



Рис. 7. Образы цифр для распознавания

Recognition accuracy:

0:	26	entries	99.77	%
1:	21	entries	98.59	%
2:	11	entries	99.03	%
3:	26	entries	96.93	%
4:	12	entries	98.03	%
5:	24	entries	96.09	%
6:	10	entries	98.23	%
7:	22	entries	96.01	%
8:	11	entries	97.11	%
9:	17	entries	99.32	%

Total accuracy: 178 entries 97.89 %

Рис. 8. Статистика распознавания цифр.

По результатам тестирования можно сделать вывод о корректности алгоритма, что позволяет его рекомендовать к использованию в качестве составной части в автоматизированной системе распознавания автомобильный регистрационных знаков.

Литература. 1. Teuvo Kohonen, Jussi Hynninen. The Learning Vector Quantization Program Package. — http://cochlea.hut.fi/research/lvq_pak/, 1995. 2. В.А. Головки. Нейрокомпьютеры и их применение: книга 4. Нейронные сети: обучение, организация и применение / Под редакцией А.И. Галушкина.- М.: ИПРЖР, 2001. 3. В.С.Ануров. Системы распознавания образов (идентификации).— <http://www.codenet.ru/>, 2001. 4. Д.В.Брилюк. Нейросетевые методы распознавания изображений. — <http://rusnauka.narod.ru/>, 2002.

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА НЕЗАВИСИМЫХ КОМПОНЕНТ ДЛЯ ОБРАБОТКИ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ

Кирьянов Д.П., БГТУ, Брест

1. Введение

Компьютерные ЭЭГ-комплексы достаточно широко используются уже более 15 лет, но даже сегодня нельзя сказать, что они позволили решить большинство проблем, возникающих при исследовании электрической активности мозга. Энцефалограф, как физический прибор, регистрирует не только сигналы, исходящие от коры головного мозга, но и электрические сигналы внемозгового происхождения. Эти сигналы, а также искажения основного сигнала называются артефактами. Проявление артефактов в сигнале ЭЭГ часто очень похоже на

некоторые феномены, не являющиеся артефактами, а вызванные функциональными нарушениями мозга. Поэтому обеспечение ввода безартефактной ЭЭГ является основным требованием при подготовке исходного электроэнцефалографического сигнала, сводимого в память ЭВМ для дальнейшего анализа.

В данной работе исследована возможность применения метода независимых компонент для решения задачи разложения исходного ЭЭГ сигнала на составляющие отдельных, независимых источников электрической активности мозга и активности источников артефактов, с возможностью дальнейшего подавления артефактных составляющих.

2. Метод независимых компонент

Задачей метода независимых компонент (Independent Component Analysis - ICA) является разложение наблюдаемых случайных переменных x_i в линейную комбинацию независимых величин s_k , то есть нахождение линейного преобразования W , удовлетворяющего соотношению (2.1).

$$s = Wx \tag{2.1}$$

где s — n -мерный вектор независимых компонент; x — m -мерная случайная величина. Для обработки сигналов используется приложение метода ICA - слепое разделение сигналов (Blind Source Separation - BSS). В BSS наблюдаемые значения вектора x соответствуют реализации m -мерного дискретного сигнала $x(t)$, $t=1,2,\dots$. Независимые компоненты $s_i(t)$ называют сигналами-источниками. Данные источники обычно являются либо оригинальными неискажёнными сигналами, либо зашумленными источниками. Иллюстрация BSS применительно к аудиосигналам приведена на рис. 2.1, в данном случае необходимо получить исходные сигналы источников звука, используя записи с микрофонов.

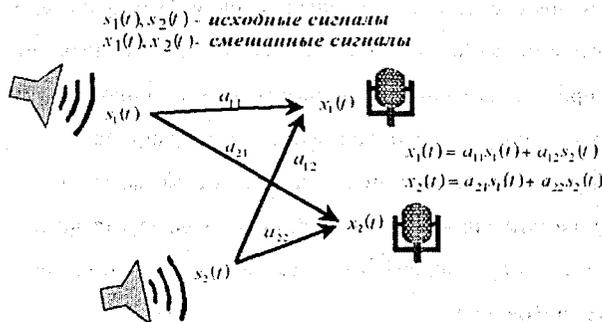


Рис. 2.1. Иллюстрация слепого разделения аудиосигналов.

Основными предположениями, используемыми в ИСА, являются независимость и негауссовость компонент s_i . Алгоритм вычисления независимых компонент опирается на центральную предельную теорему, утверждающую, что при определенных условиях сумма независимо распределенных случайных величин стремится к нормальному распределению по мере увеличения количества слагаемых. Используя это утверждение, поиск независимых компонент, как линейных комбинаций наблюдаемых переменных, ведется так, чтобы получить независимые величины, распределение которых максимально далеко от нормального. Основная форма алгоритма ИСА имеет следующий вид:

1) Случайным образом выбираем начальный вектор w .

2) Вычисляем $w^+ = E\{xg(w^T x)\} - E\{g'(w^T x)\}w$ или в обычной (невекторной) форме: $w_i^+ = E\{x_i g(w_1 x_1 + \dots + w_n x_n)\} - E\{g'(w_1 x_1 + \dots + w_n x_n)\}w_i$, $i = \overline{1, n}$, где $E\{\cdot\}$ – взятие математического ожидания, g – производная некоторой неквадратичной функции, используемой при вычислении негэнтропии (меры негауссовости).

3) Нормируем полученный вектор: $w = w^+ / \|w^+\|$, в обычной форме:

$$w_i = w_i^+ / \|w^+\| = \frac{w_i^+}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (w_i^+)^2}}, \quad i = \overline{1, n}.$$

4) Если процесс не сходится, возвращаемся к шагу 2.

3. Обработка электроэнцефалограмм

Корректное использование ИСА технологии для разделения ЭЭГ сигналов требует выполнения следующих основных условий: ЭЭГ-данные, регистрируемые поверхностными скальповыми электродами, есть линейная смесь сигналов независимых, пространственно фиксированных, источников, количество которых не превосходит количества используемых отведений; временные задержки, возникающие при распространении сигналов в объеме мозга, малы. То, что источники электрических сигналов, снимаемых со скальпа, статистически независимы, является лишь предположением, так как природа этих сигналов до сих пор точно не установлена.

Эксперименты по выделению независимых составляющих из ЭЭГ проводились в среде MATLAB с использованием программной реализации метода независимых компонент fastICA. В результате проведенных исследований можно сделать вывод, что технология ICA успешно решает задачу разделения ЭЭГ-сигналов, что позволяет выявить артефактные составляющие (см. рис 3.1) с их дальнейшим подавлением, которое осуществляется путём смешивания полученных компонент без учёта артефактной компоненты.

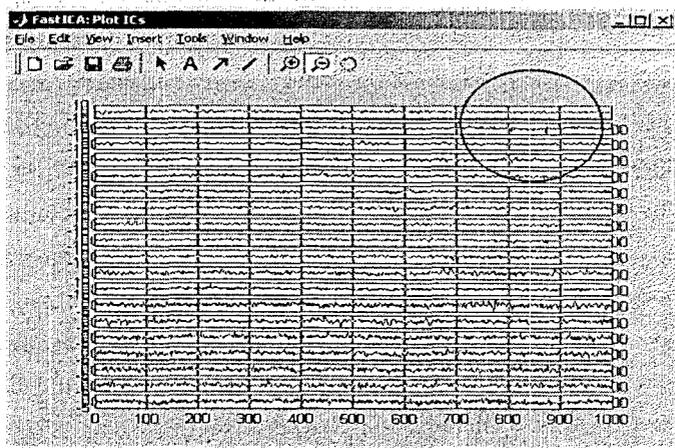


Рис. 3.1. Независимые компоненты ЭЭГ. Артефакт движения глаз (2-я компонента)

Отсюда можно сделать вывод, что ICA технология позволяет решить задачу разложения ЭЭГ сигналов на составляющие электрической активности мозга, активности источников физиологических артефактов, источников электродных артефактов, открывая тем самым широкие возможности дальнейшей работы с ними, связанные с их выделением, подавлением, топографическим картированием и пространственной локализацией.

Литература. 1. Hyvarinen A., Oja E. Independent component analysis: algorithms and applications, Neural Networks 13 (2000, 411-430). 2. Karhunen J., Hyvarinen A. Applications of neural blind separation to signal and image processing, Helsinki University of Technology, Espoo, Finland. 3. Электроэнцефалография в клинической практике / Момот Т.Г. / -http://www.dx-telemedicine.com/rus/publications/eeg_in_practic.htm. - 06.05.2003. 4. Electroencephalogram (EEG) Data / Krishna Nayak / -<http://www.scri.fsu.edu/~nayak/chaos/data.html>. - 06.05.2003.