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 оптимальныйвейвлет может аппроксимироваться из вывода(**deriving**) основных компонентов(**underlyingcomponents**) ЭЭГ. SNAP сравнивался со стандартными вейвлетами путем измерения аппарата поддержки вектора основы ЭЭГ точности классификации(**classificationaccuracy**), 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(**almosttwofold**). 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 вейвлетовконкретных ЭЭГ.

ключевые термины – интерфейс мозг-компьютер, данные по конкретнымвейвлетам, электроэнцефалография (ЭЭГ), классификация образов(**patternclassification**), распознание образов(**patternrecognition**), частотно-временные представления(**time-frequencyrepresentations**), 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(iscritical) 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(thenoisefloor).

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(throughextensivetesting), его производительность по сравнению со стандартнымивейвлетами. 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(featureselection) 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(inputfeatures). 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(evokedpotential), они редко наблюдаются в одном клиническом испытании(single-trialdata). Поэтому, вместо проектирования фильтра для одного пробного анализа(single-trialanalysis), что выбирает специфические нейроэлектрическое событие, цель этой работы состоит в создании фильтра, который выбирает нейронную активность(neuralactivity) лежащую в основе нейроэлектрических событий. Это соответствует мнению(consistentwiththeview),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(systemperformance) (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(generaloscillation) нейронной активности, предполагая, что в основе лежат компоненты ЭЭГ. Форма волны создана моделью нейронной активности после незначительных корректировок(minoradjustments), 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(reasonableaccuracy), не принимая во внимание используемый вейвлет. Применяя алгоритм к данным NIPSBCIWorkshopDataCompetition, 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(frequencybands) 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(themeanof 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 polynomialkernel) 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(levelsofdetail) 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-dimensionalembedding) 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(straightline) 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(thedotproduct) 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-dimensionalfeaturespace). 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(convexoptimization) для установления гиперпараметров(Thehyperparameters).Гиперпараметры, в дальнейшем просто упоминается как параметры, степень и регуляризирующие параметры(regularizationparameters), которые контролируют баланс между сложностями гиперплоскости и специфичностью(specificity) данных тренировочных данных. ВSVMпредставление есть локальные минимумы, эти параметры изменяются. В целом, поиск сеток(a gridsearch) 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(thevariations) 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(vialeast-squares).DWT высоко- и низкочастотные фильтры получены затем из построенного вейвлета таким образом, что любой сигнал можно проанализировать с этим подобранным вейвлетом Мейера, используя DWT. Это должно найболее подходить для сигналов с похожими формами вейвлет 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(fractalinterpolationfunctions) [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.

Методика согласованного поиска(Thematchingpursuittechnique) это другой метод для разложенного сигнала(decomposingasignal) с использованием формы волн, которые подобны тому сигналу, что анализируется. Эта методика находит взвешенную комбинацию(theweightedcombination) 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 форма 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(frequencyselectivity), степень регулярности(degreeofregularity) и как много есть нулевых моментов(vanishingmoments).

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(PrincipalComponentAnalysis (PCA)), независимый анализ компонентов(IndependentComponentAnalysis (ICA)), общая пространственная структура анализа(commonspatialpatternanalyses), временная фильтрация(temporalfiltering), мощность спектральной плотности(powerspectraldensity), временная и пространственная фильтрация(temporalandspatialfiltering) 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, изученный вектор квантователя(vectorquantizer) 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(discriminantanalysis), контролируемые нейронные сети(supervisedneuralnetworks) 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 саморегулировавание(theself-regulation) медленных потенциалов коры головного мозга(slowcorticalpotentials) и мю/бета ритмов(mu/betarhythms.). 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 NIPSBCIWorkshopDataCompetition [11]; и P300 SpellerParadigmнабор данных [46] из BCICompetition 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 MatlabToolbox [25] и MatlabWaveletToolbox [10], SchwaighoferSVMtoolbox [52] и SNNAP и симулятор потенциала нейронной активности [53].

А. P300 буква задачи узнавания

P300 SpellerParadigm 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 левостороннего и правостороннего движения рук.

Theself-pacedtyping 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 над левой и правой полусферической(hemispherical) первичной моторной корой(motorcortex), где происходит самый большой Bеreitschafts потенциал BPs. BP, также называется как потенциал готовности, медленное повышение отрицательного напряжения [49], [50]. Эта интенсивность – самая большая на стороне мозга, что контролируется движением руки. Она предшествует естественной инициализации движения и, называется, отличительной характерискикой(distinguishingcharacteristic) между левым и правым движениями. Задача классификатора – дифференциация простого испытания.

IV создание вейвлет подобного фильтра для анализа ЭЭГ

А. Разработка модели базовой нейронной активности.

Построена модель для того, чтобы получить приблизительную простейшую базовую нейронную активность мозга человека, основана на гипотезе, что основная базовая нейронная активность была распространена деполяризацией(depolarization) через популяцию нейронов. Построена модель с учетом того, как такая активность будет изменена ЭЭГ электродами.

Пока большие ансамбли bristle нейронов с потенциалом напряжения и химическими трансмиссиями, большинство из записанных ЭЭГ сигналов производятся потенциалом одного типа клеток – пирамидальные клетки(thepyramidalcells) [54]. Эти клетки имеют апикальные дендриты, которые локальны выровнены и перпендикулярны к плоскости мозга, порождающие эдс(electromotiveforces), которая может считываться электродом [54]-[56]. Многие нейроны сопряжены(areinterfaced) с пирамидальными клетками синапсами(synapses) вдоль апикальных дендритов [54]-[56]. По мере того, как пресинаптическое поле нейронов(thepresynapticneuronsfire) постсинаптические потенциалы порождены без локальных мест апикального дендрита, создают различия в напряжении вдоль этой длины и электродвижущего поля(electromotivefield), что ЭЭГ электроды могут считать [54]-[56]. Эти апикальные дендриты имеют способность внутри себя генерировать потенциалы действия; потенциалы действия поддерживают синаптические токи(synapticcurrents), которые бы, в противном случае, уменьшаются в несуществующих(nonexistence)[54]-[56]. Все же большая часть ЭЭГ производится пирамидальными клетками суммированными синаптическими потенциалами [54]-[56]. Чем короче интервал между преминаптическими потенциалами, тем более вероятно, что это и есть постсинаптические потенциалы перекрытые во времени, повышает мембранный потенциал мимо порога(the threshold) и инициализирует потенциал действия в постсинаптической клетке.

Была выдвинута гипотеза, что с точки зрения ЭЭГ электрода, сначала появилась бы волна активности, когда суммирование постсинаптических потенциалов создает диполи(dipoles) и синхронизированные потенциалы действия(triggered action potentials) из апикальных дендритов на внешнем диапазоне области чувствительности электрода. Это волна стимулировалась бы окружающими нейронами нейронной сети, которые стимулировали бы даже больше соседними, пока не вырос в пике активности и затем в конце концов угасли, волна активности, имеющая переход на другую область мозга.

Было получено, что для моделирования этого нейронного потенциала действия генерировались из стимулятора и 10 тысяч естественно распределенных случайным образом чисел. Было выбрано естественное распределение, потому что было неизвестно фактическое распределение, и часто предполагается естественное распределение, когда это и есть такой случай. Для каждого случайного числа, стимулированные нейроны потенциала действия были добавлены в массив, эта позиция во времени установлена случайным числовым значением. Результатом была сумма десяти тысяч стимулированных нейронов потенциала действия; плотность стрель была естественно распределена во времени.

Т.к. возможности использования разных распределений и типов потенциалов действия есть потенциал для семейства вейвлет подобных фильтров, что могут иметь различные степени успеха, частично в зависимости, от точности аппроксимации (комбинации распределения и формы потенциала действия) и природы коры или психической/физической задачи(mental/physical task) к которым применяется.

В. В соответствии с требованиями DWT фильтра.

Полученный массив смоделированных напряжением примеров над временем начали с небольших потенциалов действия, строит пик и угасает в соответствии с нормальной кривой(a normal curve). Для того, чтобы использовать эту сумму потенциалов действия нейрона как фильтр в Matlab DWT, конечно должны были быть выполнены требования. DWT использует два фильтра для разложения сигналов: низкочастотный(a low-pass) (функция масштабирования(the scaling function)) и высокочастотный(a high-pass) (вейвлет).

Было вычислено, что большая часть энергии суммы потенциалов действия нейрона принадлежит к нижней части спектра(the lower half of the spectrum), поэтому он был преобразован в низкочастотный фильтр из высокочастотного фильтра (фильтр квадратурного зеркала (quadrature mirror filter)). Для трансформирования суммы потенциалов действия нейрона в DWT низкочастотный фильтр, были скорректированы свойства формы волны для приспособления к DWT спектральному фильтру низких частот, и требования суммы, нормы и длины.

Фильтр низкочастотный даубеши(Db4) формы волны аналогичный для суммы потенциалов действия нейрона, поэтому он был выбран в качестве руководства в процессе трансформации. Можно наблюдать сходство путем сравнения общей формы суммы потенциалов действия нейронов в фигуре 3d и Db4 масштабирующей функции (в области времени(in the time domain)) в фигуре 4а. они оба имеют сильно затухающий сигнал синусоидальной волновой формы.

Поскольку вейвлет Db4 в Matlab Wavelet Toolbox длиной восемь примеров, то длина суммы потенциалов действия нейрона была также установлена в восьми примерах. Db4 низкочастотный фильтр не имеет энергии в самой высокой частоте бин FFT; поэтому энергия в самой высокой частоте бин восьмого примера суммы потенциалов действия нейрона, удалена принимая свой комплекс FFT и настройку энергии в самой высокой частоте бин обоих действительный и мнимых частей нуля. Был применен обратный фильтр FFT к модифицированному спектру для реконструирования формы волны результирующего низкочастотного фильтра. Спектр величины FFT показан на фигуре 5. Для того, чтобы Matlab DWT низкочастотный фильтр соответствовал требованиям суммы 1.0 и нормы /2, было сделано путем регулировки амплитуды и суммы фильтра. Прежде чем использовать фильтр в вейвлет анализе, на финальном шаге необходимо инсталлировать, как масштабирующую функцию (низкочастотный фильтр) в Matlab Wavelet Toolbox. После того как, установлено Wavelt Toolbox и вычисляет квадратурный зеркальный фильтр, то полученный фильтр соответствует вейвлету (высокой частоты(high-pass)). Эта пара вейвлет и масштабирующая функция подобная фильтрам называются суммой потенциалов действия нейронов или SNAP фильтр.

Ссылка [58] описывает вейвлет подобные фильтры, который имеет константу Q - доля ширины полосы пропускания фильтра к центру частоты. Во время вейвлет анализа, вейвлет распространяется к измерению энергии в разных масштабах (полосы частот(frequency bands)), но определение, расширение не изменяют масштаб вейвлетов/фильтров. Поэтому, все они сохраняют константу Q.

SNAP фильтр также соответствует всем установленным требованиям DWT фильтра указанным в Matlab Wavelet Toolbox, особенно, имеющие соответствующие спектральные свойства используются как высокочастотная/низкочастотная пара для DWT или CWT разложений(decompositions), даже если он не имеет другие сложные математические свойства, что например, включает стандартный вейвлет, что отлично восстановит входной сигнал. Поэтому, хотя это не вейвлет, SNAP фильтр – вейвлет подобный фильтр, который может быть использован в вейвлет преобразовании для анализа сигналов и производстве коэффициентов для использования в качестве признаков в классификаторе.

С. Актуальность SNAP фильтра для различных масштабов ЭЭГ вейвлет анализа.

SNAP фильтр разработан для согласования с общими колебаниями(a general oscillation) нейронной деятельностью. Т.к. существует несколько различных нейронных ритмов найденных в ЭЭГ, что создает подсистемы в различных размерах(subsystem), этот фильтр может хорошо обрабатывать, несмотря на масштаб. Возможности разработки масштаба конкретных ЭЭГ фильтров описанных в разделе VII.

V. вейвлет сравнение через распознание паттерна

Существует много способов оценки вейвлет соответствий для специфического типа сигнала и был использован очень прямой метод в этой статье. Классификатор прошел подготовку и проверку на дифференциацию между ЭЭГ сигналами из двух разных классов, таких как левое и правое движение рук. Классификатор идентифицировал класс ЭЭГ сигнала основанном на этих вейвлет коэффициентах. Обучая и тестируя классификатор, используя разный вейвлет для генерации каждый раз коэффициентов, можно сравнить, насколько эффективны вейвлеты по отношению друг к другу. Процесс включает в себя вейвлет анализ, выбор особенности и классификацию SVM.

А. предобработка и анализ сигнала для P300 письма записанных данных.

Р300 Speller Paradigm набор данных является непрерывный поток ЭЭГ данных из большого массива электродов. Cz электрод выбран после рассмотрения набора данных в документации, в каждой диаграмме(a chart) отображается высокая корреляция между дисперсией сигнала(signal variance) Cz электрода и без вспышки в строке/колонке, которая включает сконцентрированное письмо. Документация также включает демонстрационный анализ в котором использовались данные с Cz электрода. Были извлечены сегменты данных(Segments of data) из патока Cz электрода; каждый сигнал был длиной 600мс, начиная с того момента, как начался стимул вспышкой. Были отделены сегменты в двух группах, с записанными и незаписанными ответами, основанными на предоставленных метках с данными. Как разъяснено в «данные и поддержка программы», каждый установленный пятнадцатый сегмент был усреднен в сегменте для уменьшения необходимого времени для обучения и тестирования классификатора. Эти усредненные сегменты затем анализировались с помощью DWT (на максимально возможном разложении семи масштабов), в результате в наборе вейвлет коэффициентов, которые используются как входные для классификатора.

В. Предобработка и анализ сравнения левого движения рук с правым.

Самостоятельно типирование набора данных - коллекция сегментов, каждые 1500мс длины и конец 120мс до нажатия клавиши(keypress). Для каждого сегмента рассчитывалась разница между С3 и С4 электродами. Это называется биполярной деривацией(the bipolar derivation) (первая пространственная производная(the first spatial derivative)). Подчеркивается, что боковое несходство между ЭЭГ сигналами с левого и правого двигателя коры головного мозга, над которыми расположены С3 и С4 электроды. Разница сигналов затем анализировалась с помощью DWT (в максимально возможном разложении 10 масштабов), в результате использовались вейвлет коэффициенты как входные для классификатора. Вейвлет анализ этой разницы сигналов сделал вывод коэффициентов с большими различимостями, которые определены в (1), что коэффициенты из вейвлет анализа С3 и С4 индивидуальными электродами.

С. Выбор особенностей.

Было выбрано подмножество вейвлет коэффициентов (коэффициенты, полученные с помощью вейвлет анализа) как входные (особенности) для классификатора. Вычислительные ограничения(Computational limitations), влияющие на SVM обучение ограничено максимальным количеством использованных коэффициентов с аппроксимацией 100 (5% общего числа произведенные вейвлет анализом самостоятельно типированного набора данных и 50% общего числа произведенных вейвлет анализом Р300 набора данных). Были упорядочены коэффициенты по категориям(rank-ordered) различимости и был обучен классификатор на n коэффициентов с наибольшими различимостями, где n определен методом поиска сеток(the grid search method) описанный в разделе V-D. Не было порога для различимостей выбранных коэффициентов.

Для того, что бы визуализировать значения различимочтей, были анализированы сигнала с непрерывным вейвлет преобразованием(the continuous wavelet transform) CWT. В отличии от DWT, CWT производить некоторое количество коэффициентов для каждого масштаба. Полученные коэффициенты могут быть организованы в матрицу и график(plotted), как картинку, в котором коэффициенты значений рзличимостей отображаются на цветной карте. Это производит карту различимостей через частоту и время. Карта различимостей на фигуре 7е и 8е показывает области частоты и время, где были расположены коэффициенты с высокими различимостями. Из-за ясности CWT карта различимостей и легкость их создания, не созданы DWT карты различимостей. Тем не менее их можно создать.

Замечание: как показано в псевдокоде(the pseudo-code) раздела V-D, во время перекрестной проверки, были вычислены различимосте из кросс-валидации обучающего набора данных. Это помогла предотвратить переобучение.

D. классификация паттерна

После того, как особенности были ранжированы различимостью, классификатор, многочлен SVM прошел обучение и тестирование с использованием десятикратной перекрестной проверки данных. Найдены значения параметров, поиск сети, которая является стандартным методом были использованы. Была выполнена перекрестная проверка каждой комбинации значений без установления диапазона следующих параметров: многочлен SVM степени загрузки ядра, которая устанавливает уровень многомерного вложения(high-dimensional embedding); SVM стоимостный показатель, который контролирует специфичность классификатора в обученных данных; и количество используемых особенностей. Для каждой комбинации значений параметров 90% сигналов были выбраны случайным образом, чтобы работать в качестве обученного набора. SVM прошел обучение на обученном наборе и проверенном на оставшиеся 10% сигналов (те, которые не включены в обученный набор). Это повторялось десять раз для каждой комбинации значений параметра; была записана средняя частота появления ошибок во всех десяти тестовых наборах. В заключении, комбинация значений параметров с которыми SVM дали самый низкий уровень ошибок перекрестной проверки были записаны, наряду с самой частой ошибкой.

Следующий псевдокод описывает этот поиск сетки параметров SVM.

Заметим, что SVM степень диапазона параметров включает степень одного, в котором SVM представляет собой линейный классификатор. Поэтому, метод поиска сетки имеет возможность выбора, основанный на ошибке перекрестной проверки, либо решении линейной краевой задачи или наиболее подходящей степени нелинейности.

С целью записи количества установок пытались для каждого параметра и, таким образом, сокращая время вычислений, была сделана серия участков для наблюдения некоторых значений параметров, которые явно превосходят другие. Как продемонстрировано в фигуре 9, существует не очевидная тенденция к улучшению или ухудшению перекрестной проверки ошибки для любых значений степени или стоимости. Не было также никаких очевидных тенденций для числа используемых особенностей.

Процесс вычисления перекрестной проверки ошибки для каждой комбинации параметров настроек, которые повторялись для каждого вейвлета. Общее время расчетов вейвлета было примерно восемь часов на Dell Inspiron 8200. Большая часть чего-либо на этот раз было потреблено неоднократной тренировкой SVM. Поэтому может быть обоснованно предположено, что после обучения SVM, который будет делать офф-лайн в любом случае, этот процесс может быть применен в системе режима реального времени. DWT алгоритм с коэффициентом полезного действия(efficiency) будет применяться к ЭЭГ данным и доля этих выходных коэффициентов, что были выбраны во время обучения как различимые особенности, будут затем входными для обучения SVM. SVM будет определять каждый новый класс сигналов по отношению к SVM гиперплоскости – относительно быстрый процесс.

Е. Эксперимент Непрерывного вейвлет преобразование CWT

Т.к. SNAP фильтр формы волны очень похож на Db4 и Db4 использовался как главный во время преобразования SNAP фильтра в DWT низкочастотный, был проведен дополнительный эксперимент для проверки процесса создания фильтра в основе которого нет потенциалов действия, в результате воссоздания(re-created) Db4 вейвлета или варианта этого.

Данные лево и право движения рук предварительно обработаны как до, но CWT, не DWT – был проведен анализ. Значения различимотсей для всех CWT коэффициентов отсортированы по значению и нанесены на график (см. раздел V-C). Это было выполнено однажды при использование SNAP фильтра и Db4. (CWT использует высокочастотный аналог(high-pass counterpart) фильтра/вейвлета по определению). Был выбран CWT потому, что он измеряет соответствия между вейвлет/фильтр и сигналом на много большим по моментам времени и масштабом DWT. Это увеличивает вероятность того, что вейвлет/фильтр будет сравниваться с сигналом в этом момент времени и масштабом, при котором он наиболее точно соответствует сигналу. Если различимости Db4 и SNAP CWT коэффициенты очень похожи, то это укажет, что они сами очень похожи.

F. NIPS2001 Семинар по взаимодействию мозга и компьютера: после семинара данных соревнования.

Был использован ЭЭГ классификационный алгоритм для сравнения проверенной фильтр/вейвлет относительной эффективности. Чтобы проверить его использование как платформы для вейвлет сравнения, его собственная эффективность была в сравнении с шестью записями в 2001 NIPS ЭЭГ конкурса данных. Алгоритм фильтр/вейвлет установлен SNAP и SVM родственные параметры (степень, цена и количество особенностей) установлены зарегистрированные значения, когда была достигнута самая низкая ошибка перекрестной проверки. Проведена подготовка по всем данным (которые ранее были разделены в обучении и тесте, который установлен для перекрестной проверки). Обученный алгоритм был затем испытан на официальном тестовом наборе, данные алгоритма некогда ранее не обучались и не проверялись.

VI результаты

А. Р300 распознание букв

Уровень производительности каждого вейвлета для задачи распознания Р300 букв обобщается в таблице1. Вейвлеты проверены в порядке от лучшего алгоритма производительности к худшему.

Коэффициент ошибок алгоритма использовался как функция вейвлет/фильтр и ранжировался от 6,92% до 11,99%, почти в два раза(twofold), когда дифференциация между Р300 распознанными и нераспознанными ответами с мелькающими буквами. Алгоритм достигнул, при использование SNAP фильтра, 6,92% ошибки, лучше чем для любого из шести стандартных испытанных вейвлетов (7,14% до 11,99% ошибок, исключая седьмой вейвлет Хаара – 50% ошибки).

В. Сравнение левого и правого движения рук.

Уровень производительности каждого вейвлета для задачи сравнения левого и правого движения рук обобщается в таблице 2. SNAP фильтр с которым достигнута 10,03% ошибки занимает второе из шести стандартных вейвлетов, которые ранжировались от 9,54% до 12,00% ошибки. Диапазон точности(The range of accuracy) для этой задачи не самый лучший как у задачи Р300 распознанных букв, но все еще возможно увидеть относительный успех каждого вейвлета. Через оба набора данных может наблюдаться общая тенденция; SNAP фильтр или Coif3 вейвлет выполнены лучше всего, затем следует биортогональные(the Biorthogonal), Симплет(Symlet), вейвлет Даубеша.

С. CWT значение значения коэффициента различимости(*Coefficient Discriminability*) данных левого и правого движения рук.

Значения различимости для CWT коэффициентов отсортированы по значению и графику на рисунке 10., которые показывают, что SNAP коэффициенты были последовательно(consistently) больше различимы, чем коэффициенты Db4. Наклон (The slope) SNAP отсортированной различимости графика был нежнее, чем Db4 поскольку тенденция большой различимости продолжили через практически все SNAP коэффициенты. Сравнение значений различимости SNAP и Db4 CWT коэффициентов является еще одним подтверждением, что они действительно разные фильтры, несмотря на факт того, что использовался Db4 как главный во время преобразования SNAP фильтра.

D. NIPS2001 Семинар по взаимодействию компьютера с мозгом пост семинар результатов конкурса данных.

При ранжировании по производительности на тестовом наборе(the competition test set) для набора данных левого и правого движения рук, описанный в этой статье ЭЭГ классификационный алгоритм (который для этого испытания использовал SNAP фильтр) производил коэффициент ошибок(an error rate of) 7% (см. таблицу 3). Это была не формальная запись в испытании, но эта производительность была всего 2 процентных пункта(percentage points) позади записей из NASA Ames Research Center and Tsinghua University и 3 процентных пункта позади победителя испытаний. Также было на 6 процентных пунктов более точным, чем следующая самая точная запись.

VII Обсуждение.

Вейвлет/вейвлет подобный фильтр использован в ЭЭГ классификационном алгоритме, который имеет заметный эффект над общей производительностью на испытанном наборе данных. Легитимность алгоритма(The algorithm’s legitimacy) как платформы для вейвлет сравнения утверждена международной конкурентоспособной производительностью на NIPS набор тестов для соревнования. Из девяти проверенных SNAP фильтр и Coif3 вейвлет выполнены лучше всего и являются наиболее подходящими для ЭЭГ анализа. Результаты обнадеживают, т.к. SNAP и Coif3 выполнены лучше всего на двух наборах данных (две разные задачи и два разных предмета). Одна из задач является добровольным движение(a voluntary movement), а вторая включает ответ распознания от мелькающих столбцов/строк букв.

Эти две разные задачи имеют в значительной степени(substantially) разные типы отличительных признаков(distinguishing characteristics), что использовали SNAP и Coif3 для кодирования в вейвлет коэффициенты. Наиболее очевидная отличительная характеристика для задачи сравнения левого и правого движения рук является BP - неуклонно растет разница в напряжении (около DC) сквозь две стороны моторной коры(the motor cortex). Когда сигналы распознания Р300 букв усредняются по многим испытаниям, известная отличительная характеристика является положительный спайк(a positive

spike) с напряжением 300мс после вспышки.

Однако карты различимости (рис.7е и 8е) указывают, что может быть больше сложных явлений, что не возможно наблюдать при других значениях визуализации. Это очень очевидно для данных Р300: в отличие от одного положительного всплеска(positive spike visible), когда вместе усредняются Р300, карта различимости показывает две очень особенные области различимости от 250 до 350мс и от 430 до 520мс после вспышки. Карта различимости для сравнения данных левого и правого движения рук также показывает другие области различимости, чем у ВР. Карта показывает увеличение различимости в самых низких частотах, начиная с 0,75с до начала движения пальца, который согласуется с определением ВР, но также показывает область различимости между 1,5 и 1,3с до начала движения пальца. Эти дополнительные явления, хотя и видимы в картах различимости, может быть тоже неуловимыми, чтобы выбрать в исходных данных. Они могут также быть усреднены из усредненных сигналов, даже хоть другие отличительные признаки(distinguishing characteristics) являются более очевидными до усреднения (см рис 1b и2). Они могут быть все еще видны в картах различимостей потому, что различимости вычисляются из вейвлет коэффициентов всех отдельных испытаний, которые не являются усредненными сигналами.

Превосходные характеристики SNAP и Coif3 на обоих наборах данных могут указывать на то, что они особенно подходят для кодирования, не являясь особыми отличительными характеристиками как Р300 ответами распознания или BPs, но являясь основной деятельностью, которую они составляют. Вейвлет и вейвлет подобные фильтры, что хорошо подходят для кодировки основной деятельности ЭЭГ являются сенными потому, что такие фильтры были бы затем, предположительно, эффективны для кодирования любой отличительной искусственно созданной, из такой, основной деятельности. Эта общая применимость может быть гораздо более желательной, чем имеющийся конкретный фильтр или вейвлет, который подходит только для кодирования, для примера, BPs особенно, с указанными картами различимостей, что существует более отличительные характеристики, чем те, что уже хорошо известны. Кодирование всех отличительных характеристик является критическим с тех пор, как они есть, что накладывает классификатор на определение, какому класс ЭЭГ сигнал принадлежит. ЭЭГ данные могут в целом состоять из основной деятельности, для которой SNAP и Coif3 может особенно хорошо подходить для кодирования.

Есть один усложняющий фактор – 2 набора данных обработаны так, что данные произвольного движения были на самом деле разницей между двумя электродами, и данные Р300 на самом деле были средним нескольких ответов на вспышки. Поэтому, были анализированы данные, что по-прежнему включают основную деятельность, но не в первоначальном виде. Несмотря на это, производительности SNAP и Coif3 последовательно превосходила те другие проверенные вейвлеты. Производительности SNAP и Coif3 были также слишком близки для значимого сравнения друг с другом.

Из-за эффективности фильтра SNAP на обоих наборах данных, данные не опровергают гипотезу, что благодаря, форме, полученной на основе нейронной модели(neuronal-model-derived), SNAP фильтр может иметь связь с основной нейронной активностью, которая производит связанные потенциалы с обоими задачами произвольного движения и визуализации. Кроме того, эта модель нейронной активности не оптимизирована в любую другую для максимизации производительности SNAP фильтра. Возможно было бы выполнить поиск в сетке (похоже на нахождение лучших настоек для SVM параметров в этой статье) вдоль диапазона типов нейронного потенциала действия и распределения для оптимизации модели и создания более эффективных версий этого фильтра. Есть возможность поиска версий, которые особенно подходят для определенной коры, масштабов времени и/или умственных задач(mental tasks). Использованная в этой статье модель нейронной активности не разработана для конкретных размеров или типов сети нейронов.

Результаты еще более интригуют, когда сравнивают первоначальные намерение и конечный результат. Первоначальные намерения были в создании фильтра, который возможно было бы использовать вместо вейвлетов в вейвлет анализе и, который соответствует основной деятельности мозга. Для DWT анализа, необходимы два фильтра, высокочастотный (вейвлет) и низкочастотный (масштабирующая функция). И хотя оба фильтра являются интегралом для анализа, большинство результирующих коэффициентов DWT рассчитываются непосредственно с использованием высокочастотного (вейвлет) и только косвенно их низкочастотного (масштабирующая функция). Поэтому, в идеале сделать высокочастотный в фильтр, который соответствует основной нейронной деятельности мозга. Однако сумма потенциалов действия нейрона может служить как низкочастотный (масштабирующая функция), благодаря своим спектральным свойствам. Поэтому, когда используется фильтр пара SNAP, большинство коэффициентов производится не низкочастотным фильтром, выведенным из суммы потенциалов действия нейронов, но квадратурным зеркальным фильтром – SNAP высокочастотным.

Несмотря на этот разворот, данные указали, что SNAP фильтр пара был одним из наиболее подходящим из тех, что выбирали для ЭЭГ анализа. Есть одно из возможных объяснений – когда сигнал разлагается в приближения и элементы, суммы потенциалов действия нейрона сохраняются в приближения, пока элементный фильтр (вейвлет) является высокочастотным фильтром, наступления и смещения сумм (рассматривая суммирование по существу как импульсы(pulses)) кодируются, несмотря на то, что это менее эффективно, в двух или более элементах коэффициентов. Пока вейвлет анализ, по существу, является мультиразрешающим анализом(a multiresolution analysis), суммы потенциалов действия нейронов, происходящие на разнице масштабов времени, могут быть изолированы в разные масштабы вейвлет анализа.

Потенциально, фильтр SNAP может быть первым целого семейства. Возможно, можно построить фильтры из разнообразия нейронных моделей. Могут быть даже модели, которые могут служить как высокочастотный фильтр для создания высокочастотного, который соответствует фильтру пара, в котором высокочастотный фильтр является фильтром, который соответствует основным ЭЭГ компонентам.

Интересно, что алгоритм декомпозиции вейвлет пакетов использует оба высокочастотный и низкочастотный фильтры для непосредственного расчета выходных коэффициентов. Поэтому, несмотря на то, что сумма потенциалов действия нейрона преобразуется в масштабирующую функцию или вейвлет, алгоритм вейвлет пакетов было бы возможно использовать как прямое соответствие между сигналами и соответствие ЭЭГ компонентам фильтра пара. Использование фильтра SNAP в анализе вейвлет пакетов затем сделала бы обратную связь по частоте(the frequency-inverted relationship) больше не проблемой. Даже если нейронная модель производит вейвлет формы, лучше всего подходящие для полосового фильтра, но которые не может быть использован в DWT, как вейвлет мексиканская шляпа, он может потенциально быть использован в непрерывном вейвлет преобразовании.

Дополнительно, хотя вейвлеты ограничиваются имеющейся такой же формой для каждого масштаба, вариации(variations) нейронной модели могут быть практически применимы для определенны масштабов разложения ЭЭГ и анализа. Можно было бы создать банк фильтров в котором каждый масштаб анализируется при помощи специально разработанного фильтра для этой шкалы времени. Успешное создание новых фильтров и банков фильтров может быть способом для дальнейшего зондирования нейронных механизмов после ЭЭГ, изучая конкретные данные вейвлет подобных фильтров и улучшая анализ ЭЭГ для классификации паттернов в приложениях как BCIs.

Подтверждение

Автор с благодарностью отмечает много полезных технических обсуждений с B. Florez, J. Gelfand, M. Glassman, T. S. Lee, A. Schurger, E. Shih, and S. Takerkart. Большое спасибо участникам Princeton University Cognitive Electrophysiology Lab за всех их поощрение, помощь и поддержку.