристик металла шва при различных температурах. Оптимальным составом покрытия электрода, обеспечивающим максимальные значения прочностных характеристик металла шва, можно считать следующий: 5 %  $\text{TiO}_2$ ; 25 %  $\text{CaF}_2$ ; 30 %  $\text{CaO} + \text{MgO}$ .

Разработана программная система нейросетевого моделирования прочностных характеристик металла шва. На рис. 4 представлен фрагмент интерфейса сис-

темы. В показанном диалоге производится симуляция обученной нейросети для решения задачи о выборе состава покрытия электрода. Пользователь указывает состав покрытия электрода, а также температуру и по нажатию кнопки «расчет» на выходах получает прогнозные показатели прочностных характеристик металла шва.

График аппроксимируемой функции ударной вязкости  $P$ , реализованный нейросетью «многослойный

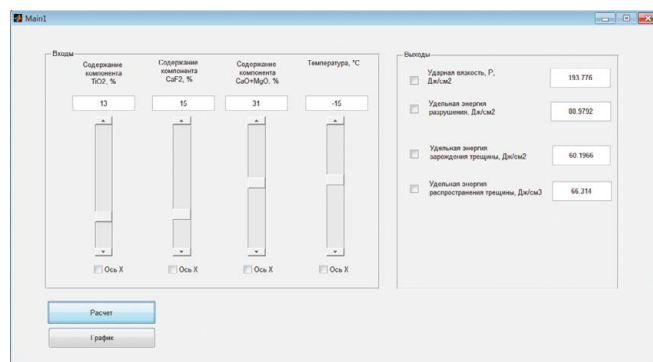


Рис. 4. Фрагмент интерфейса программной системы

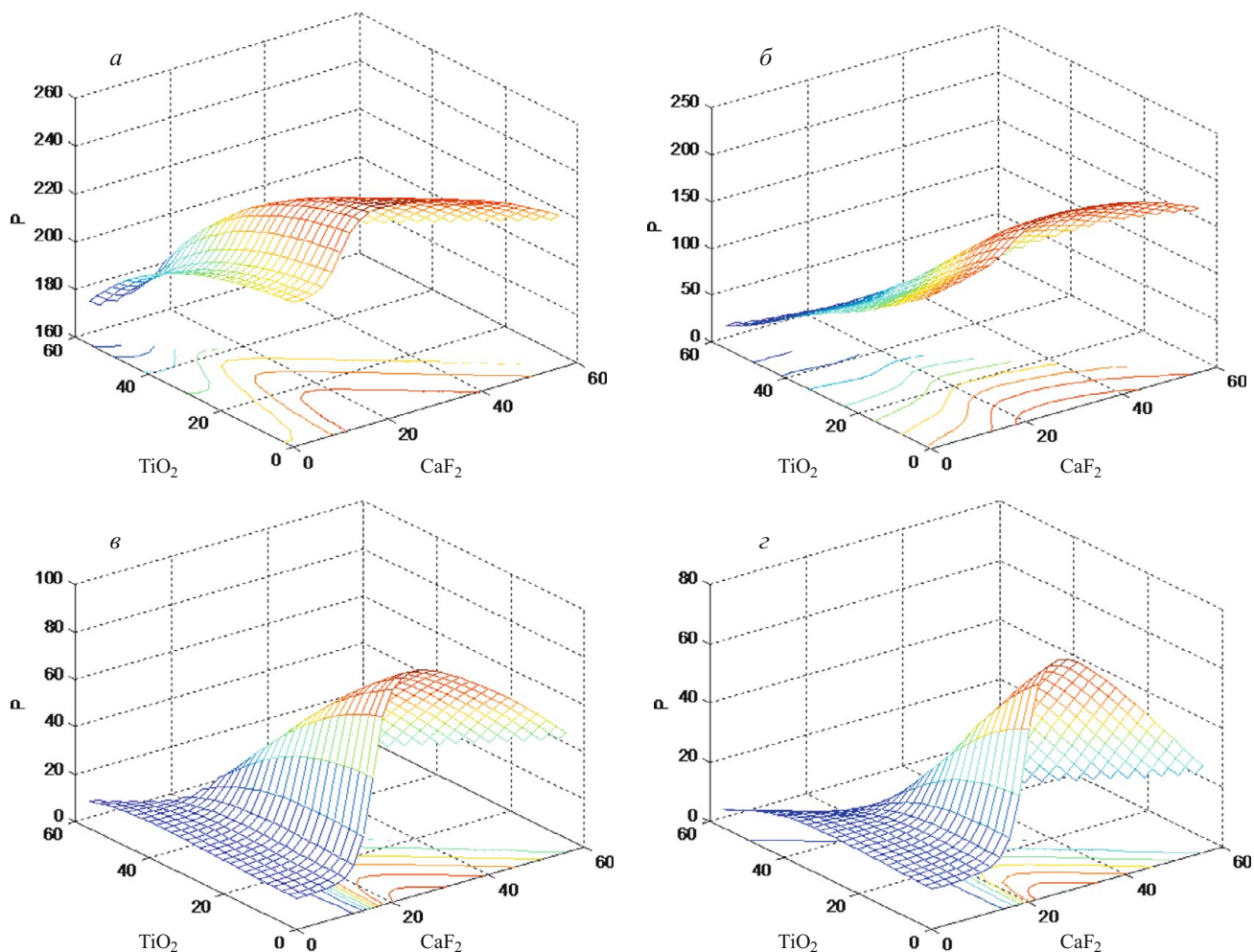


Рис. 5. Графики функции ударной вязкости: а – г — температура равна +20, –20, –40, –60 °С соответственно

перцептрон» с одним скрытым слоем и восемью нейронами в нем, представлен на рис. 5.

Классический подход к решению задач рассматриваемого класса сопряжен с рядом трудностей. Это и выбор базисных кривых, и необходимость оптимизировать функцию погрешности, что требует применения методов оптимизации для многомерных функций. Задачу минимизации функций погрешности сводят либо к задаче решения системы линейных уравнений, либо к задаче линейного программирования, что значительно сложнее. При нелинейной аппроксимации решается система нелинейных уравнений, что требует сложных вычислительных процедур. При этом трудности определения коэффициентов аппроксимируемой функции нескольких аргументов многократно увеличиваются. Если экспериментальные данные отражают стохастический процесс, требуется привлечение дополнительного инструментария теории вероятности. В этом случае аппроксимирующая функция становится регрессионной моделью, а задача ее формирования относится к классу задач регрессионного анализа.

В аппарате математической статистики существуют методы построения линейных и нелинейных регрессионных зависимостей. Нелинейные зависимости с точки зрения теории планирования эксперимента строятся главным образом на основе полиномов второй степени. Более сложные нелинейные регрессионные модели строят с использованием линеаризующих преобразований. В этом случае появляются дополнительные трудности с подбором экспертом подходящих функций для замены, а также приходится минимизировать сумму квадратов отклонений для преобразованных переменных, а не исходных, что не одно и то же. При работе с многомерными данными вычислительная сложность алгоритмов возрастает многократно.

Обработка многомерных данных, включающая задачи классификации, создания новой структуры признакового пространства и их интерпретации, хранения, передачи по каналам связи, представляет определенные трудности. Решение этих задач значительно упрощается, если подвергнуть сжатию размерность признакового пространства. Такое сжатие возможно, поскольку в большинстве случаев признаки взаимосвязаны (коррелированы) и, следовательно, данные избыточны с точки зрения информации. Эта избыточность полностью определяется корреляционной матрицей исходных переменных  $X$ . Однако подобное

сжатие всегда ведет к потере некоторой информации, что является существенным недостатком классических методов обработки многомерных данных.

В ряде задач использование нейросетей как универсальных аппроксиматоров для построения регрессионных моделей является менее трудоемким и значительно более универсальным методом. Так, применение нейросетей для построения регрессионных моделей сложных нелинейных зависимостей может рассматриваться как хорошая альтернатива классическим методам регрессионного анализа. Однако при этом данный подход имеет и недостаток, который заключается в том, что нейросетевая модель не дает аналитической записи регрессионной модели. В целом нейросети открывают ряд качественно новых возможностей, особенно в отношении создания регрессионных моделей, наиболее полно учитывающих реальные свойства системы, в том числе нелинейность, а также обеспечения быстродействия для получения конечного результата.

## ЛИТЕРАТУРА

1. **Гулаков В. К., Лагереv Д. Г., Подвесовский А. Г.** Система поддержки принятия решений на основе когнитивного моделирования «ИГЛА» / Программные продукты и системы. 2007. № 3. С. 103 – 104.
2. **Рыков А. С.** Системный анализ. Модели и методы принятия решений и поисковой оптимизации. — М.: Издательский Дом МИСиС, 2009. — 608 с.
3. **Юркинский С. В.** Разработка низколегированных электродов, обеспечивающих высокую хладостойкость сварных соединений корпусных конструкций из сталей типа АБ: дис. ... канд. техн. наук. — М., 2009. 179 с.
4. **Гулаков К. В.** Выбор архитектуры нейронной сети для решения задач аппроксимации и регрессионного анализа экспериментальных данных / Вестник БГТУ. 2013. № 2. С. 95 – 105.
5. **Юркинский С. В., Шарапов М. Г., Гежа В. В., Бишков Р. В.** Улучшение качества электродов типа 48ХН / Вопросы материаловедения. 2000. № 3. С. 97 – 101.
6. **Осовский С.** Нейронные сети для обработки информации. — М: Финансы и статистика, 2002. С. 344.
7. **Силов В. Б.** Принятие стратегических решений в нечеткой обстановке. — М: ИНПРО-РЕС, 1995. С. 228.
8. **Максимов В. А.** Когнитивные технологии — от незнания к пониманию (Когнитивный анализ и управление развитием ситуаций). Материалы 1-й Международной конференции в 3-х томах. Т. 1. — М.: ИПУ РАН, 2001.
9. **Хайкин С.** Нейронные сети: полный курс. 2-е издание. — М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. С. 1104.
10. **Орлов А. И.** Теория принятия решений. — М.: Экзамен, 2006. — 575 с.