

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ПРИ ОБРАБОТКЕ СИГНАЛОВ МНОГОКАНАЛЬНЫХ ПИРОМЕТРОВ

А.Б. Ионов, Б.П. Ионов, Н.С. Чернышева, Е.В. Плоткин

Работа посвящена применению нейронных сетей при обработке данных в многоканальных пирометрах с целью устранения влияния спектрального коэффициента излучения на показания при бесконтактном измерении температуры. Рассматриваются вопросы выбора оптимальной структуры нейронной сети и алгоритма обучения. Применение данного подхода позволяет снизить погрешность измерения температуры в 5-10 раз по сравнению с классическими пирометрами.

Ключевые слова: температура, пирометр, спектр, тепловой контроль, нейронная сеть.

Введение

На текущий момент пирометрия занимает одно из ключевых мест в неразрушающем контроле. Связанные с ней методы успешно применяются в различных отраслях: промышленности, медицине, строительстве, энергетике и т.д. [1]. Тем не менее, на показания пирометров существенное влияние оказывают внешние факторы, главным из которых является коэффициент излучения поверхности объекта контроля. Это является основной проблемой бесконтактного измерения температуры [2].

Перспективным направлением преодоления данной проблемы является использование в составе пирометра нескольких приемников излучения с разными спектральными характеристиками. За счет этого обеспечивается необходимая избыточность информации, позволяющая компенсировать влияние ряда внешних факторов [3,4].

Для корректного преобразования сигналов с нескольких чувствительных элементов требуется использовать специальные алгоритмы обработки данных [5]. В настоящее время в литературе неизвестен универсальный алгоритм, подходящий для решения данной задачи. Один из перспективных подходов, который рассматривается в данной работе далее, связан с применением теории искусственных нейронных сетей [6].

Постановка задачи

Многоканальная пирометрия наиболее востребована при проведении теплового контроля металлов, в том числе, в процессе обработки. Для данного направления характерен диапазон температур 500-2000°C. В качестве объекта контроля в настоящей работе рассматривается сталь. В зависимости от степени окисления под воздействием внешних факторов у стального листа существенным образом меняется вид функции спек-

трального коэффициента излучения (рисунок 1) [2,7]. В этом случае при использовании классических пирометров (радиационных, цветовых) погрешность измерения может оказаться существенной и превысить 100°C.

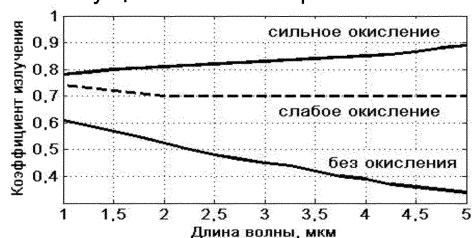


Рисунок 1 – Спектральные характеристики излучательной способности стали разной степени окисления

Для создания информационной избыточности в составе пирометра предлагается использовать 5 узкополосных приемников излучения (с центральными длинами волн – 1,2 мкм; 1,6 мкм; 2,2 мкм; 3,2 мкм; 3,9 мкм). Основной целью данной работы является разработка алгоритма обработки данных многоспектрального пирометра, позволяющего проводить качественные измерения вне зависимости от наличия и толщины оксидной пленки на поверхности объекта (нагретого металла).

Выбор структуры нейронной сети

Выбор структуры нейронной сети является первоочередным вопросом, решаемым при ее построении. Оптимальная структура нейронной сети должна обеспечивать требуемое качество выполнения операций при наиболее простой конфигурации [6]. В рамках настоящей работы исследуются две структуры: стандартная и модернизированная, отличающиеся формой представления исходной информации.

В качестве первого варианта была выбрана одна из наиболее простых структурных схем, содержащая два скрытых слоя по N

нейронов в каждом слое (рисунок 2). Входными данными выступают сигналы пяти узкополосных приемников излучения $D_{1...5}$, а выходными – значение оцениваемой температуры объекта T^* . Применяемая функция активации первого слоя $f_1(x)$ – сигмоидальная, второго $f_2(x)$ и третьего $f_3(x)$ – линейная. Данные функции активации могут быть синтези-

рованы относительно просто, что подтверждается наличием достаточного количества удачных примеров использования подобных сетей [8]. Однако, существенным недостатком такой структуры является ее ограниченная функциональность для конкретного приложения.

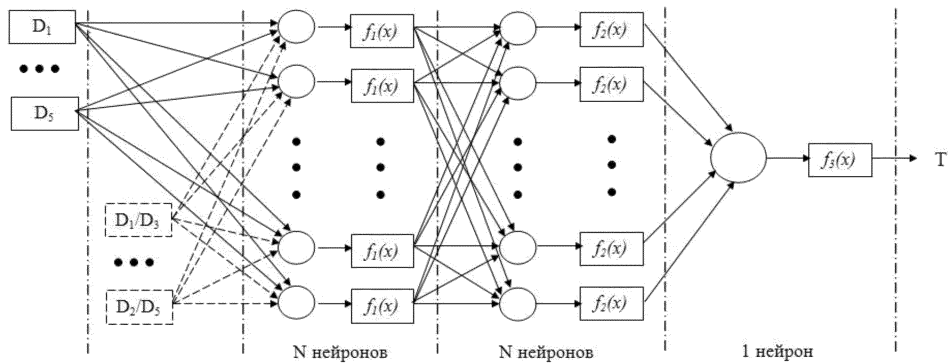


Рисунок 2 – Структурная схема нейронной сети с двумя скрытыми слоями

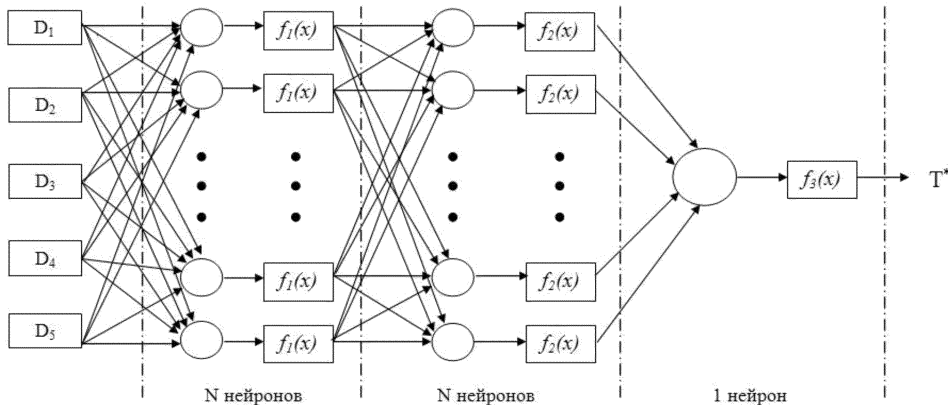


Рисунок 3 – Структурная схема нейронной сети с двумя скрытыми слоями

Предложенная в работе модернизация структуры нейронной сети заключается во введении дополнительного входного вычислительного модуля (слоя), в котором происходит предварительная математическая обработка входных переменных по детерминированному алгоритму. При этом сам модуль не входит в состав собственно нейронной сети, а только позволяет расширить вектор входных сигналов для оптимального решения конкретной задачи. Известно [4], что при построении многоспектральных пирометров с использованием нескольких приемников излучения наиболее распространен принцип вычисления отношений их сигналов с последующим анализом. Стоит отметить, что такой подход имеет как ряд преимуществ, так и ряд недостатков. В соответствии с указанными соображениями структура нейронной сети была дополнена слоем предварительной

обработки в котором формируется пять дополнительных сигналов, полученных путем попарного деления исходных.

Таким образом, на вход основной части нейронной сети параллельно подается десять сигналов. Использование принципа отношения позволяет ввести информацию в нейронную сеть в более удобной для обработки и анализа форме, особенно, если спектральная характеристика излучательной способности объекта близка к равномерной [7].

Для окончательного формирования нейронной сети требуется подобрать оптимальное значение числа нейронов N . Как правило, использование малого значения N , упрощает структуру, но снижает функциональные возможности сети. Применение большого значения N потенциально сводит возможную ошибку аппроксимации к минимуму, однако существенно усложняет процедуру

РАЗДЕЛ 2. ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ И ДАННЫХ

ру обучения нейронной сети и требует повышенных вычислительных затрат [6].

Алгоритм обучения

В качестве алгоритма обучения искусственной нейронной сети мы ориентируемся на использование метода обратного распространения ошибки (алгоритм Левенберга-Марквардта), как наиболее простого с точки зрения реализации. Исходные данные для обучения могут быть получены экспериментально – на основе модели абсолютно черного тела, либо расчетным путем с использованием известных теоретических положений (закона Планка). Поскольку в лабораторных условиях экспериментальным образом сформировать требуемое состояние окисления объекта при заданной температуре невозможно, мы предлагаем использовать известные теоретические сведения о ее характеристике излучательной способности (рисунок 1).

Для рассматриваемых случаев обучающая выборка представляет собой совокупность пяти массивов данных, соответствующих пяти определенным состояниям окисления поверхности объекта (стали). Каждый массив сформирован для диапазона измеряемых температур 500-2000°C с шагом 20°C. Выбор оптимального количества эпох обучения варьируется от конкретной сложности сети (от количества нейронов в слое) и составляет, ориентировочно, 2000-5000. При обучении и последующем исследовании нейронных сетей мы использовали надстройку «Neural Network Toolbox» системы математического моделирования MATLAB.

Результаты моделирования

Первый этап проведенного имитационного моделирования заключался в определении оптимального значения N количества нейронов в слое. На рисунке 4 в сравнении приведены графики зависимости средней ошибки обучения (для всех задаваемых температур объекта и степеней окисления) от числа N для двух исследуемых типов структур. Как следует из анализа этих зависимостей, искусственная нейронная сеть с модифицированной структурой обучается заметно лучше – при одном и том же N соответствующая ошибка оказывается в 5 раз меньше. Это свидетельствует о правильности принятого решения по введению в ее структуру слоя предварительной обработки. При этом, в случае ее использования оптимальное значение N составляет, ориентировочно, 16. Дальнейшее увеличение числа нейронов не-

целесообразно ввиду повышающихся требований к вычислительным ресурсам.

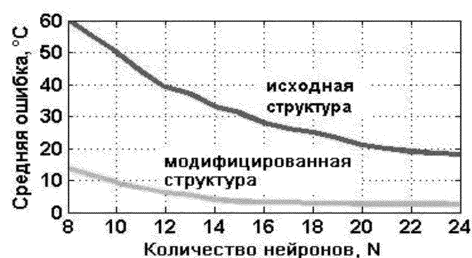


Рисунок 4 – Зависимость ошибки обучения от числа нейронов в слое

Второй этап исследований представлял собой тестирование настроенных нейронных сетей на исходных данных, не входящих в обучающую выборку. Было выбрано три промежуточных значения степени окисления металла – в определенной степени близких к состояниям, приведенным на рисунке 1, но, тем не менее, имеющих характерные отличия. На рисунке 5 продемонстрированы результаты исследования погрешности для нейронной сети с исходной структурой ($N = 20$), на рисунке 6 – с модернизированной структурой ($N = 16$).

В обоих рассматриваемых случаях полученная характеристика погрешности имеет достаточно сложный вид. Однако, хорошо заметно, что при использовании нейронной сети с исходной структурой абсолютное отклонение опорного значения температуры от вычисляемого с ее помощью может достигать 50°C, что для многих практических применений является недопустимым.

Несмотря на использование меньшего числа нейронов N при построении модернизированной сети, качество получаемых на ее основе результатов оказывается заметно выше. В частности, практически во всем диапазоне погрешность оценивания температуры находится в пределах -10...+15°C. При этом свои экстремальные значения она принимает в случаях, когда степень окисления поверхности объекта достаточно велика.

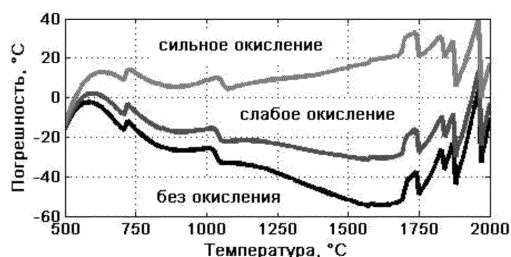


Рисунок 5 – Характеристика погрешности при использовании в составе пирометра нейронной сети исходной структуры

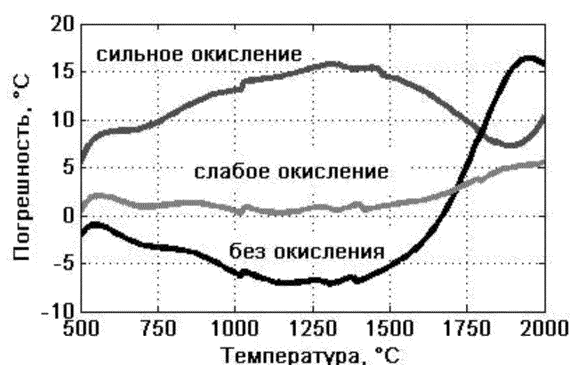


Рисунок 6 – Характеристика погрешности при использовании в составе пирометра нейронной сети с модернизированной структурой

Выводы

1. В данной работе методом имитационного моделирования показано, что искусственные нейронные сети могут быть с успехом использованы для обработки информации в спектральных (многоканальных) пирометрах. Применение описанного подхода позволяет снизить погрешность бесконтактного измерения температуры в 5-10 раз по сравнению с классическими пирометрами частичного излучения.
2. Существенное повышение эффективности применяемой нейронной сети может быть достигнуто путем модернизации ее структуры за счет введения слоя предварительной обработки, осуществляющей преобразование входных сигналов согласно известным положениям спектральной пирометрии.
3. В перспективе использование искусственных нейронных сетей в составе измерительных средств позволит реализовать возможность дообучения сети в конкретных про-

УДК: 004.9

ТЕСТИРОВАНИЕ ФУНКЦИЙ СЧИТЫВАНИЯ ПОКАЗАНИЙ ТЕХНИЧЕСКИХ ИНДИКАТОРОВ

А.С. Бессонов

В статье обсуждаются вопросы тестирования сложных функций обработки и анализа данных, поставляемых в составе готовых к использованию библиотек. Предлагается общая структура тестирующей программы. Описываются функции библиотеки IMAQ Vision, предназначенные для визуального считывания показаний технических индикаторов. Подробно разбирается пример исследования функции распознавания показаний цифрового индикатора.

Ключевые слова: тестирование функций, обработка данных, тестирующая программа, анализ изображений, библиотека функций IMAQ Vision, считывание показаний индикаторов, среда LabVIEW.

Введение

При создании программного обеспечения измерительно-информационных систем (ИИС) довольно часто используются сложные

изводственных условиях, что повысит достоверность измерений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Вавилов, В.П. Инфракрасная термография и тепловой контроль/ В.П. Вавилов. – М.: ИД Спектр, 2009. – 544 с.
2. Госсорг, Ж. Инфракрасная термография. Основы, техника, применение/ Ж. Госсорг. – М.: Мир, 1988. – 416 с.
3. Ионов, А.Б. Повышение достоверности пирометрических измерений на основе априорной информации/ А.Б. Ионов и др. // Ползуновский вестник. – 2012. – №3-2. – С. 77-81.
4. Магунов, А.Н. Спектральная пирометрия/ А.Н. Магунов. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2012. – 248 с.
5. Ионов, А.Б. Разработка алгоритма оценки температуры объекта в спектральной пирометрии/ А.Б. Ионов и др. // Ползуновский вестник. – 2011. – №3-1. – С. 34-37.
6. Круглов, В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика / В.В. Круглов, В.В. Борисов. – М.: Горячая линия-Телеком, 2002. – 382 с.
7. Вольф, У. Справочник по инфракрасной технике/ У. Вольф, Г. Цисис. – Т1. Физика ИК-излучения – М.: Мир, 1995. – 606 с.
8. Рудой, Г.И. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями / Г.И. Рудой // Машинное обучение и анализ данных. – 2011. – Т.1. – №1. – С. 16-39.

Старший преподаватель, к.т.н. **А.Б. Ионов** – antionov@mail.ru; с.н.с., к.т.н. **Б.П. Ионов** – bi-on_rtu@mail.ru; студент **Н.С. Чернышева** – nadejda13.90@mail.ru; магистрант **Е.В. Плоткин** – ega-vp@mail.ru – Омский государственный технический университет, кафедра «Радиотехнические устройства и системы диагностики» (3812)65-25-98.