



УДК 004.032.26

ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ЗАДАЧ КЛАССИФИКАЦИИ ПАТТЕРНОВ ЭЭГ ЧЕЛОВЕКА

МУСАКУЛОВА Ж.А.

izvestiya@ktu.aknet.kg

Рассматривается использование аппарата искусственных нейронных сетей для задач классификации электроэнцефалограмм человека.

Discusses the use of artificial neural networks for classification problems of human electroencephalogram.

Введение. Электроэнцефалография (ЭЭГ) является одним из основных методов оценки состояния головного мозга, основанный на регистрации его электрических потенциалов [1]. Необходимость применения ЭЭГ обусловлена тем, что её данные должны учитываться как у здоровых людей при профессиональном отборе, особенно у лиц, работающих в стрессовых ситуациях или с вредными условиями производства, так и при обследовании пациентов для решения дифференциально-диагностических задач, что особенно важно на ранних стадиях заболевания для выбора наиболее эффективных методов лечения и контроля за проводимой терапией. Сигналы ЭЭГ включают много информации о функции мозга, но классификация и оценка этих сигналов ограничена. Чаще всего экспертами производится визуальный анализ результатов электроэнцефалограммы, что требует значительных затрат по времени. Следовательно, необходима автоматизация оценки результатов ЭЭГ с использованием компьютерной техники. При проведении компьютерной ЭЭГ требуется обобщать большие массивы получаемых данных, при этом возникает потребность получения емких, но в то же время кратких описаний отдельных наблюдений, при этом актуальным становится вопрос о способах сжатия информации и классификации паттернов ЭЭГ [2].

При решении задачи классификации паттернов ЭЭГ невозможно описать все имеющиеся условия, можно выбрать только приближенный набор наиболее важных условий. Так как часть условий при этом не принята во внимание, то ответ носит приблизительный, неточный характер и нет конкретного алгоритма решения задачи. Для решения задач именно такого типа оптимальным образом является использование нейросетевых технологий. При этом важно учитывать, что имеется универсальный алгоритм обучения нейронной сети и существует большой набор примеров, на основе которых можно обучить нейронную сеть.

Классификация ЭЭГ с использованием технологии нейронных сетей. Предлагается, используя аппарат нейронных сетей и представительную выборку классифицированных ЭЭГ, представленных экспертом, создать нейросетевой классификатор, который будет адекватно классифицировать паттерны ЭЭГ, согласно классификации Е. А.Жирмунской [3]. Нейросетевой классификатор дает возможность частичной автоматизации работы по составлению заключений в клинической практике, то есть значительно облегчает работу нейрофизиологов, обеспечивая при этом получение описаний ЭЭГ, свободных от ряда недостатков, имеющих место при традиционных способах визуального анализа. В работе для классификации паттернов ЭЭГ предлагается использовать многослойную нейронную сеть с нелинейными синаптическими входами [4], которая будет являться нейросетевым классификатором. Для обучения нейросетевого классификатора необходимо произвести выборку данных и разбить на два множества. Одно множество необходимо для обучения нейросетевого классификатора, а второе для проверки работоспособности модели.

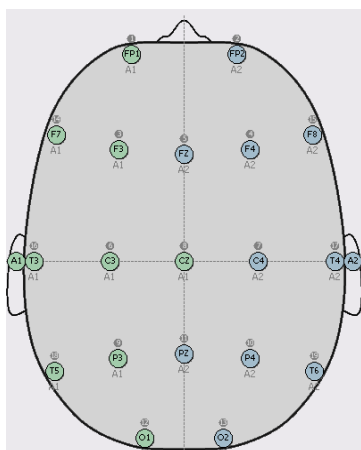


Рис. 1. Схема расположения электродов для регистрации ЭЭГ

Для создания базы данных обучающего множества была произведена предварительная обработка данных, полученных в центре сосудистых и нейрофизиологических исследований, где электроэнцефалограмма регистрировалась с помощью компьютерного комплекса «Нейрон-Спектр-5/S» по международной системе 10/20 по 19 отведениям (рис. 1). Запись ЭЭГ производилась в режиме фоновой записи, а также с использованием различных функциональных проб, таких как фотостимуляция и гипервентиляция.

Полученные паттерны ЭЭГ (рис. 2) обрабатывались с помощью специального программного модуля с целью удаления артефактов. Для определения класса согласно классификации Е.А.Жирмунской достаточно иметь паттерн фоновой записи, поэтому из общей записи ЭЭГ извлекалась фоновая запись, которая обрабатывалась специальным алгоритмом сжатия, затем формировался образец для обучения, состоящий из 19 столбцов.

Так как для обучения нейросетевого классификатора используется алгоритм обучения с учителем, необходимо иметь заключение эксперта нейрофизиолога, поэтому были получены образцы заключений экспертов. После лингвистической и программной обработки заключений был получен образец учителя из 5 столбцов, так как, согласно классификации Е. А.Жирмунской, существует 5 типов ЭЭГ (рис. 3).

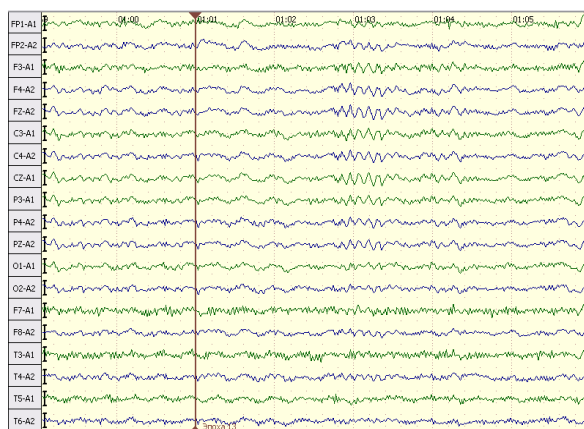
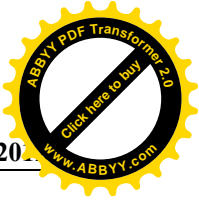
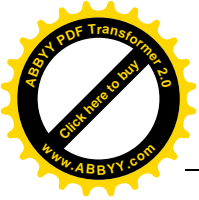


Рис. 2. Образец ЭЭГ взрослого человека

При построении нейросетевого классификатора была выбрана многослойная нейронная сеть прямого распространения, в которой использовались нейроны с нелинейными синаптическими входами [4]. Нейронная сеть состоит из входного, выходного и трех скрытых слоев. Количество нейронов входного слоя соответствует размеру обучающего множества и равно 19, количество нейронов выходного слоя равно 5. Каждый скрытый слой содержит по 25 нейронов. В качестве обучающего алгоритма был выбран алгоритм обратного распространения ошибки.



Для обучения МНС необходимо генерировать пороговые значения и значения параметров наклона входной сигмоидальной функции активации с помощью датчика случайных чисел со средним значением, равным 0, и значения коэффициента усиления со средним значением, равным 1. На следующем шаге предъявляются примеры из обучающего множества, при этом для каждого образца последовательно выполняются прямой и обратный проходы. При прямом проходе вычисляются индуцированные локальные поля и функциональные сигналы сети, проходя по ней послойно в прямом направлении. Индуцированное локальное поля нейрона j слоя t вычисляется по формуле:

$$v_j^{(t)}(n) = \sum_{i=1}^m \frac{1}{1 + e^{-\alpha_{ji}^{(t)}(n)(y_i^{(t-1)}(n) + b_{ji}^{(t)}(n))}} + \hat{b}_j^{(t)}(n), \quad (1)$$

где $y_i^{(t-1)}(n)$ – выходной (функциональный) сигнал нейрона i , расположенного в предыдущем слое $t-1$ на итерации n ; $\alpha_{ji}^{(t)}(n)$ – настраиваемый параметр наклона сигмоидальной функции активации на входе нейрона j слоя t ; $b_{ji}^{(t)}(n)$ – настраиваемый пороговый сигнал смещения для входа нейрона j слоя t ; $\hat{b}_j^{(t)}(n)$ – настраиваемый пороговый сигнал смещения на выходе нейрона j слоя t , m – количество входных сигналов.

Выходной сигнал нейрона j слоя t выражается следующим образом:

$$y_j^{(t)}(n) = v_j^{(t)}(n) \hat{\alpha}_j^{(t)}(n), \quad (2)$$

где $\hat{\alpha}_j^{(t)}(n)$ – настраиваемый коэффициент усиления на выходе нейрона j слоя t . Если нейрон j находится в первом скрытом слое, то:

$$y_j^{(0)}(n) = x_j(n), \quad (3)$$

где $x_j(n)$ – j -й элемент входного вектора $\mathbf{x}(n)$. Если нейрон j находится в выходном слое, то:

$$y_j^{(t)}(n) = o_j(n). \quad (4)$$

Вычисляем сигнал ошибки:

$$e_j(n) = d_j(n) - o_j(n), \quad (5)$$

где $d_j(n)$ – j -й элемент вектора желаемого отклика $\mathbf{d}(n)$.

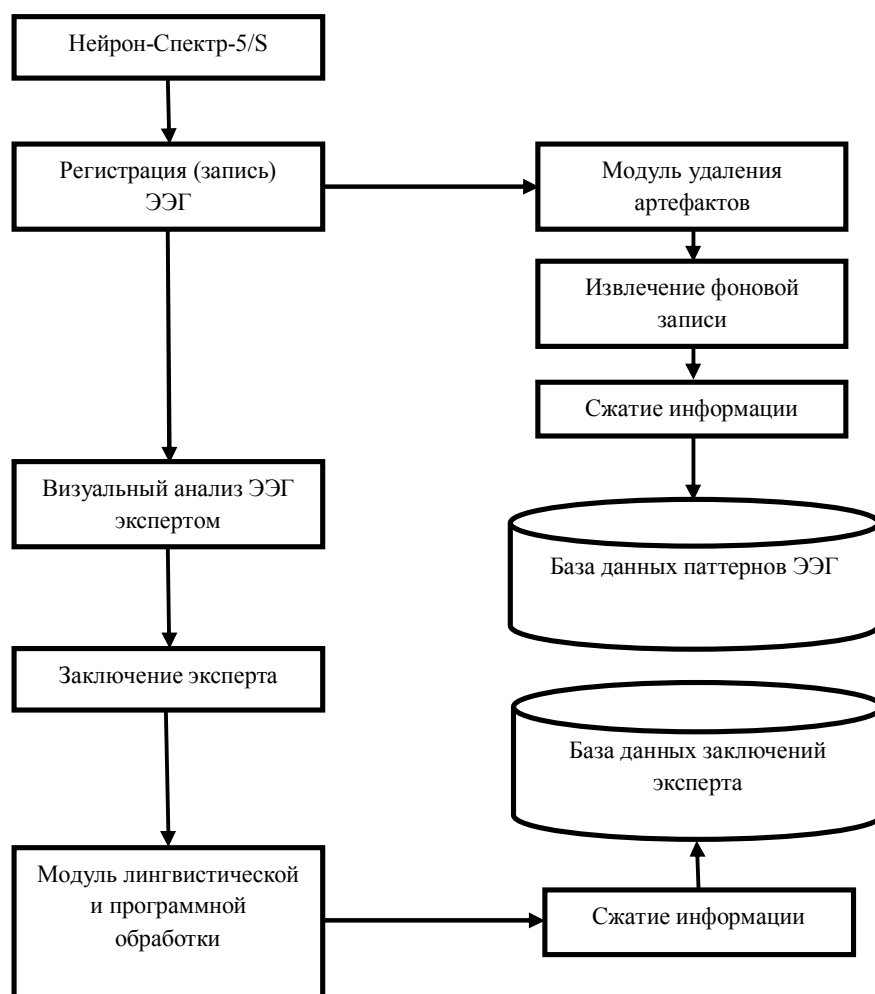


Рис. 3. Формирование базы данных обучающего множества

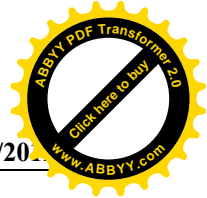
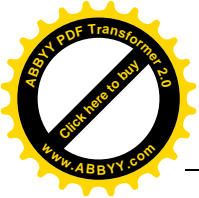
После прямого прохождения сигнала и вычисления сигнала ошибки осуществляется обратный проход. Для изменения настраиваемых коэффициентов сети последовательно вычисляются локальные градиенты всех узлов. Для параметров смещения сигнала и параметра наклона сигмоидальной функции активации локальный градиент вычисляется следующим образом:

$$\delta_j^{(t)}(n) = \begin{cases} e_j^{(t)}(n), & \text{если } t - \text{выходной слой} \\ \hat{\alpha}_j^{(t)}(n) \sum_{k \in C} \delta_k^{(t)}(n) \frac{\alpha_{kj}^{(t)}(n) e^{-\alpha_{kj}^{(t)}(n)(y_j^{(t)}(n)+b_{kj}^{(t)}(n)}}{\left(1 + e^{-\alpha_{kj}^{(t)}(n)(y_j^{(t)}(n)+b_{kj}^{(t)}(n)}\right)^2}, & \text{если } t - \text{скрытый слой} \end{cases} \quad (6)$$

Для сигнала усиления на выходе нейрона, локальный градиент определяется следующим выражением:

$$\delta_j^{(t)}(n) = \begin{cases} e_j^{(t)}(n) \hat{\alpha}_j^{(t)}(n), & \text{если } t - \text{выходной слой} \\ \sum_{k \in C} \delta_k^{(t)}(n) \hat{\alpha}_k^{(t)}(n) \frac{\alpha_{kj}^{(t)}(n) e^{-\alpha_{kj}^{(t)}(n)(y_j^{(t)}(n)+b_{kj}^{(t)}(n)}}{\left(1 + e^{-\alpha_{kj}^{(t)}(n)(y_j^{(t)}(n)+b_{kj}^{(t)}(n)}\right)^2}, & \text{если } t - \text{скрытый слой} \end{cases} \quad (7)$$

Изменения настраиваемых параметров сети выполняются согласно следующим выражениям:



$$\alpha_{ji}^{(t)}(n+1) = \alpha_{ji}^{(t)}(n) + \eta \delta_j^{(t)}(n) \frac{\left(y_i^{(t)}(n) + b_{ji}^{(t)}(n) \right) e^{-\alpha_{ji}^{(t)}(n) \left(y_i^{(t)}(n) + b_{ji}^{(t)}(n) \right)}}{\left(1 + e^{-\alpha_{ji}^{(t)}(n) \left(y_i^{(t)}(n) + b_{ji}^{(t)}(n) \right)} \right)^2}, \quad (8)$$

$$b_{ji}^{(t)}(n+1) = b_{ji}^{(t)}(n) + \eta \delta_j^{(t)}(n) \frac{\alpha_{ji}^{(t)}(n) e^{-\alpha_{ji}^{(t)}(n) \left(y_i^{(t)}(n) + b_{ji}^{(t)}(n) \right)}}{\left(1 + e^{-\alpha_{ji}^{(t)}(n) \left(y_i^{(t)}(n) + b_{ji}^{(t)}(n) \right)} \right)^2}, \quad (9)$$

$$\hat{b}_j^{(t)}(n+1) = \hat{b}_j^{(t)}(n) + \eta \delta_j^{(t)}(n), \quad (10)$$

$$\hat{\alpha}_j^{(t)}(n+1) = \hat{\alpha}_j^{(t)}(n) + \eta \delta_j^{(t)}(n) v_j^{(t)}(n), \quad (11)$$

где η – параметр скорости обучения.



Таким образом, последовательно выполняем прямой и обратный проходы, предъявляя сети все примеры обучения из эпохи, пока не будет достигнут критерий останова.

Выводы. В результате проделанной работы был создан нейросетевой классификатор на основе многослойной нейронной сети с нелинейными синаптическими входами. Оценка качества построенного нейросетевого классификатора при тестовой выборке показала, что вероятность успешной классификации для разных классов составляет примерно 80%. Таким образом, применение искусственных нейронных сетей с нелинейными синаптическими входами при решении задач классификации ЭЭГ является приоритетным направлением для дальнейших теоретических исследований.

Литература

1. Медицинская реабилитация/ под ред. В.М. Боголюбова. М., 2010.
2. M. Sun and R.J.Sclabassi, The forward EEG solutions can be computed using Artificial neural networks, IEEE Trans on Biomedical Eng. 47, 1044-1050, 2000.
3. Жирмунская Е.А., Лосев В.С. Системы описания и классификация электроэнцефалограмм человека. - М.: Наука, 1984.

Миркин Е.Л., Мусакулова Ж.А. Модель искусственного нейрона с нелинейными синаптическими входами. Институт автоматки. // Журнал «Проблемы автоматки и управления», -№1, Бишкек, 2012. С. 79-89.