

Нейросетевая идентификация событий рефлектометрических измерений

С.С. Котляр

Московский физико – технический институт; 141700, Московская область, г. Долгопрудный, Институтский пер., д.9; sk.kech@gmail.com

Рассматривается задача анализа рефлектограмм с использованием нейросетевой идентификации, обеспечивающих совместно устойчивое выявление, локализацию и распознавание событий характерной формы в условиях искажений и шумов.

The task of reflectogram analysis with the application of neuronet identification is discussed. This approach, when combined with wavelet-transform, provide stable detection, localization and identification of events of certain shape in conditions of distortions and noises.

Как известно, вопросу анализа и идентификации сигналов в условиях шумов посвящено большое количество работ, что с одной стороны связано с разнообразием задач распознавания, а с другой стороны, свидетельствует о необходимости учета в каждом конкретном случае особенностей полезного сигнала и сопутствующего ему шума. Примером может служить и задача локализации и распознавания, в терминах [1], событий рефлектометрических измерений параметров физической среды, решение которой существенно осложняется из-за широкого диапазона изменения формы события и близкого к единице большого отношения сигнал/шум. При этом будем считать, что в рассматриваемом случае шум может иметь как статистическую природу, так и систематический характер, а ошибка выявления события должна быть не хуже 1% с тем, чтобы можно было бы осуществлять оценку состояния среды по результатам таких измерений.

Одним из перспективных путей решения данной задачи является сочетание вейвлет-преобразования и нейронной сети, служащих для первичной локализации областей предположительно содержащих события и идентификации событий соответственно. После того, как области предположительно содержащие события определены (локализованы) [1], суждение о наличии и типе события выносится на основании результата работы нейронной сети.

Построение окна события

Для того чтобы передать выявленное на этапе вейвлет-преобразования предполагаемое событие в процедуру, реализующую нейронную сеть, производится первичное преобразование значений амплитуды рефлектограммы в пределах области предполагаемого события. Такое преобразование можно назвать *построением окна предполагаемого события*, и оно заключается в следующем:

1. Каждое выявленное на этапе вейвлет-преобразования предполагаемое событие, характеризуемое эффективной шириной $L_w = 3L$, представляется в виде $S(c - 0.5L, c + 1.5L) = S(a, b)$, где L – характерный размер события $S(a, b)$; a и b – пространственные координаты начала и конца области события; c – центр этой области, определенный как $c = (a + b) / 2$.

2. Амплитуды рефлектограммы, соответствующие предполагаемому событию, смещаются на величину $A_{mean} = \sum A_i / L_w$ в соответствии с формулой, $A_i \rightarrow A_i - A_{mean}$, где A_i - амплитуда рефлектограммы в i -ой точке. Фактически, A_{mean} - это среднее значение амплитуды рефлектограммы в области предполагаемого события.

3. Каждое значение амплитуды рефлектограммы, соответствующее предполагаемому событию, делится на величину A_{\max} , определяемую как максимальное по модулю значение из всех амплитуд той же области, т.е. $A_{\max} = \max(A_i), i = \{a, b\}$.

После того, как указанные действия произведены, область $\{a, b\}$ и соответствующие им приведенные амплитуды A_i будем называть окном события и вектором приведенных амплитуд события, соответственно.

Смысл операций, производимых над относящимися к данному окну амплитудами рефлектограммы, по сути, заключается в подготовке входного вектора данных, адаптированного к анализу с помощью нейронной сети. Данный вектор обладает следующими свойствами:

1. Его размерность равна размеру окна предполагаемого события, т.е. L_w .
2. Значения элементов этого вектора находятся в пределах $A = \{-1, 1\}$.

Преобразования, произведенные над амплитудами рефлектограммы для получения вектора $\{A_i\}$, являются однозначными и обратимыми в связи с чем, вектор $\{A_i\}$ обладает всей полнотой информации о событиях исходной рефлектограммы.

Выбор архитектуры нейронной сети

Очевидно, что для определения типа события, сеть должна уметь генерировать один из сигналов:

1. Отражательное событие;
2. Неотражательное событие с усилением;
3. Неотражательное событие с поглощением;
4. Линейный участок;

Принимая во внимание, что на выходе каждого нейрона генерируется либо 0, либо 1, для получения информации о типе события, в выходном слое сети достаточно двух нейронов, обеспечивающих ортогональные состояния $\{0, 0\}$, $\{0, 1\}$, $\{1, 0\}$ и $\{1, 1\}$ которым в соответствие и задаются перечисленные типы событий.

Перед тем как перейти к выбору количества нейронов входного слоя, и связей между слоями нейронов, определим понятие сигнатуры сигнала, символически определяемой каждого типа события следующим набором векторов:

- $(0, 0, 0)$ – для линейного участка,
- $(+1, 0, -1)$ – для участка с поглощением сигнала,
- $(-1, 0, +1)$ – для участка с усилением сигнала,
- $(-1, +1, -1)$ – для отражательного события.

Смысл такого представления, вкратце, можно пояснить так: первое число отражает поведение сигнала перед событием, второе – амплитуду сигнала самого события, а третье – после события. Не стоит смущаться, что сигнал получился знакопеременным – не будем забывать, что входной вектор (вектор амплитуд события) приведен именно к такому виду. Заметим также, что исходя из этого представления – сигнатуры – следует, что размерность входного вектора не может быть менее трех. Иными словами, поскольку размерность входного вектора равна L_w , очевидно, что $L \geq 1$ и $L_w \geq 3$, следовательно, число нейронов входного слоя не может быть менее трех. Это можно пояснить так: один нейрон требуется, чтобы из входного вектора сгенерировать первый сигнал сигнатуры, второй – для второго сигнала сигнатуры и третий – для третьего.

Итак, мы получили необходимые минимальные требования к сети, а именно, сеть должна иметь три входных нейрона с L_w синапсами у каждого и два выходных – с тремя синапсами.

Условимся обозначать архитектуру сети записью вида

$$E \otimes a \otimes b \otimes c \dots,$$

где E обозначает размерность входного вектора (от англ. *enter*), а буквами a, b, c, \dots обозначает количество нейронов в последовательно расположенных слоях.

Исходя из вышеизложенного, минимально необходимая сеть в данном представлении будет иметь вид $L_w \otimes 3 \otimes 2$, а число синапсов нейронов всегда будет равно числу нейронов предыдущего слоя (либо, размерности входного сигнала, если речь идет о первом слое нейронов). Обоснование последнему тривиальное: с одной стороны, это максимальное число синапсов, которое вообще может потребоваться, а с другой – если у нейрона окажутся лишние синапсы, то в процессе обучения их веса попросту станут равными нулю либо очень малыми, что равносильно отсутствию синаптической связи. Отсюда следует также, что каждый нейрон последующего слоя синаптически связан с каждым нейроном предыдущего слоя.

Используя рассмотренные базовые положения, оптимальную архитектуру сети, обеспечивающей эффективную идентификацию событий можно определить как $L_w \otimes 6 \otimes 3 \otimes 2$

Обучение нейронной сети

Так как обучение нейронной сети осуществляется методом обратного распространения ошибок, для которого наиболее важным является вопрос формирования обучающей выборки, далее с этой целью используются шаблоны, представляющие собой функции, в терминах [1] особенности, описывающие характерные участки рефлектограммы, а именно:

1. Особенность “затухание”, связанную с потерями в оптическом волокне – событием затухания

$$f(x) = k \cdot x + a,$$

где k – затухание сигнала; a – амплитуда первой точки линейного участка.

2. Особенность “поглощение/усиление”, связанную с поглощением/усилением энергии световой волны – неотражательным событием

$$f(x) = \alpha \cdot \sin(\pi(x-c)/w) + k \cdot x + a,$$

где α - коэффициент потерь/усиления энергии световой волны, принимающий соответственно отрицательные и положительные значения; c - “центр” события; w - эффективная ширина события, а параметры k и a имеют тот же смысл, что и для функции, описывающей линейный участок.

3. Особенность “отражение”, связанную с отражением световой волны – отражательным событием и имеющую вид

$$\begin{cases} a_1, & x < c - w/2 \\ a_1 + a_2 \{1 - \exp[-(x-c)/w_1]\}, & c - w/2 \leq x \leq c + w/2 \\ a_1 + a_2 - a_3 \{1 + k \exp[-(x-c)/w_2] - (1-k) \exp[-(x-c)/w_3]\}, & x > c + w/2 \end{cases}$$

где c и w – соответственно, координата середины участка нарастания и его эффективная ширина; a_1, a_2, a_3 – амплитуды начала, подъема и конца спада; w_1 – скорость нарастания от значения a_1 до значения $(a_1 + a_2)$; w_2 и w_3 – коэффициенты, отражающие скорость спада, а k – форм-фактор особенности.

Для построения выборки обучающих особенностей, параметры для каждой из этих функций выбирались случайным образом в диапазоне, определяемом исходя из параметров измерений оптическим рефлектометром с динамическим диапазоном, равным 40 дБ. Полученный в результате этого вектор значений параметров

рассчитывался, а затем запоминался. Вкратце, диапазоны значений амплитуд, затуханий и отражений выбраны в соответствии с тем, что наблюдается в реальных экспериментах, т.е. затухание ≈ 0.2 дБ/км, отражательные всплески $\approx (0.2, 10.0)$ дБ, и амплитуды их начальных значений – от 1 дБ до 40 дБ. Значения потерь α особенностей “поглощение”, как и значения специфических параметров особенностей “отражение” (w_1, w_2, w_3 и k) подбирались таким образом, чтобы удовлетворить самым широким требованиям, накладываемым на форму описываемых ими событий. Центры особенностей для упрощения процедуры построения окна отражательного события выбирались равными 0, а эффективная ширина – 30. Последнее соответствует наиболее распространенному случаю, так как на практике, как правило, эффективная ширина колеблется в пределах от 10 до 40 точек.

После того, как векторы обучающих особенностей вычислены и запомнены, к каждому из них добавлен свой вектор шумов, определяемый выражением $\eta_i = N \cdot RND()$, где η_i – i -й элемент вектора шума, N – максимальное значение шума, а $RND()$ – функция, генерирующая случайные значения в диапазоне (-1.0, 1.0). Значение N при этом задается в зависимости от дистанции, на которой должна выполняться идентификация сформированной особенности и шума, которые совместно представляют собой событие.

Подготовка обучающей выборки заканчивается приведением всех векторов выборки к виду, описанному в разделе построения окна события, наглядное представление которого в случае события поглощение, приведено на рис. 1.



Рис. 1. Пример окна события поглощение с ранее введенными понятиями

Для обучения сети, было сформировано по 2000 событий каждого типа, на которых время обучения сети с числом эпох, равным 30 составило 2 сек.

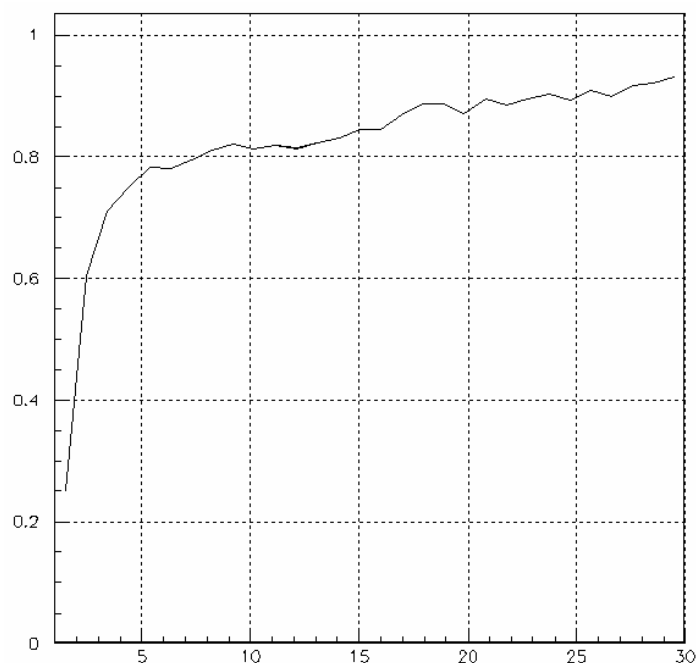


Рис. 2. Зависимость коэффициента распознавания от эпохи обучения

Для проверки, не явился ли процесс обучения сети простым запоминанием предложенных для обучения событий, по окончании процесса обучения была сформирована новая выборка из 10000 событий различного типа, из которых сеть правильно идентифицировала 9113, т.е. около 91%, что достаточно близко к значению коэффициента качества обучения, достигнутому после 30 эпох 92,5%. По всей вероятности, оставшиеся 7,5% нераспознанных на этапе обучения событий, приходится как на события, для которых амплитуда шума значительно превышает амплитуду соответствующей особенности, так и на события, форма которых существенно отличается от типовой формы особенности. В связи с этим, если принять эффективность распознавания событий на обучающей выборке за 100%, ошибка распознавания при тридцати эпохах обучения не будет превышать 1%.

Литература

1. Иванов А.Б., Стратоников А.А., Ширяев В.В. М Использование вейвлет-анализа для распознавания и локализации особенностей функциональных зависимостей. Метрология и измерительная техника в связи, 2, 2006, с. 6