

УДК 621.396.961.1

В.М. Безрук, Н.П. Коваленко, В.А. Лысенко

ОБ ОДНОМ МЕТОДЕ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО РАСПОЗНАВАНИЯ СТАДИЙ СНА ПО ЭЛЕКТРОЭНЦЕФАЛОГРАММАМ

1. Введение

Изучение структуры сна и его нарушений занимает важное место в современной экспериментальной и клинической медицине. Анализ структуры ночного сна играет важную роль в диагностике заболеваний головного мозга. При функциональных заболеваниях нервной системы и при психозах жалобы на нарушения сна нередко бывают основными, а иногда и единственными. Исследование структуры ночного сна оказывается полезным и при анализе функции и механизмов сна. В частности, актуальными становятся исследования структуры сна в кардиологической клинике у больных ишемической болезнью сердца, поскольку опасные кризы сердечно-сосудистой системы — нарушения сердечного ритма, инфаркт миокарда — часто возникают во время ночного сна [1, 2].

При изменении функционального состояния мозга изменяется и характер его электрической активности. Установлено, что электроэнцефалограмма (ЭЭГ) может служить индикатором уровня бодрствования мозга и адекватно отражать глубину сна. Успехи, достигнутые в области изучения организации сна, тесно связаны с применением электроэнцефалографических методов исследования. Однако распознавание стадий сна по записи ЭЭГ связано со значительными затратами времени, труда и средств, поскольку запись ЭЭГ ночного сна занимает сотни метров бумажной ленты. Кроме того, при визуальном анализе используются только описательные критерии для идентификации стадий сна, что порождает расхождения среди специалистов при оценке моментов перехода между стадиями. Поэтому возникает необходимость объективизации и автоматизации процесса исследования структуры сна. Для этого могут быть использованы разные математические методы распознавания сигналов [1–6]. Однако автоматизированное определение стадий сна по ЭЭГ с использованием математических методов связано с определенными трудностями, вызванными близостью спектрального состава ЭЭГ для отдельных фаз и стадий сна, отличием соответствующих ЭЭГ у разных людей, возникновением артефактов.

Возможны различные подходы к решению указанной задачи, которые определяются выбранным математическим описанием (математической моделью) ЭЭГ и соответствующим ему алгоритмом распознавания. Можно использовать спектральные методы распознавания стадий сна, основанные на

описании ЭЭГ коэффициентами разложения в ряды по некоторым базисным функциям (ДФФ, Уолша, Хаара) [1]. Известно также применение для описания ЭЭГ авторегрессионной (АР) модели [2]. Это дает возможность синтезировать авторегрессионные алгоритмы распознавания сигналов [2–6].

В данной статье в отличие от работы [2] для учета влияния артефактов предложено использовать метод распознавания заданных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов [6]. Это позволит снизить вероятность ошибочных решений для решения задачи автоматического распознавания стадий сна в реальных условиях. Приведено описание предложенного авторегрессионного метода распознавания стадий сна по ЭЭГ, а также некоторые результаты его исследований, проведенные путем статистического моделирования на выборках реализаций ЭЭГ для 6-ти характерных стадий сна.

2. Математическая модель ЭЭГ и метод распознавания стадий сна

Предполагается, что ЭЭГ адекватно описывается математической моделью в виде процесса авторегрессии

$$X_t = a_1^i \cdot X_{t-1} + a_2^i \cdot X_{t-2} + \dots + a_p^i \cdot X_{t-p} + \sigma_i v_t \quad (1)$$

Параметры АР модели $A_i = (a_1^i, a_2^i, \dots, a_p^i, \sigma_i, i, p_i)$ в каждый момент времени t удовлетворяют условиям стабильности и принадлежат к одному из M классов. Полагается, что параметры модели АР, выбранной для описания ЭЭГ, известны либо могут быть оценены по классифицированным обучающим выборкам реализаций ЭЭГ. Принято также считать, что параметры модели ЭЭГ остаются неизменными на значительном промежутке времени.

После получения очередного отсчета x_t реализации ЭЭГ при уже имеющихся отсчетах $\tilde{x}_t = (x_t, \dots, x_{t-T})$ необходимо ответить на вопрос, к какому классу принадлежит анализируемый участок ЭЭГ в момент времени $t \geq T$ (T — длительность анализируемого участка ЭЭГ).

В [2] показано решение такой задачи методом последовательной классификации по максимуму правдоподобия. Считается, что параметры модели в момент времени t принадлежат классу \hat{i}_t , если выполняется система неравенств

$$L_{i, \hat{i}_t}(A_i / \tilde{x}_t) \geq L_{i, i}(A_i / \tilde{x}_t), \quad i \neq \hat{i}_t, \quad i = 1, \dots, M, \quad (2)$$

где $L_{i, i}(A_i / \tilde{x}_t)$ — логарифмическая функция правдоподобия параметров. Логарифмическая функция правдоподобия $L_{i, i}(A_i / \tilde{x}_t)$ имеет вид [4]:

$$L_{i,i}(B_i/\bar{x}_i) = -T \ln \sqrt{2\pi\sigma_i^2} + \frac{1}{2\sigma_i^2} \sum_{j=T-p_i}^T (x_j + a_1^{(i)}x_{j-1} + \dots + a_{p_i}^{(i)}x_{j-p_i})^2. \quad (3)$$

Следует заметить, что в решающем правиле (2) функцию правдоподобия $L_{i,i}(B_i/\bar{x}_i)$, $i=1, \dots, M$ необходимо вычислять для каждого момента времени t , из-за чего для принятия решений необходимо выполнять значительный объем вычислений. Сокращение объема вычислений достигается при рекуррентном вычислении функции правдоподобия, хотя и в этом случае процесс принятия решения оказывается очень трудоемким с точки зрения вычислительных затрат.

В ряде практических случаев длительность интервала времени анализа ЭЭГ T , по которому следует принимать решение, оказывается значительно меньше интервала времени постоянства параметров модели АР, выбранной для описания ЭЭГ. При этом можно предложить более простое по затратам решение поставленной задачи автоматизированного распознавания стадий сна с использованием рассмотренных в [5, 6] авторегрессионных алгоритмов распознавания сигналов. Кроме того, для учета появляющихся в реальных условиях работы артефактов в решающем правиле распознавания предлагается ввести дополнительный $M+1$ -й класс неизвестных сигналов. С учетом выражения для многомерной плотности вероятности для гауссовских авторегрессионных последовательностей [4] алгоритм автоматизированного распознавания M заданных стадий сна по ЭЭГ при наличии класса неизвестных сигналов будет иметь следующий вид [6]:

$$H^k : K_k(\bar{x}) < \Lambda_k, \quad k = \overline{1, M} \quad (4a)$$

$$K_k(\bar{x}) = K_i(\bar{x}) + \ln \frac{(2\pi\sigma_i)^{p_i-L}}{(2\pi\sigma_k)^{p_k-L}} \geq \ln \frac{P_k}{P_i}, \quad (4б)$$

$$H^{M+1} : K_k(\bar{x}) > \Lambda_k, \quad k = \overline{1, M}. \quad (4в)$$

Здесь $K_k(\bar{x}) = \frac{1}{2\sigma_k^2} \sum_{l=p+1}^L \left[x_l - \mu_k - \sum_{j=p+1}^{p_k} a_j^k (x_{l-j} - \mu_k) \right]^2$ — соотношение, входящее в выражение для многомерной плотности вероятности (3) и определяющее нормированную ошибку предсказания в АР

модели; $\Lambda_k = \ln \frac{(2\pi)^{\frac{L}{2}} \sigma_k^{L-p_k} \lambda_k}{P_k}$ — некоторые пороговые значения, определяемые из условия обеспечения заданных вероятностей правильного распознавания заданных M стадий сна; p_k, a_j^k — порядок и параметры АР модели ЭЭГ для k -ой стадии сна.

Согласно этому алгоритму распознавания решение в пользу i -й стадии сна принимается в два этапа: при выполнении хотя бы одного из нера-

венств (4а), а также при выполнении системы неравенств (4б). Когда выполняются неравенства (4в), решение принимается в пользу $M+1$ -го класса неизвестных сигналов.

В алгоритме распознавания (4) полагаются известными параметры АР моделей. При неизвестных параметрах следует получить их оценки по классифицированным обучающим выборкам ЭЭГ [4–6]. При этом данный алгоритм работает в двух режимах: обучения и распознавания. В режиме обучения по классифицированным выборкам ЭЭГ для заданных стадий сна вычисляются оценки корреляционных функций, через которые определяются параметры модели АР (в частности из уравнения Юла-Уокера). На этапе распознавания по предъявленной для анализа реализации ЭЭГ длительностью T принимается решения о принадлежности ее к одному из M классов (соответствующих стадиям сна) либо принимается решение о ее принадлежности к классу неизвестных сигналов.

Геометрический смысл правила принятия решений согласно (4) состоит в том, что для ЭЭГ заданных стадий сна в пространстве сигналов строятся замкнутые собственные области. При попадании наблюдений в одну из собственных областей принимается решение в пользу соответствующей стадии сна. В противном случае наблюдаемая реализация ЭЭГ относится к $M+1$ -му классу неизвестных сигналов.

Решающее правило (4) можно обобщить на случай принятия решений по ЭЭГ, поступающих из нескольких каналов регистрации. Для описания такой совокупности ЭЭГ может быть использована более сложная математическая модель в виде векторного процесса авторегрессии. При этом может быть получен алгоритм распознавания типа (4), соответствующий такой более сложной математической модели ЭЭГ.

3. Результаты исследований задачи автоматического распознавания стадий сна по ЭЭГ

В работах [5, 6] на выборках гауссовских случайных сигналов с различными корреляционными функциями были проведены исследования практических особенностей и рабочих характеристик авторегрессионных алгоритмов распознавания сигналов. Практический интерес представляет проведение исследований предложенного алгоритма распознавания заданных сигналов при наличии неизвестных сигналов (4) для случая решения задачи распознавания стадий сна по ЭЭГ. Для исследований разработан специальный пакет программ, реализующий алгоритм в режиме обучения и распознавания.

Приведем некоторые результаты исследований, выполненных на выборках реализаций ЭЭГ для 6-ти стадий сна. В таблице приведены параметры АР модели, которые были получены по реальным ЭЭГ для каждой из 6-ти стадий сна [2]. На рис. 1 для

иллюстрации приведены полученные с помощью этой модели реализации ЭЭГ для разных стадий сна. Соответствующие им энергетические спектры ЭЭГ приведены на рис. 2. При исследованиях использовались выборки реализаций ЭЭГ объемом по 50 000 отсчетов для каждой из 6-ти стадий сна. По классифицированным обучающим выборкам ЭЭГ найдены параметры решающего правила (4).

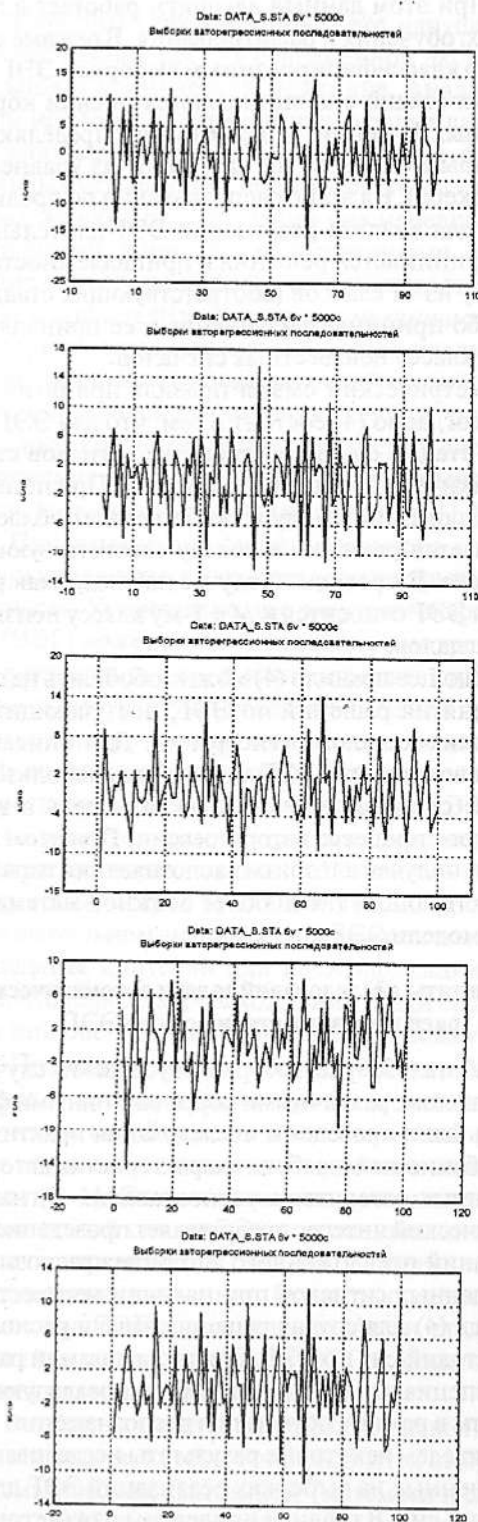


Рис. 1. Выборки реализаций ЭЭГ для 6-ти стадий сна

Контрольные выборки использованы при исследованиях практических особенностей решения задачи автоматизированного распознавания стадий сна по ЭЭГ. Исследована зависимость качества распознавания стадий сна от интервала наблюдения ЭЭГ T для текущей стадии сна (рис. 3).

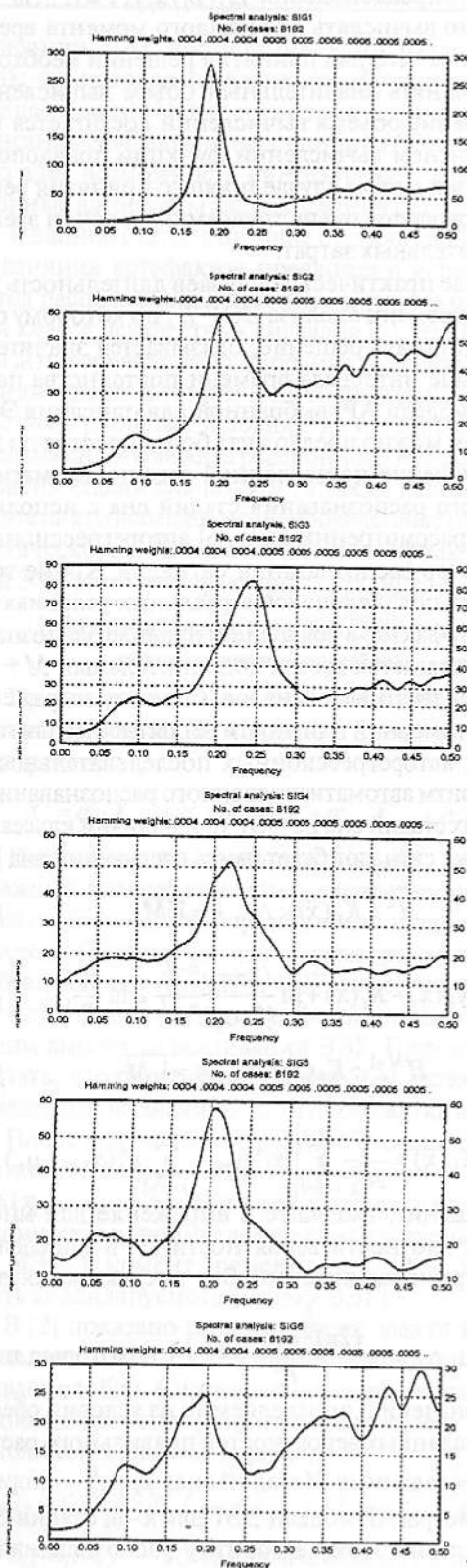


Рис. 2. Энергетические спектры ЭЭГ для 6-ти стадий сна

Таблица
Значения параметров авторегрессионной модели,
полученные по реальным ЭЭГ для 6-ти разных стадий сна

	$i=1$	$i=2$	$i=3$	$i=4$	$i=5$	$i=6$
σ_i	25,4	18,3	21,5	15,7	15,9	11,23
a_1	-0,61	-0,51	-0,24	0,06	0,12	-0,38
a_2	-0,67	-0,42	-0,33	-0,18	-0,5	-0,26
a_3	-0,75	-0,37	-0,25	-0,13	-0,11	-0,33
a_4	-0,62	-0,24	-0,06	0,08	0,09	-0,28
a_5	-0,32	-0,13	-0,06	0,03	0,07	-0,17
a_6	-0,16	-0,17	-0,17	-0,04	-0,04	-0,12
a_7	-0,17	-0,22	-0,14	-0,08	-0,06	-0,16
a_8	-0,15	-0,18	-0,05	-0,02	-0,01	-0,15
a_9	-0,09	-0,13	-0,05	-0,04	-0,01	-0,09
a_{10}	-0,03	-0,04	-0,05	-0,01	-0,01	-0,03

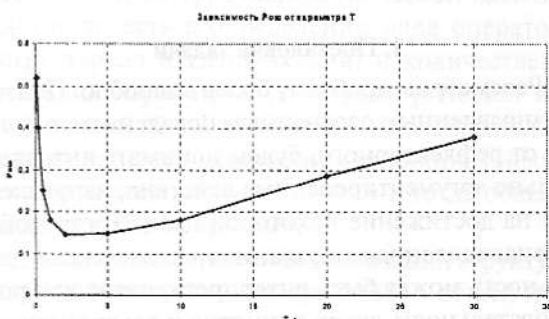


Рис. 3. Зависимость средней вероятности ошибочного распознавания стадий сна от длительности интервала ЭЭГ, используемой для принятия решений

Получено минимальное значение средней вероятности ошибочного распознавания стадий сна $P_{\text{ош. ср}} = 0,15$.

В результате предъявления на распознавание контрольных выборок ЭЭГ для разных стадий сна получены диаграммы изменений стадий сна, удобные для оперативного анализа структуры сна пациента и последующей постановки диагноза. Один из фрагментов диаграммы приведен на рис. 4.

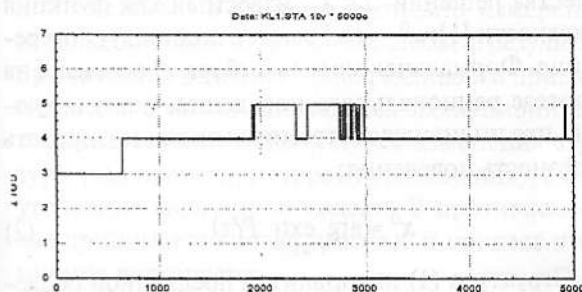


Рис. 4. Диаграмма изменений стадий сна, полученная по результатам распознавания выборок ЭЭГ

4. Выводы

В статье предложен новый метод автоматизированного распознавания заданных стадий сна по ЭЭГ при наличии класса неизвестных сигналов. Метод основан на описании ЭЭГ математической моделью в виде авторегрессионных процессов. При рас-

познавании наблюдаемой ЭЭГ решение принимается либо в пользу одной из стадий сна, либо в пользу класса неизвестных наблюдений. Такой метод распознавания позволяет снизить вероятность ошибочных решений в реальных условиях при появлении различного рода артефактов. Метод распознавания стадий сна по ЭЭГ может быть использован при создании автоматизированных систем информационной поддержки для диагностики заболеваний нервной и сердечно-сосудистой систем.

Приведены некоторые результаты исследования практических особенностей автоматизированного распознавания стадий сна по ЭЭГ. Исследования выполнены путем статистического моделирования на выборках реализаций ЭЭГ для 6-ти характерных стадий сна. Получена зависимость ошибки распознавания стадий сна от интервала наблюдения ЭЭГ, по которой принимаются решения. Получены также временные диаграммы изменений стадий сна, представляющие практический интерес для оперативной оценки структуры ночного сна.

С целью дальнейшего уменьшения вероятности ошибочного распознавания стадий сна следует использовать ЭЭГ, получаемые из нескольких каналов электроэнцефалографа (8 или 16). При этом для математического описания ЭЭГ необходимо применить векторную авторегрессионную модель и синтезировать соответствующий алгоритм распознавания ЭЭГ.

Для получения окончательных рекомендаций по практическому применению предложенного метода автоматизированного распознавания стадий сна необходимо продолжить клинические исследования на реальных ЭЭГ для ночного сна с использованием многоканального электроэнцефалографа, а также с учетом различного рода артефактов, обусловленных открыванием глаз, изменением положения электродов и другим.

Список литературы 1. *Неймарк Ю.П.* Распознавание образов в медицинской диагностике. М.: Наука, 1985. 376 с. 2. *Липейка А., Малинаускас В., Гринявичус К., Лесене В.* Автоматическое определение стадий сна по электроэнцефалограмме // Статистические проблемы управления. Вильнюс: УМ АН Лит ССР, 1981. Вып. 51. С. 85-97. 3. *Клигене Н., Телькснис Л.* Методы обнаружения моментов измерения свойств случайных процессов // Автоматика и телемеханика. 1983. № 10. С. 13-18. 4. *Мисюкас М.* Несколько конструктивных выражений асимптотически байесовских классификаторов в явном виде для гауссовских стационарных временных рядов // Статистические проблемы управления. Вильнюс: ИМ АН Литвы. 1985. Вып. 69. С. 81-87. 5. *Кравченко Н.И., Безрук В.М., Тихонов В.А.* Распознавание случайных сигналов в рамках авторегрессионной модели // Вероятностные модели и обработка случайных сигналов и полей. К: УМК ВО. 1991. С. 138-142. 6. *Безрук В.М., Коваленко Н.П.* Синтез и анализ алгоритмов распознавания гауссовских случайных сигналов при наличии класса неизвестных сигналов на основе авторегрессионной модели // АСУ и приборы автоматики. 2000. Вып. 111. С. 115-120.

Поступила в редколлегию 05.11.2004