

УДК 621.396: 681.3.07

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

ОБ ОПТИМАЛЬНОЙ СТРУКТУРЕ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ДЛЯ ОЦЕНКИ ТОЛЩИНЫ ПОДПОВЕРХНОСТНОГО ВОЗДУШНОГО СЛОЯ

Введение. Решение задач, связанных с обнаружением, распознаванием и оценением естественных или искусственных подповерхностных включений в слоистых диэлектрических материалах является очень актуальным. Подобная проблематика характерна для таких областей как геофизика и дефектоскопия изделий из диэлектриков. Применение для оценивания параметров подповерхностных воздушных образований методов, основанных на СВЧ измерениях, имеет ряд преимуществ: безынерционность и отсутствие непосредственного контакта. Последнее особенно важно при работе в агрессивной среде и при наличии температурных нагрузок.

Развитие современных технологий в области вычислительной техники открывает возможность повышения качества (точности и скорости обработки данных) оценивания параметров подповерхностных воздушных включений. Одним из средств достижения цели является применение нейросетевых технологий [1].

Анализ публикаций. Классические методы распознавания подповерхностных объектов базируются на применении корреляционного анализа и его модификаций [2]. Такой подход можно рассматривать как вариант анализа невязки в квадратичной метрике сигналов опознаваемого и эталонного объектов. Возможным подходом является применение согласованной фильтрации [3], которая, по сути, позволяет сформировать корреляционную функцию альтернативным способом. При этом происходит оценивание размеров воздушных включений.

В работе [4] по данным реального эксперимента в виде отсчетов комплексного коэффициента отражения на сетке дискретных частот исследуемой структуры с воздушным включением показаны

© Дробахин О.О., Доронин А.В., Короткая В.Г., 2009

преимущества нейросетевых технологий по сравнению с корреляционными методами. Однако в [4] было рассмотрено применение одной из простейших структур – сети с одним скрытым слоем нейронов. Одним из наиболее действенных методов повышения качества функционирования нейронных сетей, а, следовательно, и обеспечения точностных характеристик, является увеличение числа скрытых слоев [1].

Постановка задачи. Цель исследований – выбор оптимальной структуры (числа скрытых слоев и нейронов в них) нейронной сети для обеспечения эффективной оценки параметров подповерхностных воздушных включений.

Описание алгоритма. Анализируемая структура может быть рассмотрена как трехслойная: первый и третий слой соответствуют собственно материалу, а второй слой – слою воздуха. Исследования [4] показали, что отражение от передней грани структуры должно быть устранено из обрабатываемых данных как обеспечивающее значительную корреляцию сигналов отражения от любой структуры, независимо от наличия и параметров воздушного включения. Вследствие этого была выбрана простейшая модель отражения в виде:

$$R = r_0 \cdot e^{-j\omega t_0} + r_1 \cdot e^{-j\omega(t_0+t_1)} \quad (1)$$

r_0, r_1 – амплитуды отражений от передней и задней границ воздушного включения;

t_0 – время появления отражения от передней грани включения;

t_1 – время прохождения электромагнитной волны в воздушном слое;

ω – частота электромагнитного излучения.

Первое слагаемое в (1) соответствует отражению от второй грани первого слоя исследуемой диэлектрической структуры, а второе – отражению от первой грани третьего слоя. Данные моделирования представляли собой отсчеты комплексного коэффициента отражения на сетке дискретных частот в диапазоне от 38 до 51,8 ГГц с шагом 300 МГц (47 значений). Толщина воздушного зазора варьировался в пределах от 0,1 до 39 мм с шагом 1 мм (40 значений). Диэлектрическая проницаемость первого слоя составляла 3,6.

Обучение математических моделей нейронных сетей только с использованием действительной или мнимой части комплексного коэффициента отражения не отображает полной картины происходящих процессов. В результате при тренировке на данных,

как в частотной, так и во временной области происходит потеря информационно важной части исходных данных о коэффициенте отражения структуры. Входное множество формировалось следующим образом, действительные части комплексного коэффициента отражения чередовались с мнимыми частями для каждого значения изменяющейся частоты и искомой толщины воздушного слоя. В итоге на вход тренируемой математической модели нейронной сети подавался массив данных размерностью 94Ч40.

Для тренировки генерировалась математическая модель нейронной сети, соответственно имеющая 94 нейрона на входе сети и один нейрон на выходе, который давал оценку толщины включения.

Число нейронов во внутреннем слое (или слоях) рассчитывается исходя из соотношения [5]:

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

где L – число нейронов во внутреннем слое, N – число элементов обучающей выборки (равно 94Ч40), n – число нейронов во входном слое (равно 94), m – число нейронов в выходном слое (равно 1).

Таким образом, имеем соотношение $281 \leq L \leq 1785$.

Функции активации слоев стандартны для задач, связанных с аппроксимацией функций, а именно: логистическая (S-функция) для входного и скрытого слоев и линейная для выходного. В качестве алгоритма обучения, был выбран алгоритм масштабированных сопряженных градиентов на всем диапазоне вычисленных значений числа нейронов во внутреннем слое с шагом 25, при этом для каждой модели менялась целевая ошибка обучения, принимая значения от 10^{-2} до 10^{-4} . Каждая модель тренировалась не менее трех раз. Тестирование полученных моделей осуществлялось посредством предъявления на распознавание тестового множества сигналов для структур с известной толщиной, в диапазоне значений от 0 до 39,96 мм с шагом 0,04 мм (100 значений). Отношение сигнал/шум составляло 30 дБ.

Результаты численного моделирования и выводы. Полученные математические модели нейронных сетей, имеющие только один скрытый слой нейронов, при тестировании показали большой уровень относительной погрешности – порядка $8 \cdot 10^{-2}$ мм. При этом в процессе последовательного перебора всего диапазоне рассчитанных

значений числа нейронов во внутреннем слое с заданным шагом было получено всего несколько работоспособных моделей.

Из [1] известно, что количество нейронов для одного скрытого слоя эквивалентно произведению числа нейронов первого слоя на число нейронов во втором скрытом слое для сети с двумя скрытыми слоями. При этом возрастает общее число весовых коэффициентов синаптических связей. Иными словами, при одном и том же значении числа нейронов в скрытом слое сеть, имеющая два и более скрытых слоя, будет работать более эффективно, чем сеть с одним скрытым слоем.

Применение второго слоя обеспечило много меньший уровень относительной погрешности, при этом получение в результате тренировок эффективно работоспособных сетей носило постоянный характер, в отличие от спорадического для случая одного скрытого слоя. Если для сетей с одним скрытым слоем зависимость времени тренировки от числа нейронов в скрытом слое явно выражена (пропорционально возрастает с ростом числа нейронов), то для двух и более скрытых слоёв эта зависимость практически незаметна.

Получаемые в результате тренировки математические модели нейронных сетей с двумя скрытыми слоями при тестировании показали значительно более низкий уровень относительной погрешности. При этом в отличие от сетей с одним скрытым слоем процесс получения математических моделей нейронных сетей, способных эффективно решать поставленную задачу, носил систематический характер, то есть все три реализации сети с одними и теми же параметрами при тестировании, как правило, давали малый уровень относительной погрешности.

С целью выявления влияния соотношения числа нейронов первого и второго скрытых слоев на величину относительной погрешности оценок были проведены соответствующие исследования. За основу была принята математическая модель нейронной сети, имеющая в сумме 1000 нейронов в двух скрытых слоях. Вследствие последовательного уменьшения числа нейронов в первом слое, начиная с 100 и заканчивая 10 с шагом 10, и соответственно увеличения числа нейронов во втором слое была получена зависимость значения уровня относительной погрешности оценок нейронной сетью искомым значений толщины воздушного зазора от

соотношений числа нейронов во внутренних слоях. Результаты исследований приведены в таблице 1.

Таблица 1

Соотношение числа нейронов в первом и втором скрытых слоях	Максимальная абсолютная погрешность оценивания Δ_{\max} , мм	Средняя абсолютная погрешность оценивания $\Delta_{\text{ср}}$, мм
100:10	0,04	0,027
90:11	0,045	0,032
80:13	0,08	0,04
70:14	0,085	0,044
60:16	0,023	0,017
50:20	0,025	0,019
40:25	0,038	0,024
30:34	0,052	0,031
20:50	0,27	0,12
10:100	>1	>1

Из результатов моделирования следует, что применение двух скрытых слоев при построении нейронных сетей обеспечило значительно меньший уровень абсолютной погрешности оценок, который для математической модели нейронной сети со структурой 94:60:16:1 составил $1,7 \cdot 10^{-2}$ мм. Для сравнения сети с одним скрытым слоем обеспечили соответствующую погрешность в $8 \cdot 10^{-2}$ мм. Получаемые в процессе тренировки математические модели нейронных сетей в отличие от сетей с одним скрытым слоем практически всегда обеспечивали эффективное решение задачи.

Исследования показали, что наиболее оптимальное для решения данной задачи соотношение числа нейронов в первом и втором скрытых слоях находится в пределах, соответственно, $22 \pm 5\%$ и $6 \pm 5\%$ от минимального значения расчетного числа нейронов во внутреннем слое.

ЛИТЕРАТУРА

1. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006.–1104 с.
2. Чжань Л.Ч., Моффэт Д.Л., Питерс Л. Определение характеристик подповерхностных радиолокационных объектов // ТИИЭР.– 1979.– № 7. – С. 18-29.
3. 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.
4. Drobakhin O., Doronin A. Estimation of thicknesses of subsurface air layer by neuron network technology application to reflected microwave signal // Conf.Proc.12 Int.Conf on Mathematical Methods in Electromagnetic Theory, Odesa,2008. – p.150-152.
5. Дьяконов В., Круглов В., Математические пакеты расширения MATLAB. Специальный справочник. – СПб.: Питер, 2001. – 480с.

Получено 26.10.2008г.