

$$p_r(X) = \frac{\Phi(X) - \Phi_{\min}}{\sum_{Y \in P^t} \Phi(Y) - \Phi_{\min}},$$

где Φ_{\min} является значением функции приспособленности наихудшей особи в популяции P^t

$$\Phi_{\min} = \min_{Y \in P^t} \Phi(Y).$$

Благодаря этому мы избегаем опасности получения «отрицательной вероятности».

Условия эксперимента. Будем паковать рюкзак $n = 50$ предметами. Значения p_i и w_i генерируем случайным образом, независимо друг от друга, из предела $[0.0001, 1]$. Ограничение рюкзака по весу примем равным $W = 13$.

Генетический алгоритм содержит $\mu = 100$ особей в базовой популяции P^t . В момент времени $t = 0$ базовая популяция создана случайно сгенерированными особями. Хромосома каждой из них создается 50-кратным случайным выбором с вероятностью выпадения единицы, равной 0.2 (т.е. содержит около 20% единиц, а остальные нули). Установим вероятности генетических операторов равными $p_m = 0.02$ (для мутации) и $p_c = 0.7$ (для скрещивания). Остановка алгоритма происходит, если в течение 100 последовательных генераций не наступило улучшение результата.

Литература

1. Jarosław Arabas. Wykłady z algorytmów ewolucyjnych – Warszawa: Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 2001. – 304 s.
2. David E. Goldberg. Algorytmy genetyczne i ich zastosowania – Warszawa: Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 2003. – 408 s.
3. Zbigniew Michalewicz. Algorytmy genetyczne + struktury danych = programy ewolucyjne. – Warszawa: Wydawnictwa Naukowo-Techniczne, 2003. – 430 s.

АНАЛИЗ ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ БОЛЕЗНИ АЛЬЦГЕЙМЕРА С ПОМОЩЬЮ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

Кирьянов Д. П., БГТУ, Брест

Как и в целом в психофизиологии, большинство традиционных методов анализа электроэнцефалограмм (ЭЭГ) в явной или неявной форме основано на линейном подходе. Рассмотрение же деятельности мозга с позиций теории сложных систем побудило ряд исследователей пересмотреть свои взгляды на природу ЭЭГ. Так, если в случайном процессе непредсказуемость является результатом вклада в него большого числа независимых величин, то в хаотическом процессе непредсказуемость, нерегулярность является результатом чрезвычайной чувствительности системы к начальным условиям, то есть критической зависимости траекторий системы от минимального изменения начальных условий.

1. ТЕОРЕТИЧЕСКИЙ ПОДХОД

Основной задачей рассматриваемого в данной работе метода является определение уровня хаотичности исходного сигнала электроэнцефалограммы, как индикатора степени обострения диагностируемого заболевания нервной системы. В качестве количественной меры хаотичности будет использован старший показатель Ляпунова (экспонента Ляпунова).

Оценка размерности аттрактора исходной хаотической системы и вычисления показателя Ляпунова основана на использовании для этих целей аттрактора, полученного при помощи так называемой псевдофазовой реконструкции, т.е. отображения, в котором точке $x(t)$ временного ряда ставит в соответствие точку $(x(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(m-1)\cdot\tau)) \in R^m$, где t – дискретное время, τ – временная задержка (в дискретах времени) и m – размерность пространства вложения. Реконструированный таким образом аттрактор сохраняет важнейшие топологические свойства и динамику оригинального аттрактора.

Для выбора временной задержки τ будем использовать метод взаимной информации. Пусть $(a, b) \in R^1$ – минимальный интервал, содержащий все значения временного ряда. Разобьем данный интервал на L равных частей. Обозначим событие «значение $x(t)$ принадлежит i -му интервалу» через A_i , а событие «значение $x(t+\tau)$ принадлежит j -му интервалу» через B_j . Тогда функция взаимной информации определяется соотношением:

$$I(\tau) = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^L P(A_i B_j) \cdot \log_2 \frac{P(A_i B_j)}{P(A_i) P(B_j)}, \quad (1)$$

где $P(\cdot)$ – вероятность соответствующего события.

В данном методе оптимальная задержка выбирается в соответствии с первым минимумом функции $I(\tau)$.

Выбираем исходную точку $X(0)$ в области притяжения аттрактора и находим ближайшую к ней точку $X'(0)$ таким образом, чтобы расстояние между ними было достаточно малым: $d(0) = |X(0) - X'(0)| \approx 10^{-8}$. Затем отслеживаем эволюцию этих двух точек на фазовой траектории до тех пор, пока $d(n) < 1$. Строим график зависимости $\ln d(n)$ от n и прямую регрессии, наклон которой соответствует наибольшему показателю Ляпунова.

Описанный выше метод характеризуется большой вычислительной сложностью и невозможностью применения для малого объема исходных данных. Это связано с тем, что трудно найти две точки ряда, отстоящие друг от друга на расстояния меньше чем 10^{-8} . Рассматриваемым в данной работе путём преодоления этого недостатка является применение нейронных сетей для вычисления старшего показателя Ляпунова. Эта процедура может быть представлена следующим алгоритмом:

1. Обучаем нейронную сеть на прогнозирование по методу скользящего окна и выбираем любую точку $x(t)$ из обучающей выборки и формируем следующий набор данных: $\{x(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(k-1)\tau)\}$, где k – размер окна.
2. Вычисляем $\{x(t+\tau), x(t+2\tau), \dots, x(t+n\tau)\}$ используя многошаговый прогноз.
3. $x(t+i\tau) = F(x(t+(i-1)\tau), x(t+(i-2)\tau), \dots, x(t+(i-k)\tau))$, где $i = \overline{1, n}$, F – нелинейная функция.
4. Вычисляем $x'(t) = x(t) + d_0$, где $d_0 \approx 10^{-8}$ и, подавая на сеть $\{x'(t), x(t-\tau), \dots, x(t-(k-1)\tau)\}$ повторяем шаг 2 для получения $x'(t+i\tau)$.
5. Оцениваем $\ln(d_i) = \ln|x'(t+i\tau) - x(t+i\tau)|$ и выбираем только точки, где $\ln(d) < 0$. Строим график $\ln(d_n)$ от n . Строим прямую регрессии для выбранных точек и вычисляем её наклон, который равен наибольшему показателю Ляпунова.

2. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Из открытых источников сети Интернет были взяты данные ЭЭГ-сигналов следующих двух человек: молодой здоровый индивидуум (с закрытыми и открытыми глазами); пациент, страдающий болезнью Альцгеймера (с закрытыми и открытыми глазами). Сиг-

налы были записаны с частотой дискретизации 128 Гц и 256 уровнями квантования в течение 8 секунд. Таким образом, объём выборки составил 1024 значений на канал.

В процессе экспериментов для вычисления старшего показателя Ляпунова для исследуемых сигналов использовалась компьютерная программа, реализованная мной по описанному выше алгоритму. Для прогнозирования был использован многослойный персептрон с одним скрытым слоем и одним выходным нейроном, в процессе экспериментов предполагалась возможность варьировать количество входных нейронов (n) и количество нейронов в скрытом слое (m). В основном эксперименты проводились с $n=14$ и $m=9$. При работе с упомянутыми сигналами размер выборки обучения варьировался от 400 до 1000 значений.

Результаты проведённых экспериментов прежде всего показали, что описанный алгоритм и программное обеспечение на его основе с успехом могут применяться для определения степени хаотичности электроэнцефалографических сигналов (см. рис. 1). В целом усреднённый старший показатель Ляпунова для пациента, страдающего болезнью Альцгеймера оказался на 2.4% ниже здорового человека (см. рис.2), однако следует учитывать индивидуальные психологические и биологические особенности обследуемого, так как характеристики сигнала ЭЭГ изменяются со временем в результате умственной или физической деятельности человека, а также характер этой деятельности (рутинный, спонтанный и т.д.).

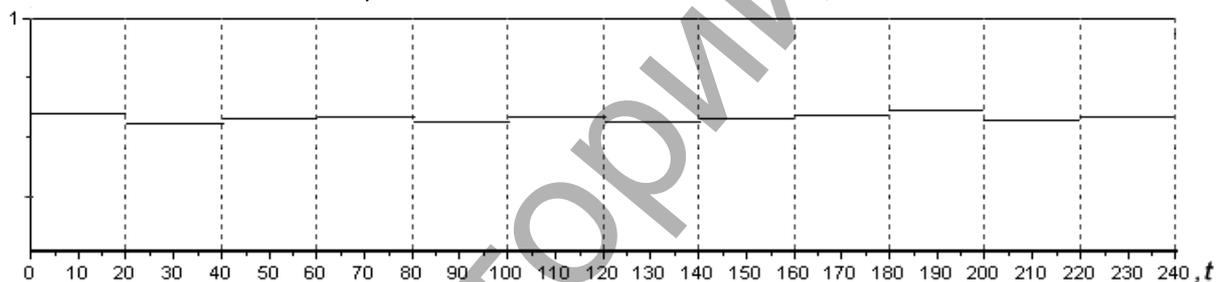


Рис.1. Временная зависимость уровня хаотичности сигнала ЭЭГ

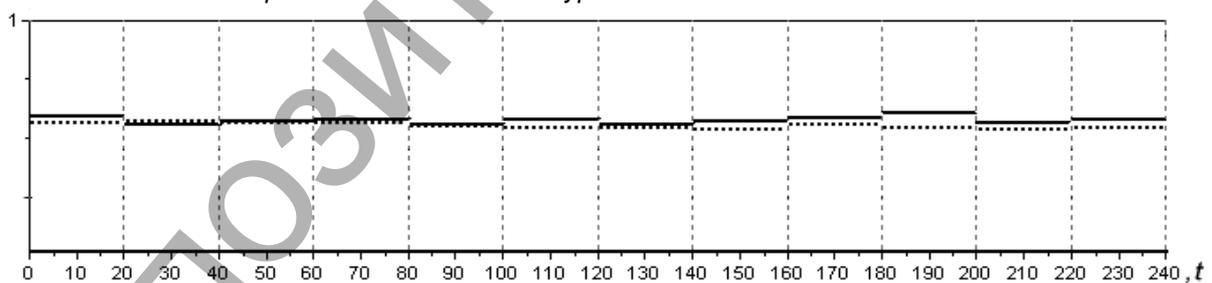


Рис.2. Хаотичность сигнала ЭЭГ здорового человека (сплошные отрезки) выше чем сигнала больного (пунктирные отрезки)

Применение описанного алгоритма с целью выделения интервалов разной хаотичности, а также с целью выявления тенденций роста или падения уровня хаотичности сигнала в совокупности с накопленными персональными статистическими данными пациента позволит диагностировать заболевания ЦНС, а также определять моменты наступления приступов (эпилепсии).

Литература

1. Babloyantz A. and Destexhe A. Low-dimensional chaos in an instance of epilepsy. - Proc. Natl. Acad. Sci. USA, 1986, vol. 83, pp. 3515-3517
2. Андреев Ю.В., Дмитриев А.С., Куминов Д.А. Хаотические процессоры. – Успехи современной радиоэлектроники, 1997, №10, с. 50-79