

УДК 621.396.96

О.О.Дробахин, А.В.Доронин, В.Г.Короткая

ОЦЕНИВАНИЕ ТОЛЩИНЫ ПОДПОВЕРХНОСТНОГО ВОЗДУШНОГО ВКЛЮЧЕНИЯ С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ

Введение. Обнаружение, распознавание и оценивание размеров естественных или искусственных подповерхностных образований радиофизическими методами относится к числу актуальных задач. Такие задачи возникают в геофизике [1], в дефектоскопии изделий из диэлектриков [2]. Классические методы распознавания подповерхностных объектов базируются на применении корреляционного анализа и его модификаций [1]. Корреляционный анализ можно рассматривать как вариант анализа невязки в квадратичной метрике сигналов опознаваемого и эталонного объектов. Возможным подходом является применение согласованной фильтрации [2], которая, по сути, позволяет сформировать корреляционную функцию альтернативным способом. При этом происходит оценивание размеров воздушных включений. Композиционные диэлектрические структуры широко используются в качестве конструкционных материалов в современном машиностроении, а также для создания многослойных антенных обтекателей. Оценка толщины воздушных включений важна для прогноза механических и электромагнитных свойств изделия. Применение электромагнитных волн миллиметрового диапазона обеспечивает бесконтактные измерения и относительно высокую локальность по поперечным координатам. Для получения данных реального эксперимента был использован измерительно-вычислительный комплекс [3], который позволяет получить отсчеты комплексного коэффициента отражения исследуемой структуры в диапазоне 40-50 ГГц.

Развитие нейросетевых технологий [4] делает актуальным вопрос о возможности улучшения по сравнению с корреляционными методами распознавания воздушных включений. Применение искусственной нейронной сети позволяет избежать построения точной математической модели для прямой задачи, если сеть была обучена

для получения интересующих параметров типа толщин по данным реального эксперимента. Любое создание нейронной сети включает синтез сети, обучение и применение к оценке параметров.

Постановка задачи. Цель данной статьи – исследование эффективности оценки толщин подповерхностных воздушных включений посредством применения нейронной сети по сравнению с корреляционным классификатором. В данной статье в качестве исходных данных были взяты результаты реального эксперимента.

Экспериментальные данные и результаты корреляционного опознавания. Физической моделью исследуемой структуры являлась трехслойная структура: диэлектрик – воздух – диэлектрик. Толщина первого слоя составляла 40 мм, второго слоя (слоя воздушной прослойки) изменялась от 0 до 40 мм с шагом 1 мм. Толщина третьего слоя была 38 мм. Относительная диэлектрическая проницаемость материала первого и третьего слоев равнялась 2,6. Измерения проводились в диапазоне частот от 38 до 52 ГГц с шагом 54,9 МГц. Измерения были проведены три раза, таким образом, для каждой толщины воздушного зазора было получено три набора данных результатов измерений.

Экспериментальные данные представляли собой отсчеты комплексного коэффициента отражения на сетке дискретных частот. Наличие такой информации позволило также получить сигналы во временной области, в частности, синтезированный радиоимпульс и огибающую синтезированного радиоимпульса. В данных присутствует отражение от передней грани первого слоя (пик 1), которое доминирует. Для осуществления эффективного распознавания, как корреляционным методом, так и методом, основанном на использовании нейронной сети, необходимо рассматривать сигнал без первого пика, поскольку он дает существенную корреляцию данных для всех структур независимо от свойств воздушного слоя. Проведенные эксперименты показали, что по сравнению с обработкой синтезированного радиоимпульсного сигнала и сигнала в частотной области наиболее достоверные результаты получались при обработке огибающей синтезированного временного сигнала.

В качестве численной меры эффективности распознавания корреляционным методом был использован максимум меры

$$r = \frac{R_{ij}}{\sqrt{R_{ii}R_{jj}}}, \quad (1)$$

где R_{ij} , R_{ii} – взаимнокорреляционная для i -го и j -го значений толщины зазора и автокорреляционная для i -го значения зазора функции. При этом i -ый зазор служит в качестве эталонного, а j -ый изменяется, что соответствует рассмотрению данных при всех значениях зазора. Очевидно, что при совпадении i и j максимум меры r принимает значение, равное 1. В качестве эталонного сигнала была выбрана огибающая для значения толщины воздушного зазора, равного 15 мм. В табл. 1 приведены данные распознавания на основе корреляционной меры для случая рассмотрения результатов другого набора измерений. Максимальные значения меры r наблюдаются для значений толщины воздушного зазора 11 и 12 мм, что ведет к принятию неверного решения.

Таблица 1

Значения меры (1) для эталонного значения $i=15$

Эталонное значение толщины, мм	Максимальное значение r	Эталонное значение толщины, мм	Максимальное значение r	Эталонное значение толщины, мм	Максимальное значение r
1	0.982	15	0.995	29	0.940
2	0.982	16	0.944	30	0.852
3	0.916	17	0.961	31	0.906
4	0.983	18	0.994	32	0.918
5	0.989	19	0.937	33	0.867
6	0.950	20	0.939	34	0.919
7	0.978	21	0.984	35	0.883
8	0.989	22	0.971	36	0.889
9	0.990	23	0.909	37	0.862
10	0.882	24	0.962	38	0.894
11	0.995	25	0.967	39	0.844
12	0.997	26	0.899	40	0.847
13	0.877	27	0.929		
14	0.990	28	0.945		

Особенности построения нейронной сети и результаты опознавания

Для тренировки математической модели нейронной сети использовался лишь один из имеющихся наборов исходных данных, остальные же использовались для проверки качества работы готовой сети. При этом из обучающей выборки были предварительно удалены данные, соответствующие толщинам воздушного зазора 7, 15 и 21 мм.

Было протестировано большое количество различных моделей нейронных сетей с использованием различных алгоритмов

тренировки, большинство из которых не показали хороших результатов. Для наших целей была создана математическая модель 3-х слойной нейронной сети с обратной связью. Первый слой имел 70 нейронов, что определяется числом отсчетов огибающей временного сигнала, предъявляемой для опознания. Третий слой имел 1 нейрон, что соответствует выходному значению толщины воздушного зазора. Первый и второй слои (входной и скрытый) нейронной сети имели сигмоидальную функцию (S – функция) активации слоёв нейронов, третий (выходной) слой – линейную. Этот выбор соответствует указаниям, описанным в [4]. Для выбора числа нейронов в скрытом слое были использованы рекомендации [5], согласно которым число нейронов в скрытом слое L определяется исходя из соотношения:

$$\frac{N}{10} - n - m \leq L \leq \frac{N}{2} - n - m, \quad (2)$$

где N – число элементов обучающей выборки, n – размерность вектора входного сигнала, m – размерность вектора выходного сигнала. Исходя из (2), должно выполняться соотношение $188 \leq L \leq 1224$.

После чего была проведена серия тренировок нейронной сети с различным числом нейронов во внутреннем слое. Следует отметить, что для каждого выбранного числа нейронов во внутреннем слое было создано, по крайней мере, 10 моделей, которым в последствии предъявлялись на опознание проверочные векторы, соответствующие толщинам зазора в 7, 15 и 21мм для всех измерений.

Наилучшие результаты показала модель нейронной сети, имеющая 400 нейронов в скрытом слое, при этом был использован алгоритм масштабируемых сопряженных градиентов. Точность обучения составляла 10^{-4} . Результаты работы этой сети отображены в табл. 2.

Таблица 2

Результаты оценки толщин слоев воздушного включения с использованием нейросетевых технологий

Эталонные значения толщин, мм	Результаты для первого набора данных, мм	Результаты для второго набора данных, мм
7	7,01	6,8
15	14,77	15,2
21	20,75	21,23

Выводы. Несмотря на то, что математическая модель нейронной сети тренировалась на экспериментальных данных только из первого набора и из них были исключены данные для толщин 7, 15 и 21 мм, она показала хорошие результаты оценивания толщин, как для первого, так и для второго наборов экспериментальных данных. При этом нейронная сеть имеет свойства интерполяции результатов оценивания на те значения, по которым не производилось обучение. Это свидетельствует о преимуществе использования нейронных сетей по сравнению с методами корреляционного распознавания.

ЛИТЕРАТУРА

1. Чжань Л.Ч., Моффэт Д.Л., Питерс Л. Определение характеристик подповерхностных радиолокационных объектов // ТИИЭР.– 1979.– № 7. – С. 18-29.
2. Ахметшин А.М., Барташевский Е.Л., Дурнев И.В. К оценке сигналов дефектов на фоне структурных и измерительных шумов в ближней зоне СВЧ контроля: метод согласованной фильтрации // Дефектоскопия. – 1980. –№ 1. – С. 81-85.
3. Alekseev V.V., Drobakhin O.O., Kondrat'yev Ye.V., Saltykov D.Yu. Microwave introscopy using multifrequency measurements and transversal scan // IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine. – 2006, V.21.– N 2, p.24-26.
4. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.–1104 с.
5. Дьяконов В., Круглов В., Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник. – СПб.: Питер, 2001. – 480с.

Получено 21.11.2007 г.