ДОКЛАДЫ АКАДЕМИИ НАУК. НАУКИ О ЗЕМЛЕ, 2024, том 517, № 2, с. 314–318

ФИЗИКА АТМОСФЕРЫ И ГИДРОСФЕРЫ

УДК 551.51; 534.2, 534-6

РАСПОЗНАВАНИЕ СИГНАЛОВ ОТ ИМПУЛЬСНЫХ ИСТОЧНИКОВ НА ОСНОВЕ ФОРМЫ ВЕЙВЛЕТ-СПЕКТРОВ, ПОСТРОЕННОЙ МЕТОДОМ ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ

© 2024 г. М. Н. Закиров[1,2,*], С. Н. Куличков[1,2], А. И. Чуличков[1,2], Н. Д. Цыбульская[1]

Представлено академиком РАН В.А. Семеновым 13.02.2024 г.

Поступило 13.02.2024 г.
После доработки 20.03.2024 г.
Принято к публикации 08.04.2024 г.

Предложен метод распознавания инфразвуковых акустических сигналов для двух типов импульсных источников на основе анализа формы их вейвлет-спектров. Идея построения этой формы основана на методе главных компонент. Для поиска характерных областей применяются методы морфологического анализа изображений. Предложенный метод позволяет эффективно решать задачу многоклассовой классификации акустических сигналов.

Ключевые слова: распознавание сигналов, инфразвук, морфологический анализ, вейвлет-преобразование

DOI: 10.31857/S2686739724080133

ВВЕДЕНИЕ

Распознавание сигналов от различных источников на фоне шумов является достаточно сложной проблемой. Многие источники, такие как атмосферные взрывы и извержения вулканов, вырабатывают короткие и мощные импульсы давления. Длительность таких сигналов очень мала, а их спектр – наоборот, очень широкий. В процессе распространения в атмосфере сигнал нелинейно искажается, причём в большей степени затухают высокие частоты. Также на сигнал накладывается фоновый шум, оказывают влияние нелинейность среды и анизотропные возмущения, связанные со сдвигами компоненты ветра вдоль трассы распространения. Кроме того, в большинстве случаев регистрируется не один приход сигнала, распространяющийся вдоль поверхности Земли, а фиксируется ряд приходов, отражённых от неоднородностей показателя преломления звука в атмосфере на различных высотах [1]. Первые попытки классификации сигналов от импульсных и непрерывных источников описаны в работе [2].

Одним из эффективных методов решения задачи распознавания и классификации сигналов является метод морфологического анализа [3]. Он состоит в том, чтобы выделить в сигналах некоторую составляющую, характерную для сигналов заданного класса, и слабо выраженную в сигналах другого класса. Такая составляющая носит название формы сигнала. Морфологические методы анализа сигналов успешно используются для выделения похожих участков в сигнале, нахождения задержек в разных каналах [4], решения задач классификации [5]. В настоящей работе для анализа сигналов используется изображение их вейвлет-спектров, а выделение составляющей, характерной для заданного класса сигналов, производится методом главных компонент (PCA).

ОПИСАНИЕ МЕТОДА РАСПОЗНАВАНИЯ СИГНАЛОВ

Следуя методу морфологического анализа изображений, определим форму изображения следующим образом. Пусть сигнал от источника $f(t)$ в процессе распространения и записи преобразуется в некоторый сигнал $g(t) = (F * f)(t)$, причём преобразование $F \in \boldsymbol{F}$ неизвестно, но задан класс $\boldsymbol{F}$ всевозможных преобразований сигнала. Здесь $\boldsymbol{F}$ описывает всевозможные условия распространения и регистрации сигнала.

[1]*Институт физики атмосферы имени А.М. Обухова Российской Академии наук, Москва, Россия*
[2]*Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова, физический факультет, Москва, Россия*
**E-mail: zakirov.mn16@physics.msu.ru*

Тогда с каждым исходным сигналом $f(t)$ связано множество возможных его регистраций $V_f = \{(F * f)(t), F \in \boldsymbol{F}\}$, называемое формой сигнала $f(t)$. Если принятый сигнал $g(t)$ принадлежит множеству V_f, то считается, что его форма совпадает с формой сигнала $f(t)$, а если регистрируемый сигнал искажён шумами, то это решение принимается, если отличие сигнала $g(t)$ от множества V_f можно объяснить наличием шумов.

Одним из распространённых инструментов исследования частотно-временных свойств нестационарных сигналов является анализ их вейвлет-спектров [6–8]. Вейвлет-спектры позволяют выделять частотные составляющие в локальных участках сигнала, и определяются как свёртка сигнала с материнской функцией вейвлета, основная энергия которой сосредоточена на небольшом промежутке времени. Вейвлет-спектр сигнала является функцией двух переменных, времени t и масштаба a, непосредственно связанного с частотой ω:

$$W_f(a,b) = |a|^{-\frac{1}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} \psi^* \left(\frac{\tau - b}{a} \right) f(\tau) d\tau, \qquad (1)$$

здесь ψ – материнская функция вейвлета. Существует большое число различных материнских функций, в настоящей работе используется функция Морзе [7, 8].

Модуль вейвлет-спектра можно рассматривать как яркость изображения. Это изображение для импульсного источника звука выглядит как яркое пятно характерной геометрической формы. Описание этих геометрических форм и применение к ним методов морфологического анализа является идеей и задачей настоящей работы.

Для выделения главных особенностей вейвлет-спектров импульсных сигналов в настоящей работе используется метод главных компонент [9, 10]. Этот метод позволяет выделить в наборе сигналов от импульсных источников составляющие, лежащие в одном и том же подпространстве заданной размерности k, приближающие все эти сигналы с максимальной в среднем квадратичном точностью. Ортонормированный базис этого подпространства называется базисом главных компонент. Идея использования метода главных компонент для построения формы сигналов от импульсных источников состоит в том, чтобы считать, что форму этих сигналов образуют линейные комбинации главных компонент. Если предъявленный сигнал с достаточной точностью приближается линейной комбинацией главных компонент, то следует считать, что он имеет форму сигнала от импульсного источника.

В настоящей работе для построения главных компонент используются набор изображений $\{w_1, w_2, w_3, \ldots, w_n\}$ вейвлет-спектров сигналов от импульсных источников. Чтобы все изображения спектров были одинакового размера (одинаковой ширины и высоты в пикселях), применим операцию масштабирования, в результате каждое изображение будет состоять из m пикселей: $w_i \in R_m, i = \overline{1,n}$. Перенумеровав эти пиксели, преобразуем каждое изображение в вектор размерности m, и составим из всех таких векторов матрицу $A \in R_{m \times n}$, количество строк которой равно числу пикселей изображений, а количество столбцов – числу изображений. Вычисление главных компонент может быть сведено к процедуре сингулярного разложения (SVD), численную реализацию которой имеет большинство современных инженерных пакетов.

Сингулярное разложение представит матрицу A в виде: $A = U\Sigma V^*$, где матрица Σ – диагональная, на её диагонали в порядке неубывания стоят сингулярные числа, а матрицы U и V – ортогональные, они содержат в себе компоненты ортонормированных левых и правых сингулярных векторов матрицы A. Главными компонентами в этом случае являются первые k столбцов матрицы U.

ПОСТРОЕНИЕ ФОРМЫ ИЗОБРАЖЕНИЙ ВЕЙВЛЕТ-СПЕКТРОВ СИГНАЛОВ ОТ ИМПУЛЬСНЫХ ИСТОЧНИКОВ

Эффективность предложенного подхода демонстрируется на примере акустических сигналов двух типов. Источником сигналов первого типа является акустический генератор ИФА, сигналы регистрировались на расстоянии около 3 км (27 сигналов), сигналы второго типа регистрировались от неизвестного источника на расстоянии около 20 км (24 сигнала). Все сигналы имеют частоту дискретизации 1000 Гц.

Задача состоит в обнаружении этих сигналов на уровне шумового фона и отнесении каждого сигнала к одному из этих двух типов. Для формирования обучающей выборки оператором вручную проведена разметка данных, в результате которой фиксируется время начала сигналов и номер класса. Анализ данных показал, что сигналы имеют мощность, существенно большую, чем мощность фона, и длительность примерно в 1 секунду. Таким образом, анализировались

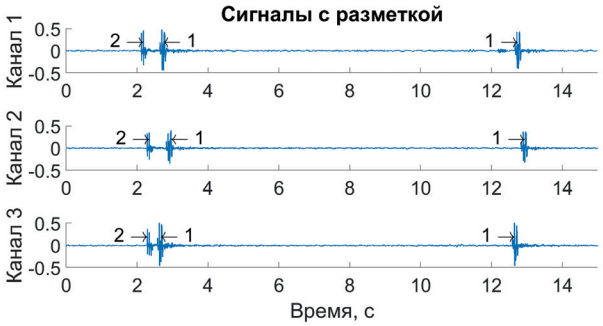

Рис. 1. Сигналы с разметками о принадлежности к классу.

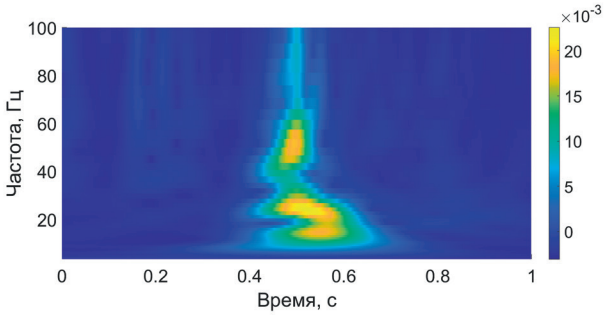

Рис. 2. Форма спектров сигналов от первого источника.

изображения вейвлет-спектров сигналов длительностью в 1 секунду. Пример графиков анализируемых сигналов приведён на рис. 1.

Для каждого набора сигналов формировались матрицы A_1 и A_2, соответствующие первому и второму типу сигналов, и получены матрицы форм. В настоящей работе были выбраны одномерные подпространства главных компонент, определяемые первыми левыми базисными векторами e_c (первыми столбцами матрицы U в разложении матриц A_1 и A_2), изображения этих главных компонент показаны на рис. 2 для первого левого вектора e_1 матрицы A_1 и на рис. 3 для вектора e_2 матрицы A_2. Как можем видеть, для акустического источника ИФА характерна форма в виде “пламени свечи”, а спектр сигнала от неизвестного источника напоминает трезубец.

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ УЗНАВАНИЯ СИГНАЛА

С помощью построенных форм решается задача узнавания сигнала на фоне шумов. Для этого построим функцию, характеризует близость

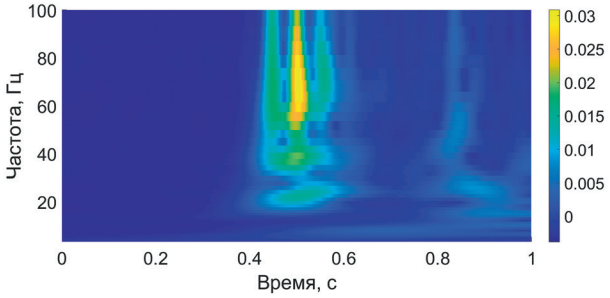

Рис. 3. Форма спектров сигналов от второго источника.

изображения ξ вейвлет-спектра предъявленного сигнала к эталонному изображению e_c, определяемую формулой:

$$F_c(\xi) = \frac{\| (e_c,\xi)e_c - (e_0,\xi)e_0 \|^2}{\| \xi - (e_c,\xi)e_c \|^2}, \quad c = 1,2, \qquad (2)$$

где (x,y) – скалярное произведение векторов x и y, $(e_c,\xi)e_c$ – проекция ξ на одномерную главную компоненту e_c, $(e_0,\xi)e_0$ проекция ξ на изображение e_c, яркость всех пикселей которого равна $\frac{1}{\sqrt{m}}$. Знаменатель дроби (1) есть квадрат евклидова расстояния изображения ξ до изображения, форма которого определяется главной компонентой e_c, чем меньше знаменатель, тем ближе форма изображения ξ к форме, определяемой главной компонентой e_c. Заметим, что этот знаменатель тем меньше, чем меньше яркость изображения ξ. Чтобы не считать изображения малой яркости близкими к любой главной компоненте, числитель дроби (1) умножается на квадрат евклидова расстояния составляющей $(e_c,\xi)e_c$ изображения ξ от составляющей ξ, равной константе. Для малоконтрастных изображений этот числитель также мал, что не позволяет считать малоконтрастные изображении близкими к любой главной компоненте.

В ходе анализа большого объёма изображений выяснено, что если в качестве пороговых значений выбрать соответственно около 0.6 и 0.3, тогда превышение функционалом порога будет свидетельствовать о принадлежности сигнала к первому или второму типу сигналов соответственно.

Рассмотрим работу предложенного алгоритма на реальных сигналах. На рис. 4 сверху показан сигнал, являющийся объединением двух сигналов, в каждом из которых есть приходы как от первого, так и от второго источника. Вычисляя

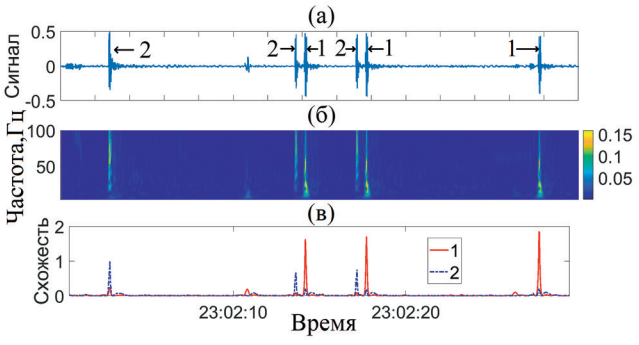

Рис. 4. Исходный сигнал (а), его вейвлет-спектр (б), величина функционала близости участков спектра к эталонной форме сигналов первого (красная линия) и второго классов (синяя линяя) (в).

близость (1) изображения вейвлет-спектров участков сигналов в скользящем окне длительностью 1 с., получим отклик метода на локальные особенности анализируемого сигнала. На среднем графике показан вейвлет-спектр этого сигнала, а на нижнем – величина двух функционалов, показывающая близость участков спектра к эталонной форме сигналов класса 1 (красная линия) и класса 2 (синяя линия), полученная по формуле (1). График, приведённый в нижней строке рис. 4, определяет близость участка сигнала в скользящем окне к форме сигнала первого и второго типа.

Из рисунка видно, что имеется 3 наибольших локальных (превышающих порог 0.6) максимума на красной линии, и 3 на синей (выше 0.3). Это корректно согласуется с разметкой исходных данных: где наблюдается пик красной кривой, действительно есть приходы сигналов от акустического генератора ИФА, а где наблюдается пик синей линии – имеются приходы сигналов неизвестного источника.

Заметим несколько особенностей: во-первых, пики зачастую появляются согласованно, и узнавать сигналы позволяет именно высота пиков, так как мы для каждого класса установили свое пороговое значение.

Во-вторых, имеются приходы малой амплитуды, на которые метод почти не реагирует. Это можно объяснить тем, что с одной стороны, их картина вейвлет-спектров недостаточно контрастна, а с другой – эти сигналы изначально никак не были размечены в обучающей выборке, то есть даже эксперт не определил принадлежность сигнала к конкретному классу, но, по крайней мере, по величине функционала можно судить, на какой класс больше похожи эти сигналы.

ВЫВОДЫ

Таким образом, подход, основанный на методе главных компонент, позволяет по качественно размеченной выборке находить инварианты, характерные для тех или иных классов сигналов. В качестве такого инварианта предложено взять распределение яркостей пикселей на вейвлет-спектрах. Метод требует для обучения аккуратной ручной разметки данных, и определения пороговых значений функционалов, выше которых сигнал будет считаться обнаруженным. Хотя человеку разделить эти сигналы трудно, предложенный метод позволяет достаточно точно и в автоматическом режиме распознавать сигналы на фоне шумов. Приведены примеры реальных сигналов, показывающие высокую эффективность метода.

ИСТОЧНИК ФИНАНСИРОВАНИЯ

Работа выполнена по госзаданию: 1. Тема 17.1 – разделы 3-5; и 2. Тема FMWR-2022-0017 – разделы 1–2.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Закиров М. Н., Куличков С. Н., Чуличков А. И., Чунчузов И. П., Попов О. Е., Мишенин А. А., Буш Г. А., Цыбульская Н. Д., Голикова Е. В.* Метод декомпозиции в задаче акустического зондирования анизотропной структуры атмосферы // Доклады Российской академии наук. Науки о Земле. 2023. Т. 511. № 1. С. 98–104.

2. *Цыбульская Н. Д., Куличков С. Н., Чуличков А. И.* Исследование возможности классификации инфразвуковых сигналов от разных источников // Известия РАН. Физика атмосферы и океана. 2012. Т. 48. № 4. С. 434–441.

3. *Пытьев Ю. П., Чуличков А. И.* Методы морфологического анализа изображений. М.: ФИЗМАТЛИТ, 2010. 336 с.

4. *Chulichkov A., Kulichkov S., Tsybulskaya N., Golikova E.* Comparing signal waveforms and their use in estimating signal lag time // Pure and Applied Geophysics. 2019. 176. 335–344. https://doi.org/10.1007/s00024-018-2056-x

5. *Chulichkov A., Tsybulskaya N., Tsvetaev S., Surkont O.* Classification of acoustic signals of discharge processes in insulation based on the shape of their wavelet spectra // Moscow University Physics Bulletin.

2009. 64(2). 218–220. https://doi.org/10.3103/S0027134909020246

6. *Chulichkov A. I., Tsybulskaya N. D., Zakirov M. N. et al.* Detecting Infrasonic Signals from Impulsive Sources on the Basis of Their Wavelet Spectrum Forms // Pure Appl. Geophys. 2022. 179. 4609–4625. https://doi.org/10.1007/s00024-022-03183-w

7. *Lilly J. M., Olhede S. C.* Generalized Morse Wavelets as a Superfamily of Analytic Wavelets // IEEE Transactions on Signal Processing. 2012. 60. No. 11 (November 2012): 6036–6041. https://doi.org/10.1109/TSP.2012.2210890

8. *Lilly J. M., Olhede S. C.* Higher-Order Properties of Analytic Wavelets // IEEE Transactions on Signal Processing. 2009. 57. No. 1 (January 2009): 146–160. https://doi.org/10.1109/TSP.2008.2007607

9. Calculating the singular values and pseudo-inverse of a matrix, by G. H. Golub and W. Kahan // Journal of the Society for Industrial & Applied Mathematics, Series B: Numerical Analysis. 1965. 212.

10. A low-dimensional procedure for the characterization of human faces, by L. Sirovich and M. Kirby // Journal of the Optical Society of America A. 1987. 491.

RECOGNITION OF SIGNALS FROM PULSED SOURCES BASED ON THE FORM OF WAVELET SPECTRA CONSTRUCTED BY THE PRINCIPAL COMPONENT METHOD

M. N. Zakirov[a,b,#], S. N. Kulichkov[a,b], A. I. Chulichkov[a,b], N. D. Tsybulskaya[a]

[a]*Obukhov Institute of Atmospheric Physics, Russian Academy of Sciences, Moscow, Russian Federation*
[b]*Lomonosov Moscow State University, Faculty of Physics, Moscow, Russian Federation*
[#]*E-mail: zakirov.mn16@physics.msu.ru*

A method for recognizing infrasound acoustic signals for two types of sources based on the analysis of the shape of their wavelet spectra is proposed. The idea of constructing this form is based on the principal component method. Morphological image analysis methods are used to search for characteristic areas. The proposed method makes it possible to effectively solve the problem of multiclass classification of acoustic signals.

Keywords: signal recognition, infrasound, morphological analysis, wavelet transform