

РАСПОЗНАВАНИЕ ТИПОВ ПАТОЛОГИИ У ДЕТЕЙ С ОДНОСТОРОННИМИ ПОРАЖЕНИЯМИ ГОЛОВНОГО МОЗГА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ АНАЛИЗА ФРАКТАЛЬНОЙ ДИНАМИКИ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Е. Л. Вассерман¹, Н. К. Карташев, Р. И. Полонников

Санкт-Петербургский институт информатики и автоматизации РАН,
¹Санкт-Петербургский научно-исследовательский психоневрологический институт им. В.М.Бехтерева МЗ РФ
199178, Санкт-Петербург, 14-я линия В.О., д. 39
polon@mail.iias.spb.su

УДК 007: 621.391

Е. Л. Вассерман, Н. К. Карташев, Р. И. Полонников. Распознавание типов патологии у детей с односторонними поражениями головного мозга с использованием анализа фрактальной динамики электроэнцефалограмм // Труды СПИИРАН. Вып. 1, т. 1. — СПб: СПИИРАН, 2002.

Аннотация: *Приводится краткое описание новой информационной технологии на базе анализа фрактальной динамики коротких отрезков электроэнцефалограмм и результатов компьютерного эксперимента по автоматической классификации типов патологии. Обсуждаются также результаты корреляционного анализа предложенных информационных фрактальных характеристик и клинических, нейрофизиологических и интегральных нейропсихологических показателей работы головного мозга у обследованных пациентов. — Библ. 6 назв.*

UDC 007: 621.391

E. L. Wasserman, N. K. Kartashev, R. I. Polonnikov. Recognition of pathology type in children with unilateral brain lesions using analysis of fractal dynamics of electroencephalograms. // SPIIRAS Proceedings Issue 1, v. 1. — SPb: SPIIRAS, 2002.

Abstract: *New informative technologies on the base of fractal dynamics analysis of short fragments of electroencephalograms and the results of computer experiment on automatic classification of pathology types are briefly described. Also the results of correlation analysis of suggested informative fractal characteristics as well as clinical, neurophysiological and integral neuropsychological indexes of brain work in investigated patients are discussed — Bibl.6 items.*

В ходе многопланового клинко-физиологического и нейропсихологического исследования [1, 2] Е. Л. Вассерманом был обследован 51 человек с преили перинатальным унилатеральным поражением головного мозга, приведшим к гемипаретической форме детского церебрального паралича (ДЦП), в возрасте 6-17 лет (поражение левого полушария большого мозга с правосторонним гемипарезом (ПГ) — 33 чел., правого полушария с левосторонним гемипарезом (ЛГ) — 18 чел.) и 11 человек того же возраста с гемипарезами, приобретенными в постнатальном периоде развития (ПГ — 4 чел., ЛГ — 7 чел.). Все больные самостоятельно передвигались, обслуживали себя в быту и обучались по общей школьной программе или по программе для детей с задержкой психического развития. В контрольную группу вошли 47 практически здоровых школьников того же возраста. Электроэнцефалографическое (ЭЭГ) исследование проводилось в стандартных условиях, с использованием обычных ориентировочных и провоцирующих функциональных проб, визуальным и математическим анализом и балльной оценкой основных параметров. Использовалась схема расста-

новки 12 «активных» электродов по системе R. Jung (1953). Запись производилась с использованием монополярных отведений и спаренных ушных электродов в качестве «референтного», на 16-канальном аналоговом электроэнцефалографе производства фирмы «Medicor» (Венгрия), с фильтром высоких частот 30 Гц и постоянной времени 0,3 с. Через 12-разрядный аналого-цифровой преобразователь с частотой дискретизации 200 Гц сигнал вводился в IBM PC Pentium и записывался на магнитный диск. Управление работой АЦП, мониторингом ЭЭГ во время исследования и записью на диск производились с помощью оригинальной компьютерной программы, разработанной в лаборатории нейрофизиологии ребенка Института эволюционной физиологии и биохимии им. И.М.Сеченова РАН. Дальнейшая обработка ЭЭГ производилась в режиме постреального времени. Анализировалась фоновая активность, регистрируемая в состоянии пассивного бодрствования с закрытыми глазами; эти фрагменты ЭЭГ не содержали грубых артефактов, но дополнительно не очищались от них после записи.

По клиническим данным и результатам визуального анализа ЭЭГ были произведены 8 вариантов группировок испытуемых:

- 1) с ПГ (ДЦП) (33) и с ЛГ (ДЦП) (18);
- 2) все больные с ПГ (37) и все больные с ЛГ (25);
- 3) все больные (62) и все здоровые (47);
- 4) все больные с ПГ (37), все больные с ЛГ (25) и здоровые с ЭЭГ без нарушений (28);
- 5) больные с нормальной реактивностью (49) и больные со сниженной реактивностью (13);
- 6) больные без эпилептического синдрома (43) и больные с эпилептическим синдромом (19);
- 7) больные без пароксизмальной активности на ЭЭГ (29), больные с пароксизмальной активностью на ЭЭГ только при нагрузках (16) и больные со спонтанной пароксизмальной активностью на ЭЭГ (17);
- 8) все больные (62) и здоровые с ЭЭГ без нарушений (28).

Обработка ЭЭГ проводилась методом анализа фрактальной динамики (АФД), разработанным Р. И. Полонниковым [3, 4]. Этот метод предполагает, что параметры системы, порождающей фрактальный процесс — ЭЭГ, — меняются во времени и, следовательно, можно отслеживать динамику этих изменений, измеряя определенные характеристики фрактального процесса на разных временных отрезках.

Информация о динамике функциональных состояний пациента модулирует электрическую активность мозга. Однако какие именно виды модуляции здесь использует организм, доподлинно неизвестно. Скорее всего, это целый комплекс видов. По нашим представлениям, главными из них являются фазо-частотные, время-импульсные и другие, связанные с неэнергетическими параметрами сигналов. Рассматривая ЭЭГ как пространственно-временной процесс, необходимо помнить, что он порожден нелинейной и неравновесной системой и наиболее адекватной математической моделью для него, как было строго установлено, является фрактал, то есть особого рода множество, обладающее свойством масштабной инвариантности. Сообщения, которые несет фрактал, закодированы в динамике изменений его основных характеристик. К последним относятся:

- фрактальная размерность,
- старший показатель Ляпунова,

- накопленное за определенный отрезок времени количество информации по Хартли,
 - степень схожести динамики изменения фрактальной размерности в разных отведениях ЭЭГ,
 - собственные векторы и собственные числа выборочных корреляционных матриц
- и др.

При этом, обработку измерений ЭЭГ удобнее вести не во временной, а в частотной области. Это следует из того, что, как известно, спектр мощности фрактального процесса определенным образом упорядочен. Упорядоченность эта достаточно хорошо описывается двухпараметрической моделью вида $k \cdot f^\beta$, где k — коэффициент, характеризующий мощность, f — частота и β — информационный параметр, пропорциональный фрактальной размерности. Последняя характеризует скорость изменения количества информации (по Хартли). Частота f известна, а k и β подлежат оценке.

Базовым отрезком временной протяженности ЭЭГ, по которому рассчитывается спектр мощности, выбран отрезок длительностью в 1 секунду. Разность между измеренным спектром и модельным является функцией «остатков», которые, также как и «тренд» $k \cdot f^\beta$, несут полезную информацию о форме огибающей спектра в полосе частот основных ритмов ЭЭГ. Нами исследовался отрезок ЭЭГ длительностью 30 секунд. Это значит, что процедура оценки параметров повторялась последовательно 30 раз. Проводилась достаточно сложная статистическая обработка, в результате которой для дальнейших преобразований отбирались 9 информативных параметров, характеризующих изменения спектров и позволяющих выносить суждения о динамике информационных процессов в организме. Происхождение этих параметров следующее: оценки β порождают матрицу размером 30x12 (30 секунд и 12 отведений). Эта матрица позволяет находить интегральное среднее для β , нормированное среднеквадратичное отклонение и максимальное сингулярное число. По три аналогичных параметра получается из матриц оценок k и остатков. На базе этих 9-ти интегральных параметров строилась обучающая процедура и процедура распознавания объекта методом классического дискриминантного анализа с использованием расстояния Махаланобиса (Mahalanobis, метод «Classify») или с помощью классического байесовского подхода (метод «Байес»). Заданная (эталонная) классификация определялась врачом. Выбранная девятка признаков оказалась универсальной и использовалась при любых комбинациях (вариантах) разбиения на исходные классы.

В последующем метод был модифицирован. Содержательно модификация состояла в том, что к 9-ти интегральным признакам добавлялись еще четыре. Их происхождение следующее. Вспомним, что $\beta(t)$ есть функция пропорциональная скорости изменения количества информации (по Хартли) [4, 6]. Тогда хартлиевское количество информации есть:

$$I_H(t) = \int \beta(t) dt.$$

И, наконец, накопленное за определенный отрезок времени $T = t_2 - t_1$ количество статистической информации выражается следующей зависимостью:

$$I_\Sigma = \int_{t_1}^{t_2} I_H(t) dt.$$

Накопленное за 30 секунд количество информации имеет тенденцию к линейному спаду в направлении от лобных отведений к затылочным. Этот спад моделировался с помощью процедуры линейной регрессии и оценивался еще четырьмя параметрами (по два для отведений левого и правого полушарий: угол наклона прямой и среднеквадратическое отклонение модели). Полученные 13 характеристик служили информативными признаками для обучаемых и контрольных процедур автоматической классификации. Результаты классификации представлены в табл. 1 и 2.

Таблица 1

Вариант разбиения и выборка	Метод «Classify»: % верных ответов	Метод «Classify»: Количество ошибок в I / II / III классе	Метод «Байеса»: % верных ответов	Метод «Байеса»: количество ошибок в I / II / III классе	Всего объектов в данном варианте	Количество объектов в I / II / III классе
№1-обучающая	86,3	0/7	94,1	3/0	51	33/18
№1-контрольная	69,7	0/23	73,7	4/16	76	46/30
№2- обучающая	77,4	3/11	79,0	13/0	62	37/25
№2- контрольная	67,4	5/23	68,6	17/10	86	50/36
№3- обучающая	79,8	1/21	82,6	15/4	109	62/47
№3- контрольная	70,7	2/37	72,2	17/20	133	86/47
№4- обучающая	76,7	3/11/7	78,9	15/0/4	90	37/25/28
№4- контрольная	53,9	5/25/23	53,9	18/13/22	115	50/36/29
№6- обучающая	90,3	0/6	90,3	0/6	62	43/19
№6- контрольная	62,8	3/29	64,0	2/29	86	48/38
№7- обучающая	85,5	4/4/1	87,1	0/3/5	62	29/16/17
№7- контрольная	60,5	10/17/7	53,5	5/16/19	86	28/18/40
№8- обучающая	84,4	0/14	87,8	9/2	90	62/28
№8- контрольная	75,7	1/27	72,2	10/22	115	86/29

Таблица 2

Вариант разбиения и выборка	Метод «Classify»: % верных ответов	Метод «Байеса»: % верных ответов	Пакет прикладных программ WizWhy
№1- контрольная	69,7	73,7	76,3
№2- контрольная	67,4	68,6	65,1
№3- контрольная	70,7	72,2	73,7
№6- контрольная	62,8	63,9	65,1
№8- контрольная	75,6	72,2	78,3

Общий итог от добавления 4-х признаков следующий: в среднем для метода «Classify» получено на 12,2% больше верных ответов при обучении и на

1,9% меньше при контроле, а для метода «Bayes — при обучении результат улучшился в среднем на 14,6% и при контроле также улучшился на 1,8% (по сравнению с результатом, полученном нами в предыдущей работе [5]).

С помощью таб. 2 можно судить о том, что полученные нами методом анализа фрактальной динамики 13 признаков практически одинаково хорошо работают как при классической реализации распознающего автомата (методы «Classify» и «Байес»), так и при современных методах его реализации с помощью построения продукции типа «if...then» (пакет WizWhy).

Программа, реализующая алгоритм АФД, была написана и отлажена на языке системы MatLab Н. К. Карташевым, им же был проведен компьютерный эксперимент.

Фрактальная динамика, как мы установили, генерирует информационные процессы [4, 6]. Эти процессы обладают специфическими индивидуальными особенностями. Если эти особенности начинают теряться при переходе от отведения к отведению, то это может быть свидетельством отклонений от нормального функционирования. Так, если в соседних отведениях процесс начинает описываться схожими функциями времени, то это может говорить о возникновении в этой области очага некоторой патологии. Поэтому информационной характеристикой может служить минимальное евклидово расстояние между векторами-столбцами матрицы β , а также номера индексов (то есть имена отведений) элементов матрицы расстояний, полученных при сравнении каждого столбца с каждым и соответствующих этому минимуму. При этом необходимо помнить, что номера индексов являются качественным признаком, а не количественным. Тем не менее, номера индексов локализуют область возможной патологии у пациента, что весьма существенно. Кроме того, если эти номера соответствуют электродам, которые не являются соседними, то это говорит о том, что либо данное измерение содержит ошибку и его следует перепроверить, либо имеет место устойчивая функциональная связь между этими областями. Так образуются еще два информативных признака. Результаты распознавания по 15 признакам показаны в табл. 3.

Таблица 3

Вариант разбиения и выборка	Метод «Classify»: % верных ответов	Метод «Байеса»: % верных ответов	Пакет прикладных программ WizWhy: % верных ответов
№1- контрольная	67,1	72,4	77,6
№2- контрольная	72,1	74,4	75,6
№3- контрольная	71,4	72,9	72,9
№6- контрольная	65,1	66,3	65,1
№8- контрольная	76,5	74,8	77,4

Используя подход обобщенного спектрального анализа [6], можно синтезировать еще 12 информативных признаков на базе определения набора собственных чисел для корреляционной матрицы данных (выборочной корреляционной матрицы ЭЭГ), из которых значимыми являются первые 9 наибольших. Для 30-ти секунд в каждом отведении получаем матрицу собственных чисел размером 30x9. Находя среднее значение для каждого столбца такой матрицы, получаем вектор-строку средних значений собственных чисел в данном отведении. Для всех отведений получаем матрицу, составленную из векторов-строк средних значений собственных чисел, размером 12x9. Если первый столбец этой матрицы почленно поделить на

последний, то получим вектор-столбец чисел обусловленности. Результаты распознавания по 12 указанным признакам приводятся в таб. 4.

Определенный интерес представляет результат распознавания по первым 13-и признакам плюс еще 4-м усредненным числам обусловленности, соответствующим 3, 4, 6 и 9-му отведениям, показанный в табл. 5.

Таблица 4

Вариант разбиения	Метод «Classify»: % верных ответов (обучение)	Метод «Байеса»: % верных ответов (обучение)	Метод «Classify»: % верных ответов (контроль)	Метод «Байеса»: % верных ответов (контроль)
1	78,4	86,3	65,8	64,5
2	74,2	72,6	68,6	57,0
3	78,9	82,6	71,4	78,2
4	72,2	74,4	63,5	57,4
5	87,1	87,1	71,0	69,8
6	83,9	85,5	64,0	64,0
7	81,0	74,2	58,1	59,3
8	88,9	88,9	83,5	83,5

Таблица 5

Вариант Разбиения	Метод «Classify»: % верных ответов (обучение)	Метод «Байеса»: % верных ответов (обучение)	Метод «Classify»: % верных ответов (контроль)	Метод «Байеса»: % верных ответов (контроль)
1	92,1	100,0	63,2	65,8
2	90,3	95,1	75,6	75,6
3	91,7	90,8	72,2	74,4
4	88,9	92,2	62,6	61,7
6	91,9	91,9	59,3	57,0
8	93,3	94,4	79,1	78,3

Отметим, что все контрольные выборки, описанные выше, были получены простым сдвигом по временной оси ЭЭГ скачками по 30 секунд. Ниже мы покажем, как для разбиения №8 (два класса: «Все больные» и «Все здоровые») был использован другой метод получения контрольных выборок, позволивший провести статистический эксперимент. Суть этого метода состоит в следующем. Класс «Все больные» составляли 62 пациента, а класс «Все здоровые» — 28. Это позволило, после тщательного перемешивания объектов в первом классе, брать из него случайным образом выборку также в 28 объектов (по числу объектов во втором классе). Далее производилось обучение распознающего автомата, а затем на оставшихся 34 объектах — контрольные распознавания с подсчетом общего числа верных распознаваний (в %) и в том, и в другом классах. Затем выборка возвращалась в «мешок» и процедура повторялась: *перемешивание — случайный отбор — обучение — контрольное распознавание*. Эти циклы повторялись 1000 раз и для случайной величины — процента правильных распознаваний (надежности распознаваний) — была построена гистограмма для алгоритмов, работающих по методам «Classify» и «Байес» (рис.1). Здесь по оси абсцисс отложены центры областей надежности. На этом рисунке видно, что метод «Classify» (ряд 1 на рис. 1) оказывается надежнее, так как в 72% случаев он обеспечивает распознавание контрольной выборки разбиения №8 с вероятностью верных ответов более 68%, тогда как

метод «Байес» (ряд 2) делает это только в 54% случаев.



Рис.1

Было также исследовано влияние наличия (и, соответственно, отсутствия) в ЭЭГ-сигнале артефактов. Вообще, проблема артефактов — специфических помех — в электроэнцефалографии очень серьезна и на сегодняшний день остается нерешенной. Связано это с тем, что на слабый полезный (мозговой) сигнал на пути от его генератора (коры полушарий большого мозга) до усилителя регистрирующего прибора наслаивается большое количество практически неизбежных помех. Усиливаясь вместе с полезным сигналом, сигналы артефактов существенно затрудняют или даже делают невозможной последующую автоматическую обработку ЭЭГ, если на предварительном этапе ее фрагменты, содержащие артефакты, не были распознаны и удалены специалистом «вручную». Преодолеть эту проблему техническими средствами можно либо автоматически распознавая и устраняя артефакты, либо применяя методы обработки и анализа ЭЭГ, нечувствительные к наличию артефактов. Первый путь пока дает хорошие результаты только при наличии записанного параллельно с ЭЭГ «чистого» артефакта (например, электроокулограммы, наложение которой на ЭЭГ приводит к появлению одного из самых типичных артефактов — вызванного движениями глаз пациента). Методов же обработки и анализа, нечувствительных к наличию в ЭЭГ артефактов, крайне мало.

В этой работе производилось удаление фрагментов ЭЭГ, содержащих выраженные артефакты, на основании их визуального обнаружения и распознавания одним врачом-экспертом. Во избежание пространственно-временных искажений сразу удалялись одновременно полученные отсчеты по всем каналам. После удаления ближайšie к удаленным отсчеты двух оставшихся фрагментов не изменялись, и после последнего отсчета предыдущего фрагмента сразу записывался первый отсчет фрагмента последующего. Такой способ удаления оставляет вторичный артефакт в виде фазового скачка на случайную величину, который изменяет спектр сигнала, но значительно меньше, чем сигнал арте-

факта, и, что весьма важно, делает это относительно стереотипно. Появления двух таких скачков на протяжении одной секунды не допускалось.

Таблица 6

Вариант Разбиения	Метод «Classify»: % верных ответов (обучение)	Метод «Байеса»: % верных ответов (обучение)	Метод «Classify»: % верных ответов (контроль)	Метод «Байеса»: % верных ответов (контроль)
1	92	86	79	73
2	84	84	77	75
3	65	73	73	68
4	71	73	66	60
6	84	87	69	66
7	87	81	56	53
8	73	84	81	70
Средние значения	79	81	70	66

Наличие одновременно «очищенных» и «неочищенных» ЭЭГ-файлов позволило провести еще два важных компьютерных эксперимента. Первый заключался в том, что с очищенными от артефактов файлами было проведено все то же, что выше описано и связано с отбором первых 13 информативных признаков, обучением и распознаванием. Результат представлен в табл. 6.

Сопоставим этот результат с тем, что было сделано ранее (табл. 1). Из этого сопоставления видно, что очистка от артефактов привела к некоторому ухудшению распознавания при обучении и, напротив, к некоторому улучшению распознавания при контроле. Формально это можно представить количественно, для чего введем несколько новых процедур. Найдем средние значения каждого столбца в таб. 6 и проведем аналогичные операции с таб. 1. Далее, введем величины потерь ΔP (снижений вероятностей правильного распознавания на контроле) в виде разностей средних значений верных распознаваний при обучении ($P_{об.ср}$) и контроле ($P_{контр.ср}$) для методов «Classify» и «Bayes» (соответственно, ΔP_c и ΔP_b):

$$\Delta P_c = P_{c\ об.ср} - P_{c\ контр.ср} ;$$

$$\Delta P_b = P_{b\ об.ср} - P_{b\ контр.ср}$$

и определим эти потери для файлов с артефактами ($\Delta P_{c\ аф}$) и без них (ΔP_c):

$$\Delta P_{c\ аф} = 0.83 - 0.66 = 0.17,$$

$$\Delta P_c = 0.79 - 0.7 = 0.09,$$

$$\Delta P_{b\ аф} = 0.86 - 0.65 = 0.21,$$

$$\Delta P_b = 0.81 - 0.66 = 0.15$$

Теперь можно оценить эффективность процедуры очистки файлов от влияния артефактов количественно. Для этого рассмотрим отношения потерь:

$$\mathcal{E}_c = \Delta P_{c\ аф} / \Delta P_c = 0.17 / 0.09 = 1.89$$

$$\mathcal{E}_b = \Delta P_{b\ аф} / \Delta P_b = 0.21 / 0.15 = 1.4$$

Отсюда можно заключить, что метод «Classify» дает несколько больший выигрыш при использовании процедуры очистки файлов от артефактов, чем метод «Bayes» ($\mathcal{E}_c > \mathcal{E}_b$). Определенный интерес также представляла оценка числа одноименных файлов, на которых программа совершала ошибки при распознавании, как в случаях использования очистки от артефактов, так и без

таковой. Результат представлен в табл. 7 (метод «Classify») и табл. 8 («Bayes»).

Таблица 7

Вариант Разбиения	Число ошибок (файлы с артефактами)	Число ошибок (файлы без артефактов)	Число одноименных файлов, вызвавших ошибки в обоих вариантах
1	7	4	3
2	14	10	7
3	22	38	19
4	21	26	12
6	6	10	2
7	9	8	4
8	14	24	13
Средние Значения	11,4	17,1	8,6

Из этих таблиц видно, что, в среднем, число одноименных файлов, на которых программа совершает ошибки как в случае устранения артефактов, так и без этого, составляет $\approx 50\%$.

Второй компьютерный эксперимент заключался в том, что обучение системы проводили на файлах без артефактов, а контрольной являлась выборка содержащая артефакты, которая в предыдущих экспериментах служила обучающей. Иначе говоря, и при обучении, и при контроле всегда использовались ЭЭГ на первом 30-ти секундном временном отрезке. Результаты показаны в табл. 9.

Таблица 8

Вариант Разбиения	Число ошибок (файлы с артефактами)	Число ошибок (файлы без артефактов)	Число одноименных файлов, вызвавших ошибки в обоих вариантах
1	3	7	1
2	13	10	5
3	19	29	13
4	19	24	8
6	6	8	4
7	8	12	6
8	11	14	5
Средние Значения	11,3	14,8	6

Таблица 9

Вариант Разбиения	Метод «Classify»: % верных ответов (обучение)	Метод «Байеса»: % верных ответов (обучение)	Метод «Classify»: % верных ответов (контроль)	Метод «Байеса»: % верных ответов (контроль)
1	92	86	84	86
2	82	84	76	76
3	65	73	61	58
4	71	73	58	53
6	84	87	58	64
7	87	81	63	66
8	73	84	71	64

Средние значения	79	81	67	67
------------------	----	----	----	----

Здесь потери на контроле составили для методов «Classify» и «Bayes», соответственно:

$$\Delta P_c = 0.79 - 0.67 = 0.12,$$

$$\Delta P_b = 0.81 - 0.67 = 0.14$$

При этом отношения потерь составят: $\Xi_c = 0.17 / 0.12 = 1.42$, $\Xi_b = 0.21 / 0.14 = 1.5$

Число ошибок, которое приходилось на одноименные файлы, видно из табл. 10 и 11.

Таблица 10

Вариант Разбиения	Число ошибок (файлы с артефактами)	Число ошибок (файлы без артефактов)	Число одноименных файлов, вызвавших ошибки в обоих вариантах
1	8	4	3
2	15	10	7
3	42	38	37
4	38	26	22
6	26	10	7
7	23	8	7
8	26	24	23
Средние Значения	25,4	17,4	15,1

Таблица 11

Вариант Разбиения	Число ошибок (файлы с артефактами)	Число ошибок (файлы без артефактов)	Число одноименных файлов, вызвавших ошибки в обоих вариантах
1	7	7	3
2	15	10	7
3	45	29	19
4	42	24	17
6	22	8	4
7	21	12	6
8	32	14	8
Средние Значения	26,3	14,8	9,1

Здесь видно, что рост числа ошибок на контроле происходит на 59% за счет числа одноименных файлов при использовании метода «Classify» и только на 35% по этой же причине при использовании метода «Bayes». Напомним, что одноименные файлы — это файлы, которые распознаются с ошибкой, как при обучении, так и при контроле, то есть в данном случае — как при освобождении ЭЭГ от артефактов, так и без этого.

Общий вывод по обоим экспериментам таков: синтезированные 13 информативных признаков являются устойчивыми к наличию артефактов (слабо возмущаются их присутствием) и обеспечивают, с этой точки зрения, надежное распознавание состояния пациентов. Можно утверждать, что и дополнительные признаки (сверх 13-ти), о которых говорилось выше, будут обладать такими же робастными свойствами, ибо принцип их синтеза остался тем же самым. Мы не приводим результатов распознавания по тем вариантам разбиения, где число объектов в каком-либо классе не превосходило количества информативных признаков (объектов должно быть больше чем

признаков).

В группах больных с ДЦП был проведен многомерный корреляционный анализ с вычислением коэффициентов ранговой корреляции (по Spearman, q_s) между балльными клиническими, нейрофизиологическими и интегральными нейропсихологическими показателями работы головного мозга, с одной стороны, и первыми 9-ю параметрами ЭЭГ, полученными в ходе обработки последних, с другой стороны. Кроме того, в группе здоровых и группе из всех обследованных (больных и здоровых) вычислены аналогичные коэффициенты корреляции между их возрастом и указанными 9-ю параметрами ЭЭГ.

В ходе корреляционного анализа выявлены многочисленные связи 9-ти параметров ЭЭГ с клиническими, нейрофизиологическими и нейропсихологическими показателями работы головного мозга в группах больных с ДЦП, а также с возрастом обследованных из разных групп. Все обсуждаемые корреляции значимы ($p \leq 0,05$), в некоторых случаях высоко значимы ($p \leq 0,0001$). Обнаружено, что в группе всех больных с ДЦП каждый из 9-ти параметров ЭЭГ связан с различными неврологическими балльными оценками степени выраженности нарушения двигательной функции паретичных конечностей ($0,27 \leq |q_s| \leq 0,39$) и результатами визуального анализа ЭЭГ ($0,28 \leq |q_s| \leq 0,65$), 4-й и 6-й параметры — с клинической выраженностью эпилептического синдрома ($0,30 \leq |q_s| \leq 0,36$), кроме 2-го, 5-го и 8-го — с интегральными оценками состояния высших психических функций ($0,31 \leq |q_s| \leq 0,44$).

В подгруппах с различной стороной поражения мозга структура связей существенно различалась. При ДЦП с ЛГ (поражение левого полушария) с неврологическими показателями связаны только параметры 1-3 и 5 ($0,35 \leq |q_s| \leq 0,50$), психологическими — 3, 6 и 9 ($0,39 \leq |q_s| \leq 0,43$), с выраженностью эпилептического синдрома связей обнаружено не было. При ДЦП с ПГ (поражение правого полушария) с неврологическими показателями связаны параметры 4, 6 и 8

($0,47 \leq |q_s| \leq 0,58$), психологическими — 7–9 ($0,56 \leq |q_s| \leq 0,60$), с выраженностью эпилептического синдрома — 8 ($|q_s| = 0,56$); кроме того, 5-й параметр в этой подгруппе в связях, в том числе с результатами визуального анализа ЭЭГ, не участвовал вовсе. Более детальный анализ набора связей в каждой подгруппе позволил выявить еще больше различий между матрицами корреляций.

В группе здоровых с возрастом связаны все 9 параметров ЭЭГ ($0,31 \leq |q_s| \leq 0,59$), в группе всех обследованных — кроме параметров 5 и 8 ($0,39 \leq |q_s| \leq 0,60$). При этом, все неврологические, нейрофизиологические и психологические показатели, участвовавшие в выявленных и описанных выше связях, с возрастом связаны не были, то есть транзиторные зависимости от возраста исключены.

Краткий итог работы сводится к следующему. Использование любого нового метода получения и обработки информации в медицине всегда интересно с точки зрения его возможной диагностической ценности. Автоматическая классификация ЭЭГ в классах «норма-патология» представляется весьма успешной уже при 70-80% правильных ответов, поскольку автоматизация анализа ЭЭГ считается одной из трудных задач в клинической диагностике. Последнее обусловлено высокой степенью сложности ЭЭГ-сигнала, его нестационарностью, резко ограничивающей применимость к ЭЭГ наиболее распространенных методов математического

анализа, а также эмпиричностью классического клинического анализа ЭЭГ. Особенно интересным представляется высокий процент (более 80) правильных ответов, полученный при классификации, в основу которой положен результат визуальной оценки выполнения функциональных активационных проб, поскольку фрагменты ЭЭГ, соответствующие этим пробам, не включались в обработку. То есть, можно предположить, что использованный метод позволяет получать из фоновой активности головного мозга скрытую от глаз врача информацию, по которой можно прогнозировать характер работы центральной нервной системы в периоды большей, чем при пассивном бодрствовании с закрытыми глазами, информационной нагрузки.

Различия между областями мозга в количестве накопленной информации в каком-то смысле другим языком отражают зональные различия, обусловленные симметричным градиентом основных ритмов ЭЭГ в направлении спереди назад и успешно используемые как важный диагностический признак в клинической ЭЭГ. В соответствии с представлениями о физиологии головного мозга, информационная интерпретация этого градиента представляется такой: в том состоянии, в котором производилась регистрация ЭЭГ (см. выше), задние области коры полушарий большого мозга относительно свободны от переработки специфичной для них зрительной информации (и, в меньшей степени, информации другой модальности, поступающей от разных органов чувств). В то же время, уровень информационной активности коры передних областей в это время снижен незначительно, обеспечивая должный контроль испытуемого над собственным поведением во время исследования.

Информативность и вероятную диагностическую ценность использованного метода обработки ЭЭГ можно оптимистично оценить и на основании результатов многомерного корреляционного анализа, выявившего многочисленные связи оценивавшихся 9-ти параметров с клиническими, нейрофизиологическими и нейропсихологическими показателями работы мозга в нашей группе больных с ДЦП. В таких областях, как психология, обнаружение даже слабых зависимостей считается важным и заслуживающим обсуждения результатом. Различия в общей корреляционной картине в группах с ПГ и ЛГ хорошо соответствуют результатам всего многопланового клинко-физиологического и нейропсихологического исследования [1, 2], в ходе которого были выявлены и детально описаны существенные групповые различия этих больных по генезу и проявлениям патологии головного мозга. Судя по результатам корреляционного анализа, в получаемых в ходе обработки параметрах ЭЭГ находит отражение также процесс развития головного мозга, причем независимо от наличия или отсутствия его патологии, что позволяет рассчитывать на получение достаточно надежного объективного показателя зрелости центральной нервной системы. В развитие этого направления работы планируется проведение факторного анализа полученных корреляционных матриц.

Поскольку примененная методика обработки ЭЭГ использует только 30-секундный фрагмент ЭЭГ, она может быть использована при экспресс-диагностике и, как мы надеемся, будет полезной и для целей телемедицины. Этому будет способствовать и робастность получаемых характеристик при наличии в сигнале некоторого количества артефактов, поскольку появляется возможность обрабатывать ЭЭГ без тщательного предварительного просмотра с удалением артефактных фрагментов.

Литература

- [1] *Вассерман Е. Л., Катышева М. В.* Многомерное клинико-нейропсихологическое исследование высших психических функций у детей с церебральными гемипарезами // *Обзор психиатрии и медицинской психологии им. В.М.Бехтерева.* — 1998, № 2. — с. 45–52.
- [2] *Вассерман Е. Л.* Клинические и морфо-функциональные соотношения при гемипаретической форме детского церебрального паралича: Автореф. дис. канд. мед. наук. — СПб, 1999.
- [3] *Полонников Р. И.* Информационные меры при исследовании биологических процессов // *Телемедицина — становление и развитие: Материалы международного научно-практического семинара.* — СПб.: «Омега», 2000. — с. 47–54.
- [4] *Полонников Р. И.* Анализ фрактальной динамики — новая интеллектуальная информационная технология телемедицины // *International Conference «Intelligent Systems and Information Technologies in Control» IS&ITC: Proceeding of the International Scientific Conference (Pskov, June 19-23, 2000).* — SPb., 2000. — p. 409—413.
- [5] *Wasserman E. L., Kartashev N. K., Polonnikov R. I.* Processing of electroencephalograms of children with unilateral brain lesions by means of analysis of fractal dynamics // *International Conference «Intelligent Systems and Information Technologies in Control» IS&ITC: Proceeding of the International Scientific Conference (Pskov, June 19-23, 2000).* — SPb., 2000. — p. 116–119.
- [6] *Полонников Р. И.* Новая информационная технология для исследования электрической активности человека. Настоящий сборник.