

КЛАССИФИКАЦИЯ СИГНАЛОВ ДЛИННОЛАТЕНТНЫХ КОГНИТИВНЫХ ВЫЗВАННЫХ ПОТЕНЦИАЛОВ

В.Г. Адамов, А.А. Трибрат

Донецкий национальный технический университет,

г. Донецк, Украина

кафедра автоматизированных систем управления

В статті розглянуто побудова признакового простору та використання статистичного байесовського класифікатора з метою розпізнавання сигналів довголатентних викликаних потенціалів на основі енергетичних спектрів вейвлет-перетворювання.

Постановка проблемы и её актуальность. Одной из основных проблем современной медицины является ранняя диагностика заболеваний. В настоящее время для решения задач клинической диагностики все чаще используются современные компьютерные технологии. Они находят широкое применение в нейрофизиологии, в том числе при выявлении поражений центральной нервной системы (ЦНС): демиелинизирующих и дегенеративных заболеваний, болезни Паркинсона и др.

Для неинвазивной диагностики заболеваний в нейрофизиологии наиболее часто используется инструментальный метод электроэнцефалографии (ЭЭГ), основанный на регистрации спонтанной электрической активности головного мозга. Сигналы электрической активности, которая синхронизирована с внешними стимулами, например визуальными или слуховыми, называют вызванными потенциалами (ВП).

Цель исследования. В большинстве случаев анализ сигналов вызванных потенциалов представляет собой достаточно сложную задачу, а результат диагностики во многом зависит от субъективной оценки врача-нейрофизиолога. Тем не менее, сигналы ВП позволяют получить ряд физиологических параметров, таких как амплитуда и латентность характерных пиков сигналов, которые используются в диагностической практике.

В целом, изменения электрофизиологических параметров когнитивных вызванных потенциалов, отражающих интегративную деятельность мозга, заключаются в удлинении межпиковой латентности и снижении амплитуды.

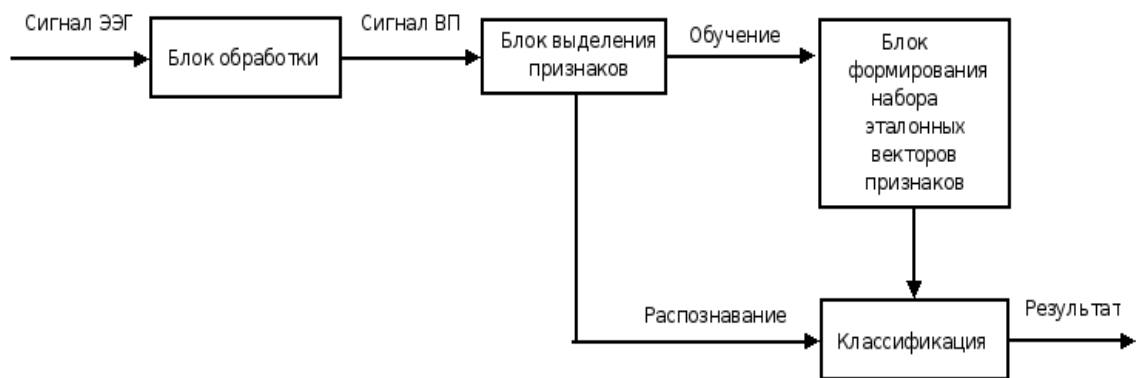


Рис. 1. Структурная схема системы распознавания.

Для классификации сигналов ВП необходимо представление исходного сигнала в виде вектора признаков, характеризующих состояние заболевания. Структурная схема используемой в таком случае системы распознавания представлена на рис. 1. Универсальным представлением набора признаков, которое может эффективно использоваться при построении экспертных систем, являются дискретные ряды, получающиеся при разложении сигналов ВП по системе ортогональных функций.

В работе [1] рассмотрено использование локальных и глобальных энергетических спектров, рассчитываемых на основе вейвлет-коэффициентов непрерывного разложения сигналов ВП, в качестве информативных признаков для диагностики заболеваний ЦНС. Целью данной работы является построение классификатора сигналов длиннолатентных когнитивных вызванных потенциалов для выявления нарушений мышления при дегенеративных процессах ЦНС.

Постановка задач исследования. Проблема классификации сигналов ДКВП заключается в разработке решающих процедур для отнесения данных к различным классам образов.

Наивный классификатор Байеса представляет собой простой и понятный подход для использования и изучения вероятностных знаний [2, 3]. При использовании наивного классификатора Байеса предполагается, вектор признаков X представляет собой набор из n случайных величин:

$$X = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_n) \quad (1)$$

Решающее правило о принадлежности объекта с набором признаков X к классу c_i строится на основе формулы Байеса:

$$P(C = c_k | X) = \frac{P(X | C = c_k)P(c_k)}{\sum_i P(X | C = c_i)P(c_i)} \quad (2)$$

где

c_i — i -тый класс,

$P(c_i)$ — априорная вероятность класса c_i , определяемая по статистическим данным,

$P(X | c_i)$ — вероятность признаков у класса c_i ,

$P(c_i | X)$ — апостериорная вероятность класса c_i для набора признаков X .

При использовании непрерывной случайной величины в наивном классификаторе Байеса возникает необходимость представления распределений $P(X | C)$. Одним из возможных подходов заключается в том, чтобы для каждого возможного дискретного значения c_k использовать гауссовское распределение непрерывных значений x_i , которое определяется средним значением и стандартным отклонением, специфическим для x_i и c_k . Таким образом, для обучения классификатора необходимо оценить среднее значение и стандартное отклонение гауссовского распределения для каждого из классов обучающей выборки:

$$\hat{\mu}_{i,k} = E(x_i | C = c_k) = \frac{1}{\sum_j \delta(C^j = c_k)} \sum_j x_i^j \delta(C^j = c_k). \quad (3)$$

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{i,k}^2 &= E[(x_i - \mu_{i,k})^2 | C = c_k] = \\ &= \frac{1}{\sum_j \delta(C^j = c_k)} \sum_j (x_i^j - \hat{\mu}_{i,k})^2 \delta(C^j = c_k) \end{aligned} \quad (4)$$

В таком случае распределение случайных величин вектора признаков $P(X | c_i)$ можно представить в виде:

$$P(X = xi | C = ck) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left[-\frac{(x - \mu_c)^2}{2\sigma^2}\right] \quad (5)$$

Решение задач и результаты исследования. Исследование длиннолатентных когнитивных вызванных потенциалов (ДКВП) на значимый стимул проводилось при помощи компьютерного диагностического комплекса «Эксперт» (Tredex). Частота дискретизации сигнала ЭЭГ составляла 200 Гц. Для подавления высокочастотных помех использовался НЧ-фильтр на 30 Гц.

Длительность полученных сигналов ДКВП составила 1000 мс.

Проведены исследования групп здоровых людей (36 человек), пациентов с дегенеративными заболеваниями (28 человек) и пациентов с рассеянным склерозом (22 человека). Пространство признаков для классификатора строилось на основе локальных энергетических спектров вейвлет-преобразования сигналов ДКВП.

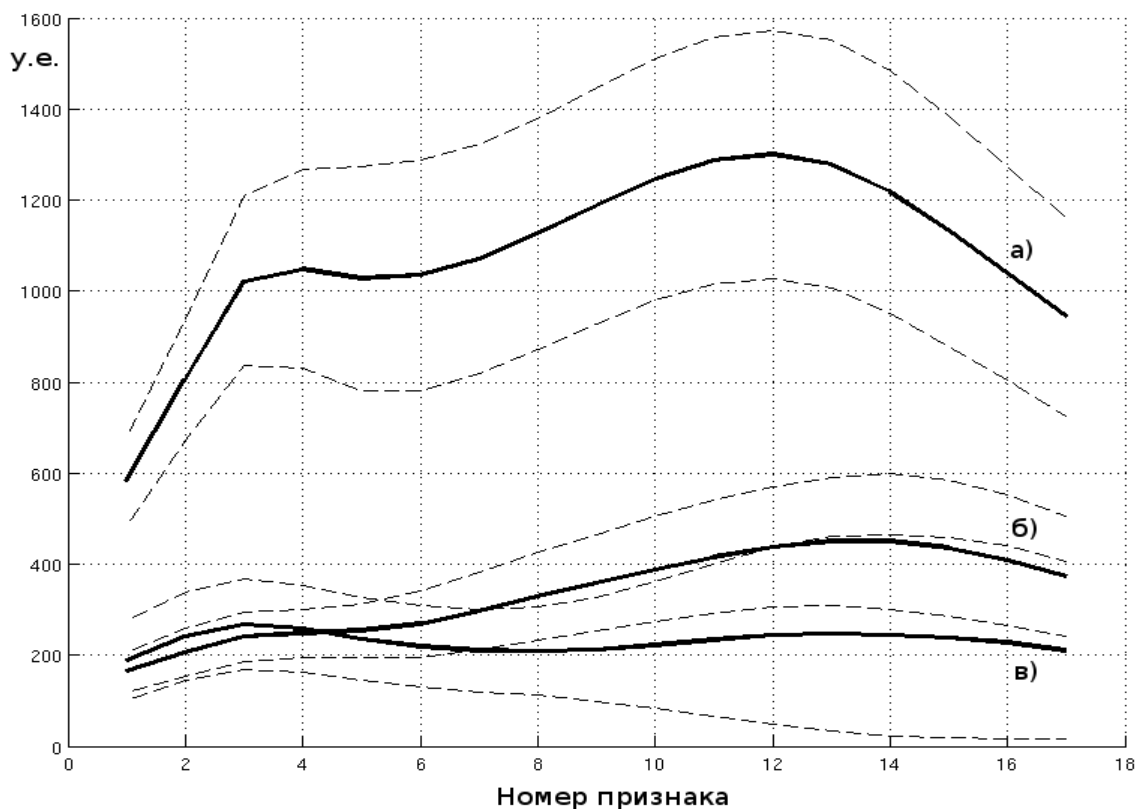


Рис. 2. Пространство признаков для группы здоровых людей (а), пациентов с РС (б) и пациентов с ДЗ (в). По оси абсцисс отложены номера признаков, по оси ординат отложены значения признаков в условных единицах. Пунктиром обозначены значения СКО.

На рис. 2 приведены значения признаков в условных единицах для группы здоровых людей, пациентов с РС и пациентов с ДЗ. Пунктиром обозначены значения СКО. Как видно из рис. 2, признаковое пространство для группы здоровых людей значительно отличается от пространства признаков для групп пациентов с различными заболеваниями. Признаковые пространства для групп пациентов с РС и ДЗ значительно пересекаются. Результаты классификации с использованием трех классов приведены в таблице 1.

Таблица 1. Результат классификации с использованием трех классов.

Класс		Количество верных ответов	Количество неверных ответов	Всего примеров	
1	Здоров	Абс.	36	0	36
		%	100	0	50
2	Дегенеративные заболевания	Абс.	12	2	14
		%	86	14	19
3	Рассеянный склероз	Абс.	14	8	22
		%	64	36	31
Всего ответов		Абс.	62	10	72
		%	86	14	100

Проведенные эксперименты по классификации сигналов ДКВП с использованием трех классов показали высокую точность идентификации (табл. 1) для группы здоровых людей (100%). Для групп пациентов с РС и ДЗ точность идентификации составила соответственно 64% и 86%.

Выводы. Проведен эксперимент с целью формирования набора эталонных векторов признаков для экспертных систем диагностики заболеваний ЦНС с использованием реальных данных ДКВП. Для диагностики заболеваний ЦНС использовано признаковое пространство, сформированное на основе энергетических вейвлет-спектров сигналов ДКВП в сочетании с классификатором Байеса.

На базе сформулированного подхода разработано эффективное алгоритмическое обеспечение для поддержки принятия решения в задаче диагностики заболеваний ЦНС.

Литература

1. Адамов В.Г., Трибрат А.А. Анализ сигналов длиннотентных когнитивных вызванных потенциалов с использованием вейвлет-преобразования. // Вестник херсонского национального технического университета №1(30) — 2008г. - с. 312-317.
2. Р. Дуда, П. Харт. Распознавание образов и анализ сцен. М: «МИР» — 1976г.
3. Барсегян А.А. Технологии анализа данных: Data Mining, Visual Mining, Text Mining, OLAP / А.А. Барсегян, М.С. Куприянов, В.В. Степаненко, И.И. Холод. — 2-е изд., перераб. и доп. — Спб.: БХВ-Петербург, 2007. — 384 с.

Получено 28.05.09