

УДК 620.17

ПРИМЕНЕНИЕ НЕЙРОСЕТЕВЫХ АЛГОРИТМОВ В ЗАДАЧАХ АВТОМАТИЗАЦИИ КОНТРОЛЯ ОДНОРОДНОСТИ ПОВЕРХНОСТНОГО СЛОЯ ДЕТАЛЕЙ ПОДШИПНИКОВ

Егоров А.А.

ГОУ ВПО «Саратовский государственный технический университет», г. Саратов
Тел.+7(845-2)-79-77-01 E-mail: gor303@rambler.ru

Аннотация. Предлагается применение самоорганизующихся карт Кохонена для распознавания характера неоднородностей поверхностного слоя деталей подшипников в автоматизированных системах вихретоковой дефектоскопии.

Ключевые слова: распознавание, неоднородность, подшипник, вихретоковая дефектоскопия, автоматизированная система

Постановка задачи

Автоматизация мониторинга и измерения показателей качества продукции является важнейшим условием обеспечения высокого уровня качества продукции и способствует снижению издержек любого современного производства. При производстве подшипников в настоящее время для неразрушающего контроля качества однородности поверхностного слоя деталей применяются автоматизированные системы вихретокового контроля[1]. Дальнейшее повышение эффективности мониторинга однородности поверхностного слоя деталей подшипников связано с распознаванием вихретоковых образов неоднородностей (Рис.1). Здесь важно определить не только наличие неоднородности, но и её характер. Задача распознавания образов – одна из ключевых задач искусственного интеллекта, эффективным средством решения которой являются нейронные сети.

Метод решения

Задачу контроля качества деталей подшипников возможно свести к задаче кластеризации, при которой всё множество деталей разделяется на несколько классов («отсутствие неоднородностей», «неоднородности первого типа», «неоднородности второго типа» и т.д.). Одним из эффективных средств кластеризации являются самоорганизующиеся карты (СК) Кохонена (Self-organizing map), представляющие собой одну из разновидностей неуправляемых нейронных сетей, которые позволяют найти закономерности в исходных данных. Применение СК позволит выявить особенности вихретоковых образов определенных дефектов и разделить множество деталей с неоднородностями поверхностного слоя на несколько классов.

Применение СК Кохонена требует наличия большой выборки входных данных, на основе которой будет производиться обучение нейронной сети. Это вызывает необходимость сохранения значительного объема данных вихретоковой дефектоскопии, что ставит перед нами задачу сжатия исходной информации. Эффективное решение данной задачи предлагает вейвлет-анализ. Вейвлет-анализ является одним из перспективных средств анализа данных и хорошо приспособлен для изучения структуры неоднородных процессов[2]. Вейвлет-преобразование позволяет решить одновременно две задачи:

1. очистка исходного сигнала от шума;
2. сжатие исходного сигнала.

При вейвлет-преобразовании производится разложение сигнала по базису вейвлетов. Сигнал $S(t)$ представляется в виде совокупности последовательных приближений аппроксимирующей $A_m(t)$ и детализирующих $D_j(t)$ составляющих

$$S(t) = A_m(t) + \sum_{j=1}^m D_j(t) \quad (1)$$

с последующим их уточнением итерационным методом. Каждый шаг уточнения соответствует определенному масштабу a^m (уровню m) разложения и синтеза сигнала. На каждом уровне преобразование рассчитывается путем вычисления свертки сигнала в каждой его точке с вейвлет-фильтром. В дискретном случае вейвлет-фильтр задается перечислением коэффициентов в точках дискретизации. При преобразовании обычно используется два дополняющих друг друга фильтра – низких и высоких частот.

В качестве инструмента вейвлет-преобразования в рассматриваемой задаче были использованы вейвлеты Добеши, которые представляют собой ортонормированные вейвлеты с компактным носителем на бесконечной вещественной оси [3]. Результат свертки – вектор-столбец, содержащий более гладкий сигнал (т.е. аппроксимация исходного сигнала), который в два раза короче исходного, и набор детализирующих составляющих.

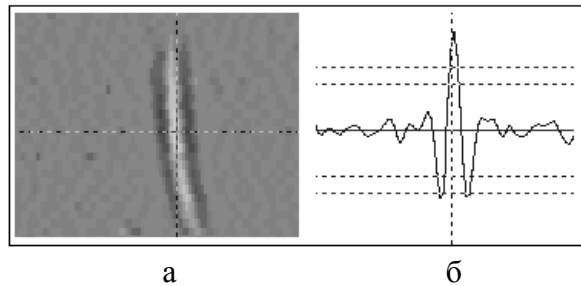


Рис. 1 Вихретоковый образ трещины (а), соответствующий сигнал с вихретокового преобразователя (б)

После нескольких шагов разложения производится пороговая фильтрация детализирующих коэффициентов. При этом происходит обнуление «неинформативных» коэффициентов, что позволяет эффективно реализовать сжатие с потерями, при котором полностью сохраняется нужная нам информация о характере неоднородностей поверхностного слоя. Опытным путем было установлено, что значимыми деталями для нашей задачи являются детали на 5 уровне разложения. Детализирующими коэффициентами на других уровнях разложения можно пренебречь. Это позволяет сжать данные об исходном сигнале в 16 раз. После пороговой фильтрации сигнал вновь восстанавливается с использованием только «информативных» коэффициентов (Рис. 2).

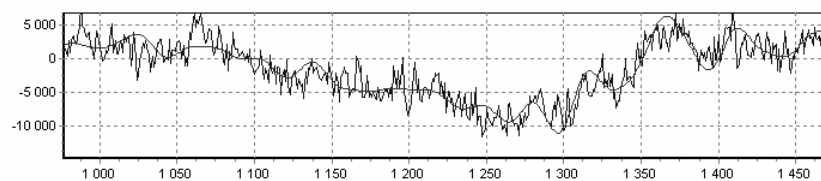


Рис. 2 Пример фильтрации сигнала при помощи вейвлет-преобразования (вейвлет Добеши 5-го порядка, количество уровней разложения – 6, восстановление сигнала произведено с детализирующими коэффициентами 5 уровня разложения)

СК Кохонена являются нейросетевой структурой для автоматической кластеризации (обучение происходит без учителя) многомерных векторов[4]. Данная структура представляет собой двухмерную сетку (четырёхугольную или гексагональную). Сигнал поступает сразу на все нейроны, а веса соответствующих синапсов интерпретируются как координаты положения узла в данной сетке. Выходной сигнал формируется по принципу «победитель забирает всё», т.е. ненулевой выход имеет нейрон ближайший (в смысле весов синапсов) к подаваемому на вход вектору. Обучение состоит из последовательности коррекций весов синапсов. При обучении СК модифицируются веса синапсов не только нейрона-победителя, но и соседних с ним. На каждом шаге обучения из исходного набора данных случайно выбирается один из входных векторов, а затем производится поиск наиболее похожего на него вектора

весовых коэффициентов синапсов. При этом выбирается нейрон-победитель, который наиболее похож на вектор входов. Модификация весовых коэффициентов синапсов производится по формуле

$$w_i(t+1) = w_i(t) + h_{ci}(t) \cdot (x(t) - w(t)), \quad (2)$$

где t – номер эпохи, $x(t)$ – входной сигнал, $h_{ci}(t)$ – функция соседства нейронов, определяющая радиус обучения и скорость обучения. Обучение состоит из двух фаз: на первоначальном этапе выбирается достаточно большое значение скорости обучения и радиуса обучения, что позволяет расположить вектора нейронов в соответствии с распределением примеров в выборке, а затем производится точная подстройка весов, когда значения параметров скорости обучения много меньше начальных. После обучения производится раскраска карты. Карта состоит из нескольких слоев. Каждый слой представляет собой раскраску, порожденную одной из компонент исходных данных. Результатом формирования карты является набор узлов, который можно отобразить в виде двумерной картинки (Рис. 3). При этом каждому узлу карты можно поставить в соответствие участок на рисунке. Кластером будет являться группа нейронов, расстояние между которыми внутри этой группы меньше, чем расстояние до соседних групп.

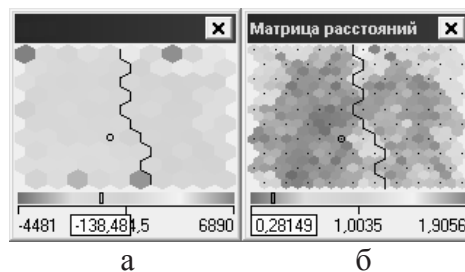


Рис. 3. Одна из поверхностей СК Кохонена (а); матрица расстояний СК Кохонена (б). Линией показано разделение СК на два кластера

Полученные результаты

Для решения рассматриваемой задачи были применены СК размером 10×10 ячеек с гексагональной структурой. Входной сигнал представлял собой вихретоковый образ неоднородностей длиной 30 отсчетов. Предложенная нейронная сеть предназначалась для кластеризации входных сигналов на два класса: «трещины» и «не трещины». Исследование проводилось при помощи программы Deductor Studio Academic 5.1. Обучающая и тестовая выборки включали по 100 вихретоковых образов дефектов. После обучения СК Кохонена смогла правильно определить характер неоднородности в 78 случаях из 100. Остальные 22 случая соответствуют узлам СК, находящимся на границе кластеров. Полученный результат доказывает принципиальную возможность применения СК Кохонена для распознавания дефектов в автоматизированных системах вихретокового контроля.

Литература

1. Игнатъев А.А. Автоматизированная система вихретокового контроля деталей подшипников / А. А. Игнатъев, В. В. Горбунов, С.И. Зайцев, С.А. Игнатъев // Вестник Саратовского государственного технического университета, 2005. № 2 (7). С.114–122.
2. Яковлев. А.Н. Введение в вейвлет-преобразования: Учебное пособие / А.Н. Яковлев // Новосибирск: НГТУ. 2003. 104с.
3. Столинц Э. Вейвлеты в компьютерной графике. Теория и приложения / Э. Столинц, Т. ДеРоуз, Д. Салезин // М: Ижевск, 2002. 271с.
4. Зиновьев А.Ю. Визуализация многомерных данных / А.Ю. Зиновьев // Красноярск: КГТУ. 2000. 168 с.