Вейвлет подобный фильтр на основе потенциалов нейронной активности для анализа электроэнцефалограмм коры головного мозга человека

Абстракция

Эта статья описывает разработку и тестирования Вейвлет подобного фильтра, который называетсяSNAP,созданный на основе моделирования нейронной активности для использования в вейвлет преобразованиях, вместо вейвлета, для улучшения вейвлет-анализа ЭЭГ, предназначенного для интерфейсов мозг-компьютер. Гипотеза, что оптимальный вейвлет может аппроксимироваться из вывода(**deriving**) основных компонентов(**underlying components**) ЭЭГ. SNAP сравнивался со стандартными вейвлетами путем измерения аппарата поддержки вектора основы ЭЭГ точности классификации(**classification accuracy**), когда использовались для анализа разные вейвлет-фильтры. Когда сортировка(**classifying**) P300 вызвала(**evoked**) потенциалы, ошибку, в зависимости от использования вейвлет-фильтра, которая варьировалась из 6,92% до 11,92%, почти в два раза(**almost twofold**). Классификация с помощью SNAP была более точной, чем с любым из шести стандартных вейвлет испытаний. Так же, когда дифференцировать между подготовкой(**preparation**) для движений левой или правой руками, классификация с помощью SNAP была более точной (10,03% ошибок), чем в четырех из пяти стандартных вейвлетах (9,54% до 12,00% ошибок) и конкурентноспособна(**competitive**) на международном уровне (7%ошибок) на заданном испытании NIPS2001. Феномен, показанный только на дискриминационных картах ЭЭГ активности, может объяснить(**explain**) почему SNAP кажется(**appears**) перспективнее для улучшения вейвлет анализа ЭЭГ. Это представляет первоначальное(**initial**) исследование потенциала семейства вейвлетов конкретных ЭЭГ.

ключевые термины – интерфейс мозг-компьютер, данные по конкретным вейвлетам, электроэнцефалография (ЭЭГ), классификация образов(**pattern classification**), распознание образов(**pattern recognition**), частотно-временные представления(**time-frequency representations**), вейвлет анализ.

I. Введение

Измерения ЭЭГ коры головного мозга один из способов заглянуть в деятельность мозга. Выделяют(distinct) несколько найденных нейронных ритмов в ЭЭГ, которые создаются из подсистем(subsystems) различных размеров. Точная интерпретация ЭЭГ, оптимальна на одной экспериментальной основе(single-trialbasis) имеет решающее значение(is critical) для таких приложений как интерфейс мозг-компьютер. Когда много испытаний усредняются, часто характеристики формы волны могут быть распознаны. Однако, на одной экспериментальной основе характеристики формы волны часто тоже намного ниже наблюдаемого(observed) порогового звука(thenoise floor).

Первоначальная цель этого поиска была в создании алгоритма ЭЭГ классификации для возможного(eventual) использования в BCI. В цетре внимания этой статьи вейвлет подобный фильтр для конкретных ЭЭГ, что созданы с надежной оптимизации анализа ЭЭГ сигнала и, таким образом(thus), улучшить классификатор и, в конечном итоге, BCI представление(performance). Эта статья описывает создание фильтра для использования вместо вейвлета в ЭЭГ вейвлет анализ и документы, тщательно тестирование(through extensive testing), его производительность по сравнению со стандартными вейвлетами. Платформа для сравнения алгоритма классификации ЭЭГ была первоначальной целью, также описана.

A. Контекст для создания вейвлет подобного фильтра.

С точки зрения разработки алгоритма классификации, его производительность зависит от анализа сигнала, отбора признаков(feature selection) и использования классификационных методов. Использование алгоритма классификации ЭЭГ в этой статье применяется(employs) для дискретного вейвлет преобразования сигнала. Вывод вейвлет преобразования может влиять на выбор вейвлета (материнская форма волны) с которым сигнал анализируется. Как результат, выбор вейвлета может также иметь существенное влияние на качество результатов с учетом классификатора, который берет вейвлет коэффициенты как входные характеристики(input features). Нет стандартного метода для выбора лучшего вейвлета, некоторые вейвлеты более подходящие, чем другие для конкретных типов входных сигналов( inputsignals).

К примеру, вейвлет Хаара больше подходит для анализа сумы квадратных волн, чем некоторые другие стандартные вейвлеты; один Хаар коэффициент из вейвлет анализа по правильному масштабу и времени может шифровать один полный цикл квадрата волны самого по себе.

Ключ предназначенный для установления замка,нейроэлектрическую активность лучше анализировать функцией, которая выбирает такие случаи в которых форма максимально близкая, насколько это возможно. Это также поддерживается. Нужно в среднем много испытаний для визуального наблюдения наиболее известных нейроэлектрических событий, таких как Р300 потенциал действия(evoked potential), они редко наблюдаются в одном клиническом испытании(single-trial data). Поэтому, вместо проектирования фильтра для одного пробного анализа(single-trial analysis), что выбирает специфические нейроэлектрическое событие, цель этой работы состоит в создании фильтра, который выбирает нейронную активность(neural activity) лежащую в основе нейроэлектрических событий. Это соответствует мнению(consistent with the view),что, принимая во внимание(considering), какой вейвлет используется, важно брать входной сигнал, в основе которого лежит структура оценки. Вейвлет, что инкапсулируется(encapsulates), т.е. в основе лежит компонентная структура, еще не описан в литературе. Самар, Шварц и Рагувир штат, что мог бы потенциально улучшить производительность системы(system performance) (т.е. ЭЭГ классификатор) через манипуляцию вейвлет формы. Такой фильтр может производить превосходный(superior) классификатор представления(performance) через множество различных задач и их объединенных нейроэлектрических событий.

Разработанный фильтр в этой статье создан на основе простой модели нейронной активности. Это не вейвлет форма манипуляции, но создание на основе модели, дающей в результате фильтр со значимыми(meaningful

properties) свойствами. Он разработан, чтобы установить соответствие с общими колебаниями(general oscillation) нейронной активности, предполагая, что в основе лежат компоненты ЭЭГ. Форма волны создана моделью нейронной активности после незначительных корректировок(minor adjustments), вейвлет подобный фильтр годен к употреблению в MatlabDWT.

B. Алгоритм ЭЭГ классификатора (платформа).

Прежде чем использовать алгоритм описанный в этой статье как платформу для сравнения вейвлетов, было необходимо проверить ее способность классифицировать ЭЭГ с достаточной степенью точности(reasonable accuracy), не принимая во внимание используемый вейвлет. Применяя алгоритм к данным NIPSBCIWorkshopData Competition, это было возможно при непосредственном сравнении его производительности, что и алгоритмы, которые были введены в конкурс. Его производительность имела международную конкурентоспособность(competitive) и документирована в результатах.

Алгоритм сначала выполняет анализ сигнала на данных с использованием вейвлет-преобразования. Вейвлет анализ создает кратномасштабное измерение(a multiresolutionmeasurement) энергии через время и частоту, и поэтому хорошо подходит для переходных сигналов как в ЭЭГ. По существу это находит соответствия(correspondences) между входным сигналом и вейвлетом (фильтр с очень специфическими математическими свойствами): длина вейвлета расширяет измерения соответствий(correspondence) с разными полосами частот(frequency bands) и сдвигает измерения соответствий с сигналом в разные области времени.

После того как сигнал анализировался с помощью вейвлет-преобразования, подмножество(asubset) вейвлет коэффициентов выбраны для ввода в классификатор. В этом ЭЭГ-классификационном алгоритме, критерий discriminability. Discriminability стандартная статистическая мера насколько хорошо функция показывает к какому классу ЭЭГ сигнал принадлежит; это измеряется относительным пересечением двух классов распределения значений для этой особенности. Это определяется из (1) как



где D относится к discriminability, μотносится к среднему распределению(the mean of a distribution) и σ относиться к отклонение стандартного распределения. Нижние индексы (Subscripts) определяются классом.

Выбранные особенности из анализируемых сигналов затем используются для обучения классификатора. В этом ЭЭГ-классификационном алгоритме SVM с многочлен ядра(a polynomial kernel) выбран как классификатор. SVM настройки параметра определены через поиск сетки(a grid), нахождение ошибки перекрестной проверки (cross-validation) десятикратного алгоритма выполнено для каждой комбинации значений параметров в пределах рассмотренных диапазонов (смотри ниже раздел I-Cи разделы V-Dвейвлет сравнение через классификацию паттерна). Настройки параметров дала меньшее всего ошибок при перекрестной проверке.

C. Справочная информация о методах используемых в платформе алгоритма.

Вейвлет анализ выбран потому, что его свойства кратномасштабны. Преобразование Фурье ( или быстрое преобразование Фурье) пример метода анализа без эти свойств. К примеру, необходимо использовать относительно короткого окно быстрого преобразования Фурье для явного наблюдения относительно короткого P300 вызванного потенциала(evokedpotential) в ЭЭГ и относительно длинного окна анализа для явного наблюдения относительно длинного bereitschafspotential в ЭЭГ. Выделив сигнал в «пакеты» в которых видны разные уровни детализации(levels of detail) способствует просмотру всех уровне сразу, где каждый на соответствующем разрешении. Это делается в вейвлет-анализе. Используемый классификатор в алгоритме ЭЭГ-классификации многочлен SVM, который сочетает в себе высокую размерную вложенность(high-dimensional embedding) и максимальный запас оптимизации гиперплоскости(hyperplane). Максимальный запас оптимизации - способ оптимизации гиперплоскости: гиперплоскость корректируется для того, чтобы быть между, насколько это возможно, от учебных примеров, которые находятся ближе всего к тем же классам. Некоторые общие правила не могут быть выражены(expressed) как прямая линия(straight line) или гиперплоскость, но это намного сложнее, чем оптимизация криволинейной границы. Высокая размерная вложенность – способ оптимизации криволинейной границы используя технологию оптимизации плоской границы; это расширяет размеры пространства функции путем добавления размеров, которые являются продуктом первоначальных измерений.

Многочлен SVM использует ядро, которое схоже с размером между характерных векторов двух признаков(tokens). Это определено в (2), где i представляет главный признак из класса A, j представляет главный признак из класса B и deg указывает значение параметров, которые устанавливают высокую размерную вложенность



Определено общее количество измерений в новом пространстве высшей степенью переменной, которое в (2) результат скалярного произведения(the dot product) после расширения бинома. Степень параметра устанавливает число раз, когда бином умножается сам на себя, чтоб достичь полного его расширенного состояния. В этом новом пространстве особенностей, гиперплоскость оптимизируется применением максимальных оптимизационных полей. Когда происходит конвертация в первоначальное пространство, то маркеры определяются до оптимизационного состояния, хотя маркеры не могут быть линейно разделены, как это было в многомерном пространстве признаков(higher-dimensional feature space). Несмотря на то, что многочлен(thepolynomial)SVM может создавать очень нелинейные границы решения, это становится линейным классификатором, когда параметр степени устанавливается в единицу.

SVM теоретически определяет положение гиперплоскости без локального минимума с применением выпуклой оптимизации(convex optimization) для установления гиперпараметров(Thehyperparameters).Гиперпараметры, в дальнейшем просто упоминается как параметры, степень и регуляризирующие параметры(regularization parameters), которые контролируют баланс между сложностями гиперплоскости и специфичностью(specificity) данных тренировочных данных. ВSVMпредставление есть локальные минимумы, эти параметры изменяются. В целом, поиск сеток(a grid search) используется для нахождения лучших комбинаций значений параметров.SVM представление записывается в матрицу для каждойпробной комбинации значений параметров без установления пределов. Действительные статические методы для оценки(assessing) SVM представления включают перекрестную проверку(cross-validation), самонастройки(bootstrapping) и предсказания наперед. Десятикратная(Tenfold) перекрестная валидация выбрана для описания ЭЭГ-классификационного алгоритма.

Есть более современные методы для определения лучших комбинаций значений параметров. Через приближения(approximations) и эвистику(heuristics), эти методы позволяют обходить(circumvent) обширные(extensive) поиски параметров, но вариации(the variations) в SVM представлении могут быть очень трудны для предсказания. Настройки параметров могут иметь существенное влияние на общие представления.

II. Связанные с работой((RELATED WORK)

A. Оптимизация вейвлет анализа ЭЭГ

Нахождение или создание оптимального вейвлета для анализа ЭЭГ или любого конкретного типа сигнала был предметом многих исследований. Метод, который наиболее близко напоминает тот, который используется в этой статье, найден в [7], [17], [18] и демонстрируется в [19]. Этот метод включает конструкцию вейвлета Мейера; разница в спектре между этими построенным вейвлетом и интересующим нейроэлектрическим сигналом минимизирована методом наименьших квадратов(via least-squares).DWT высоко- и низкочастотные фильтры получены затем из построенного вейвлета таким образом, что любой сигнал можно проанализировать с этим подобранным вейвлет Мейером используя DWT. Это должно найболее подходить для сигналов с похожими формами волны в вейвлет форме волны, которые соответствуют первоначальным. Представленный метод в этой статье отличается тем, что вместо конструирования вейвлета, которому соответствует сигнал с конкретной формой волны, вейвлет разработан в соответствии с основной формой волны нейроэлектрической активности ( и т.о. менее специфичен любому одному типу формы волны).

Другие построили вейвлеты используя фрактальные интерполяционные функции(fractal interpolationfunctions) [20] или создавая «супер-вейвлет» из линейных комбинаций стандартных вейвлетов. Было показано, что супер-вейвлеты могут быть получены из форм волны очень близко соответствующим анализируемому сигналу. Заметим, что эти супер-вейвлеты не обязательно соответствуют требованиям используемого фильтра в DWT.

Методикасогласованногопоиска(Thematchingpursuittechnique) этодругойметоддляразложенногосигнала(decomposingasignal) с использованием формы волн, которые подобны тому сигналу,что анализируется. Эта методика находит взвешенную комбинацию(the weightedcombination) формы волны, которая ближе всего к входному сигналу с применением библиотеки предопределенной формы волны [7], [17-19], [22]. Гибкость может стать недостатком, несмотря на [7]. Вместо использования одной формы волны, которая конкретно связана с интересующей нас активностью, любая формы волны в библиотеке может быть использована в [7]. И если доминирующая активность в любом конкретном сигнале имеет шум, то библиотека формы волны наиболее близко похожа с шумом, который, вероятно, будет доминировать на выходе анализа [7]. Если форма волны сильно похожа на интересующую нас активность была любой используемой формой волны, возможно, выбрали бы интересующую нас активность без существующей, которая пострадала от шума. Больше информации на основе библиотечных методов и адаптированные формы волн могут быть найдены в [23].

Другие подходы к проблеме выбора и создания вейвлета включают исследования свойств вейвлета, т.к. избирательность по частоте(frequency selectivity), степень регулярности(degree of regularity) и как много есть нулевых моментов(vanishing moments).

В. Анализ сигнала, выбор компонентов, и классификация.

В настоящий момент существует большое разнообразие(variety) методов анализа сигнала, которые используются в алгоритмах BCI-ориентированных ЭЭГ-классификации; эти методы имеют большое влияние на общие представление [24]. Параметры аторегрессионной модели(Autoregressive (AR) model), анализ главных компонентов(Principal ComponentAnalysis (PCA)), независимый анализ компонентов(Independent Component Analysis (ICA)), общая пространственная структура анализа(common spatial pattern analyses), временная фильтрация(temporal filtering), мощность спектральной плотности(powerspectral density), временная и пространственная фильтрация(temporal and spatial filtering) и вейвлет анализ – все они описаны в литературе [24]-[30]. Иногда сигналы анализируются с использованием метода анализа сигналов, когда часто необходимо выделить подмножество выхода анализа для входа в классификатор. Например, изученныйвектор квантователя(vector quantizer) был использован для выбора электродов(electrodes) и полосы частот [29], [31]. Также в BCI литературе, много различных методов были использованы для классификации, т.к. линейный и нелинейный дискриминантный анализ(discriminant analysis), контролируемые нейронные сети(supervised neural networks) и SVM[29], [30], [32]-[34].

С. Точность текущей BCI систем.

Существует несколько видов сигналов и очевидные особенности в ЭЭГ, что использовались для передачи информации через BCI. Они хорошо представлены набором доступных данных через условия прошлых два BCI набора данных, в 2001 NIPSBCIWorkshopDataCompetition [11], [35] и 2003 BCIусловие [36]. ЭЭГ-классификационные алгоритмы применяются для этих наборов данных с задачей дифференцирования(differentiating) между классами сигналов и (или) определение цели предмета.

1) точность алгоритма для ЭЭГ дифференцирования: оба условия включают дифференцирование между некоторой природой левого и правого движения, либо фактическое, либо мнимое. Движения (реальные или мнимые) могут быть определены с помощью соответствующего события синхронизаций(synchronizations) и дисинхронизаций(resynchronizations) (ERS, ERD) мю/бета ритмов [29]. В первом условии, ошибка фактических движений рук варьировалась между 4% и 46% с значением 16%. Для этого типа задания, ожидаемые ошибки были 50%, если классификация была сделана случайно. Когда некоторое задание было адресовано во второе условие, то ошибка варьировалась между 16%и 49% со значением 32%. Для третьего набора данных, это было некоторое задание, но с мнимыми вместо реальных движении рук и данные были доступны из девяти различных предметов [11], [37]. По всем девять объектом, результаты условие варьировались от 12% до 40% со значением 28% [11], [73].

Другим общим направлением было саморегилировавание(the self-regulation) медленных потенциалов коры головного мозга(slow cortical potentials) и мю/бета ритмов(mu/beta rhythms.). Для этого задания, движение курсора, основанного на этих потенциалах или ритмах, и предмет учится само регуляции их (т.е. их амплитуда), как он/она учится двигать курсор к конкретной цели [29]. Алгоритм применяется для интерпретации ЭЭГ и определения, какая цель предмета подвержена движению курсора[11], [36]-[38]. Ошибка на SCP дифференцирование варьировалась от 11% до 49%, со средним числом 22% [36], [38]. Эта конкретная задача также имела ожидаемую ошибку 50%, если классификатор был случайным. Для мю/бета ритма само регуляции было четыре возможные цели; поэтому ожидаемая ошибка, если классификатор был изменен, была 75% [36], [38]. Ошибка входа варьировалась от 28% до 76% со значением 56% [36], [38].

Заключительная общая задача, для которой были доступен набор данных, была определена как символ предмета, который был сфокусирована на основе его/ее P300 вызванных потенциалах, что вызвало вспышки различных столбцов и строк в матрице символов [39]. Поскольку тестирование этого набора данных описано в этой статье, то существует много детальных описаний в разделе данные и поддержка программного обеспечения. Классификация случайно дала бы ожидаемую ошибку 97% [36], [38]. Все условные входы комбинировали данные из множества вызванных потенциалов [36], [38]. Пять входов достигли нулевой ошибки и два регистрировало 55% и 65% ошибок [36], [38].

2) установленная BCI система: TheWadsworthBCIсистема разработана Wolpaw, McFarlandи их коллеги используют мю/бета ритм с BCIсистема использует ERDи ERS мю/бета ритмов (произведенного моторными (моторика, движение) образами)[29]. BCI описала в [43] с применением просты расчетных задач в дополнение к моторным образам [29].

III. Данные и поддержка программного обеспечения.

Два набора данных публичного домена фактических данных ЭЭГ были использована для экспериментирования в этом обучении: ЭЭГ самообучаемый ключ набора данных [45], [44] из NIPS BCI Workshop Data Competition [11]; и P300 Speller Paradigm набор данных [46] из BCI Competition 2003 [36]. Оба набора данных позволяют исследователю работать с данными из лаборатории качества машины ЭЭГ. Кроме того, гораздо проще сравнить алгоритмы, когда они были протестированы на том же самом наборе данных [15], [24]. Эти конкретные наборы данных – основа многих исследований.

Весь код для обработки эти данных были разработаны в Matlab [51], дополненными(supplemented) сигналами, обработанными Matlab Toolbox [25] и Matlab Wavelet Toolbox [10], Schwaighofer SVM toolbox [52] и SNNAP и симулятор потенциала нейронной активности [53].

А. P300 буква задачи узнавания

P300 Speller Paradigm набора данных [46] были предназначены для разработки системы, которая может интерпретировать какая буква предмета концентрируется на основанных на его/ее P300 вызванных ответов мелькания букв [39]. Предмет ЭЭГ был записан при просмотре дисплея 6х6 матрицы символов [39], [47], [48]. Предмет сконцентрирован на одном специфичной букве, в то время как строки и столбцы этой матрицы быстро мелькали. ЭЭГ отражает выявленный ответ распознания, когда мелькал столбец или строка, состоящие из буквы предмета, на котором концентрировались. Потенциально, предмет можно ввести путем концентрации на буквах из мелькающей матрицы в этот момент. Каждая из шести строк и шести столбцов мелькали в случайном порядке пока предмет концентрировался на букве. Для обеспечения есть достаточно данных для определения, на какой букве предмет концентрируется, каждый двенадцатый стимул мелькал в случайном порядке, в общей сложности пятнадцать раз перед перемещенным объектом на сосредоточенной следующей букве. Поэтому, для каждой буквы, существует пятнадцать ответов на каждый стимул. Буква предмета была сконцентрирована на возможности нахождения определения, в котором столбец и строка получили распознанные ответы.

Для того, чтобы сократить время, необходимое для подготовки и тестирования алгоритма данными, для каждой буквы, 15 ответов на каждый стимул были усреднены; задача классификатора было дифференцировать между этим усредненным распознанием и нераспознанными ответами.

В. Сравнение левостороннее и правостороннее движения рук.

The self-paced typing набор данных [44] состоит из записанных ЭЭГ потенциалов предмета, кто нажимал клавиши либо левой, либо правой рукой выбирая добровольный порядок и расчет времени. Были использованы данные только от электродов С3 и С4; эти два электрода имеют