Биомедицинские приборы и системы

УДК 621.391

О.Ю. Панічев

Національний технічний університет України «Київський політехнічний інститут»,
каб. 441, вул. Політехнічна, 16, Київ, 03056, Україна.

Методи аналізу ЕЕГ для прогнозування епілептичних нападів

В роботі розглянуто проблематику прогнозування епілептичних нападів на основі аналізу сигналів електроенцефалограм. Розглянуто основні методи аналізу сигналів, які застосовуються при прогнозуванні та наведено результати використання цих методів. Основну увагу приділено методам аналізу сигналів в часовій області (енергія сигналу та довжина кривої), методам, в яких аналізують результати перетворення (спектрально-часовий та вейвлет-аналіз), нелінійним методам (ентропійний аналіз та аналіз синхронізації). Визначено, що основними проблемами, які виникають при прогнозуванні епілептичних нападів є низька завадостійкість методів та неможливість їх застосування для сигналів ЕЕГ, виміряних неінвазивно. Наведено рекомендації щодо напрямку подальших досліджень в сфері прогнозування епілептичних нападів. Бібл. 23, рис. 1.

Ключові слова: *ЕЕГ; електроенцефалографія; епілепсія; епілептичний напад; прогнозування.*

Вступ

Епілепсія - це хвороба, яка виникає в результаті надмірної патологічної електричної активності окремих частин головного мозку, що приводить до періодичних судомних нападів. Епілепсія є одним з найбільш розповсюджених неврологічних захворювань в світі, на яке страждає приблизно 1% населення планети будь-якого віку [3]. Специфікою захворювання є періодичність нападів на фоні загального благополуччя та відсутності клінічних симптомів, неможливість для лікаря в більшості випадків безпосередньо бачити напад, а також, амнезія, яка супроводжує напад та ускладнює, а в ряді випадків і унеможливлює проведення діагностики без допомоги електроенцефалографії. Саме тому при епілепсії електроенцефалографічне дослідження має особливо велике діагностичне значення [23].

Основним способом лікування епілепсії сьогодні є медикаментозне лікування. При такому методі лікування пацієнтам необхідно протягом тривалого часу кожного дня приймати фіксовану дозу протисудомних ліків задля забезпечення постійної концентрації ліків у крові. В той самий час, приблизно третина хворих на епілепсію у світі резистентна до медикаментозної терапії. У випадку, коли напади не можуть бути контрольовані, хворі на епілепсію мають безліч обмежень у соціальній та багатьох інших сферах життя, що неминуче призводить до значного зниження якості життя хворих [9]. Для таких хворих може бути запропоновано хірургічний спосіб лікування. Але у випадках коли існує декілька локальних фокусів епілептичної активності або при деяких видах епілепсії, хірургічне втручання може бути неефективним.

Задля підвищення якості життя хворих, в яких неможливо повністю припинити напади, розробляються прилади, які здатні попередити про можливість нападу або завадити початку нападу. . В наш час підтвердженим методом для усунення нападів є стимуляція блукаючого нерву (VNS – vagus nerve stimulation) [6]. Досвід у застосуванні прямої стимуляції мозку та стимуляції блукаючого нерву показує значно меншу шкоду в порівнянні з медикаментозним лікуванням.

Причиною недостатньої ефективності заходів щодо зменшення кількості епілептичних нападів може бути відсутність адаптивних методів прогнозування нападів, адже в більшості існуючих пристроїв ведеться неперервна стимуляція, параметри якої підбираються лікарем для кожного пацієнта індивідуально. Також, задача попередження про можливість нападу є актуальною у випадку, коли неможливо йому завадити. Успішне прогнозування епілептичних нападів дасть можливість для покращення існуючих та розробки нових стратегій лікування епілепсії та розуміння природи епілепсії взагалі.

© Панічев О.Ю., 2015

При прогнозуванні епілептичних нападів найбільшу увагу приділяють аналізу сигналів електроенцефалограм (ЕЕГ) та інтракраніальних електроенцефалограм (іЕЕГ). Метою даної роботи є огляд методів прогнозування епілептичних нападів на основі аналізу сигналів ЕЕГ для подальшого, окреслення застосування, переваг та обмежень цих методів та визначення можливих напрямків для подальшої діяльності у сфері прогнозування епілептичних нападів.

1. Прогнозування нападів

Під прогнозуванням епілептичних нападів розуміється ідентифікація часу, коли найбільш вірогідний початок нападу [9]. В порівнянні з сигналами ЕЕГ, іЕЕГ містять значно меншу кількість перешкод в сигналі і мають значно більше відношення сигнал/шум. Використання саме сигналів ЕЕГ для прогнозування епілептичних нападів пов'язано з тим, що вони є найбільш доступною характеристикою діяльності мозку.

Сигнал ЕЕГ можна умовно розділити на три періоди: між нападами, перед нападом та період нападу. Період між нападами є періодом, в якому немає проявів епілептичного нападу та не містить ознак наближаючогося нападу. Під періодом сигналу перед нападом розуміється такий період, в якому можна знайти ознаки нападу що наближається. Період нападу – період сигналу ЕЕГ, під час якого відбувається напад.

У більшості запропонованих нині методах прогнозування епілептичних нападів застосовується аналіз сигналу в ковзному вікні. Вибір довжини вікна залежить від методу виділення ознак і може варіюватися від долі секунди до декількох годин, але найчастіше складає приблизно 10-40 секунд.

Система прогнозування епілептичних нападів складається з таких основних блоків: блок попередньої обробки сигналу, блок виділення ознак, блок вибору та обробки ознак, блок класифікації на основі ознак та блок постобробки результатів (рис. 1).

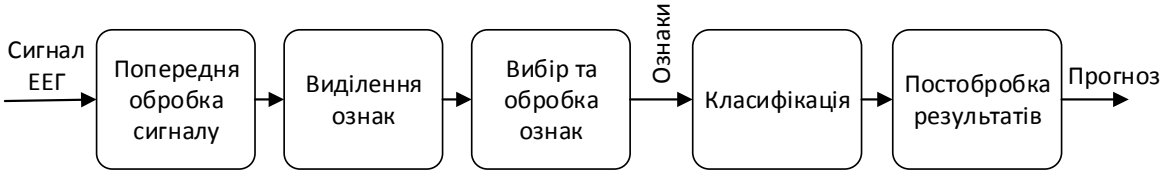

Рис. 1. Структурна схема системи прогнозування епілептичних нападів

В кожному блоці системи застосовуються різні методи аналізу сигналів. Результат прогнозування залежить від властивостей цих методів, їх обмежень та способу їх використання в поєднанні один з одним.

2. Попередня обробка сигналу

При попередній обробці сигналу ЕЕГ для прогнозування епілептичних нападів використовуються фільтри для зменшення впливу мережевої перешкоди на сигнал та для позбавлення сигналу від постійної складової. Варто зауважити, що при прогнозуванні нападів ознаки можуть бути отримані одночасно з монополярних відведень сигналу, біполярних та похідної сигналу. При реєстрації сигналу з монополярним способом відведень один з кожної пари електродів розміщується над відповідною ділянкою мозку, а другий є віддаленим від мозку референтом. Часто загальним референтом виступає об'єднаний вушний референт. При біполярному відведенні обидва електроди розташовуються над мозком і реєструється різниця потенціалів цих двох областей. На практиці частіше використовуються монополярні відведення так як сигнал, зареєстрований таким чином можна легко перерахувати у біполярні відведення.

3. Методи виділення ознак

Під ознакою розуміється кількісна або якісна характеристика сигналу, яка може бути використана для прогнозування нападів. Виділення ознак полягає в розрахунку параметрів сигналу ЕЕГ, які будуть використані для подальшої класифікації та прогнозування. При прогнозуванні епілептичних нападів на основі аналізу сигналу ЕЕГ може бути одночасно використано велику кількість ознак. Ознаки можуть бути отримані як незалежно одна від одної, так і декілька методів виділення можуть бути поєднані в один (наприклад, отримання ознак після вейвлет перетворення). Далі наведено опис ознак, які найчастіше застосовуються при прогнозуванні епілептичних нападів.

© Панічев О.Ю., 2015

3.1. Аналіз сигналу в часовій області

Аналіз енергії сигналу. Метод базується на аналізі середньої енергії сигналу, яка визначається як:

$$E[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=1+(n-1)(N-D)}^{n(N-D)+D} x[i]^2. \quad (1)$$

де E – енергія сигналу, x – відліки вхідного сигналу, N – кількість відліків у вікні спостереження, D – зсув вікна.

В [7] було запропоновано використовувати відношення між коротко тривалою енергією (КТЕ – середня енергія в інтервалі довжиною 1 хвилина) та довго тривалою енергією (ДТЕ – середня енергія в інтервалі довжиною 20 хвилин). Хоча метод і показав певні перспективи у виявленні провісників нападу в ЕЕГ при деяких умовах, в багатьох роботах зазначається його низька ефективність [12].

Довжина кривої. Довжина кривої CL в дискретному вигляді розраховується як:

$$CL[n] = \sum_{i=1+(n-1)(N-D)}^{n(N-D)+D} \left| x[i-1] - x[i] \right| \quad (2)$$

де x – відліки вхідного сигналу, N – довжина вікна спостереження у відліках, D – перекриття вікон.

Довжину кривої, як ознаку для прогнозування нападів, було використано в [5] разом з середньою та нелінійною енергією сигналу, спектральною ентропією та іншими ознаками. З поєднанням цих ознак з генетичними алгоритмами для вибору ознак та імовірнісною нейронною мережею для класифікації було досягнуто чутливості прогнозування 62,5% та специфічності 90,47%.

Нелінійна енергія. Нелінійна енергія NE сигналу визначається як:

$$NE[n] = x^2[n] - x[n-1] \cdot x[n+1] \quad (3)$$

де x – відліки вхідного сигналу.

Отримані значення NE потім осереднюється з використанням вікна Ханна:

$$ANE[n] = \frac{1}{N} \sum_{i=1+(n-1)(N-D)}^{n(N-D)+D} NE_w[i] \quad (4)$$

де N – довжина вікна спостереження у відліках, D – перекриття вікон у відліках.

Евклідова відстань. Евклідова відстань ED є мірою схожості двох послідовностей X та Y і визначається як

$$ED_{xy} = \sqrt{\sum_{i=1}^{N} (x_i - y_i)^2}. \quad (5)$$

де N- кількість відліків у досліджуваних послідовностях [22].

3.2. Аналіз сигналу після перетворення

Результат перетворення може бути як ознакою або набором ознак, так і лише частиною методу виділення ознак з подальшим послідовним застосуванням інших методів виділення ознак.

Спектральний аналіз. Методи виділення ознак, які базуються на спектральному аналізі сигналу, мають на основі припущення, що існує відмінність між спектральними складовими періодів сигналу між нападами, перед нападами та під час нападів. Ознаками вважаються частотні складові сигналу, які змінюються при переході від одного стану до іншого. В [16] для аналізу використовувались безпосередньо сигнал ЕЕГ, сигнал, перерахований у біполярні відведення, та перша похідна сигналу. Розрахунок спектральної потужності проводився кожні 10 секунд у вікні довжиною 20 секунд з розбиттям спектру сигналу на дев'ять ритмів. Виділені ознаки потім класифікувались за допомогою методу опорних векторів. Як стверджують автори роботи, саме таке поєднання лінійного методу виділення ознак та нелінійного методу класифікації дозволяє отримати високу чутливість прогнозування 97,5%.

Через необхідність враховувати обмеження в частотній та часовій роздільній здатності, замість спектрального аналізу часто використовують вейвлет аналіз.

Вейвлет-аналіз. Вейвлет-перетворення – представлення сигналу у вигляді суми функцій-вейвлетів, кожна з яких є розтягнутою або стиснутою та зміщеною в часі копією єдиної материнської вейвлет-функції. В переважній більшості випадків використовується вейвлет-розклад в ортогональному базисі $\psi_{m,n}(x)$, утвореному за допомогою зсуву та масштабування материнської функції:

$$\psi_{m,n}(x) = 2^{-\frac{m}{2}} \psi(2^{-m} x - n) \quad (6)$$

де m та n – цілі числа. Завдяки накладенню умови ортонормованості, коефіцієнти вейвлет-розкладу сигналу можуть бути легко отримані за формулою

© Панічев О.Ю., 2015

$$c_{m,n} = \int_{-\infty}^{+\infty} f(x)\psi_{m,n}(x)dx \quad (7)$$

і формула

$$f(x) = \sum_{m,n} c_{m,n}\psi_{m,n}(x) \quad (8)$$

може бути використана для відновлення $f(x)$ за допомогою коефіцієнтів розкладу.

При застосуванні вейвлет аналізу найважливішим аспектом є підбір материнської функції для конкретної задачі. Так, в [21] для виділення ознак використали 5-рівневе вейвлет перетворення з материнською функцією Добеши-4 для двох-секундних епох двох каналів ЕЕГ. Далі безпосередньо з вейвлет коефіцієнтів було отримано три ознаки: відносна середня амплітуда, відносна масштабна енергія та коефіцієнт варіації амплітуди. Також, для вирішення задачі прогнозування епілептичних нападів можлива розробка спеціальної материнської функції, як, наприклад, було зроблено в [1].

3.3. Оцінка синхронізації

Фазова синхронізація. Фазова синхронізація визначається як сталість різниці фаз між двома коливаннями $a(t)$ та $b(t)$, які характеризують роботу систем:

$$\left|\varphi_a(t) - \varphi_b(t)\right| = const \quad (9)$$

де $\varphi_a(t)$ та $\varphi_b(t)$ - фази коливань $a(t)$ та $b(t)$ відповідно.

Чисельною характеристикою фазової синхронізації є коефіцієнт фазової синхронізації (КФС), який описує рівень синхронності зміни фаз та стабільність різниці фаз для двох сигналів в певному частотному діапазоні. КФС можна розрахувати за формулою:

$$PLV(f,t) = \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left|e^{j\theta_n(f,t)}\right|. \quad (10)$$

де *PLV* - коефіцієнт фазової синхронізації (КФС); *N* – кількість вимірювань сигналу, які використовуються; *f* – частота, на якій досліджується синхронізація; *t* – момент часу, для якого розраховують миттєві фази; $\theta_n(f,t) = \phi_{1n}(f,t) - \phi_{2n}(f,t)$ – різниця фаз для *n*-ої пари сигналів на частоті *f* в момент часу *t*.

Таку оцінку фазової синхронізації було застосовано в [15] для сигналів ЕЕГ, які містять 14 нападів з 10 пацієнтів з фокальною лобною епілепсією. Так, для 12 з 14 нападів прогнозування з використанням коефіцієнту фазової синхронізації було успішним та мало доволі велику специфічність на інтервалах без нападів, середній час прогнозування до нападу становив в середньому 86 хвилин.

Синхронізація затримок. Синхронізація затримок визначається як такий стан двох систем, коли стани цих систем $s_a(t)$ і $s_b(t)$ є затриманими один відносно одного на τ:

$$s_a(t+\tau) = s_b(t) \quad (11)$$

Мірою такої синхронізації є лінійна кросс-кореляційна функція, яка визначається як

$$corr(s_a, s_b)(\tau) = \int_{-\infty}^{+\infty} s_a(t+\tau)s_b(t)dt \quad (12)$$

і приймає максимальні значення для таких τ, коли сигнали $s_a(t)$ і $s_b(t+\tau)$ є найбільш схожими. На практиці, задля незалежності кросс-кореляційної функції від дисперсії сигналів, використовується нормована кросс-кореляційна функція

$$C(s_a, s_b)(\tau) = \left|\frac{corr(s_a, s_b)(\tau)}{\sqrt{corr(s_a, s_a)(0)\cdot corr(s_b, s_b)(0)}}\right| \quad (13)$$

І максимум лінійної кросс-кореляції визначається як

$$C_{\max} = \max\left\{C(s_a, s_b)(\tau)\right\}. \quad (14)$$

де $C_{\max} = 1$ означає, що дві системи точно задовольняють критерію синхронізації затримок, а для несинхронних систем значення $C_{\max}$ є близьким до нуля.

Максимум лінійної кросс-кореляції також було використано в [15] і порівняно з коефіцієнтом фазової синхронізації цей параметр дав приблизно такі ж самі результати та середній час прогнозування до нападу становив 102 хвилини.

3.4. Ентропійний аналіз

Спектральна ентропія. Концепцію спектральної ентропії було запропоновано в [18]. Спектральна ентропія *SE* дозволяє оцінити вклад в ентропію окремих частотних складових сигналу і отримується з дискретного перетворення Фур'є:

$$SE[n] = -\sum_{i=1+(n-1)(N-D)}^{n(N-D)+D} P[i]\log_2 P[i] \quad (15)$$

де

$$P[i] = \left(\frac{1}{N}\sum_{n=0}^{N-1} x[n]e^{-\frac{2\pi jin}{N}}\right)^2. \quad (16)$$

де *x* – відліки вхідного сигналу, *N* – довжина вікна спостереження у відліках.

© Панічев О.Ю., 2015

Ентропія перестановок. Ентропія перестановок — це характеристика хаотичності сигналу та невпорядкованості його значень, яка визначається на основі підходів символьної динаміки [2]. Ентропія перестановок визначається як:

$$H_x(n) = -\sum_{n=1}^{n!} p(\pi)\ln p(\pi) \qquad (17)$$

де сума проходить по $n!$ перестановкам π порядку n. $H_x(n)$ може мати значення від 0 до $\log(n!)$ і чим більшим є значення, тим більш випадковою є часова послідовність.

В [12] було проаналізовано 24 сигнали ЕЕГ людей, хворих на абсансну епілепсію, та 40 сигналів здорових людей. В роботі зазначається висока чутливість ентропії перестановок до наближаючогося нападу для каналів сигналу, які вимірюються з фронтальних ділянок голови, в той час, як у сигналах здорових людей подібних явищ не було виявлено.

3.5. Аналіз у фазовому просторі

Показник Ляпунова. Показник Ляпунова є нелінійною мірою середньої швидкості дивергенції/конвергенції двох сусідніх траєкторій в динамічної системи і залежить від чутливості початкових умов. Кількісно міра відстані між двома траєкторіями у фазовому просторі з початковою відстанню ΔZ_0 може бути описана як:

$$|\Delta Z(t)| \approx e^{\lambda t}|Z_0| \qquad (18)$$

де λ - показник Ляпунова. Позитивний знак показника Ляпунова означає, що траєкторії сходяться, що зазвичай приймається як ознака того, що система є хаотичною. Кількість показників Ляпунова дорівнює кількості вимірів у фазовому просторі.

Кореляційна розмірність. Кореляційна розмірність є мірою того, наскільки близько в деякому просторі знаходяться фазові траєкторії для деякої системи.(розмірності простору, зайнятого набором випадкових точок,) і визначається як

$$D_2 = \lim_{N\to\infty}\lim_{\varepsilon\to 0}\frac{d\ln C(\varepsilon)}{d\ln\varepsilon}. \qquad (19)$$

де $C(\varepsilon)$ є кореляційною сумою, яка визначається як

$$C(\varepsilon) = \frac{1}{N^2}\sum_{\substack{i,j=1\\ i\neq j}}^{N}\Theta\left(\varepsilon - \left\|\vec{x}(i)-\vec{x}(j)\right\|\right) \qquad (20)$$

де N - кількість станів $\vec{x}(i)$, ε - порогова відстань, $\|\cdot\|$ - норма (наприклад, евклідова), $\Theta(\cdot)$ - функція Хевісайда.

3.6. Отримання ознак на основі моделювання

Авторегресійне моделювання. Авторегресійне моделювання застосовується для розрахунку полюсів предиктора за допомогою отриманих з моделі коефіцієнтів прогнозу [20]. Розташування полюсів на z- та s-площинах описується як функція від часу з кроком 0.1 с. У 10 з 12 пацієнтів, хворих на абсансну епілепсію, та в 25 з 28 записів таке представлення полюсів предиктора виявило специфічний паттерн, пов'язаний з початком нападу. Траєкторія «найбільш рухливого полюсу» протягом періоду перед нападом дозволяє прогнозувати напад за декілька секунд.

4. Методи вибору та обробки ознак

Вибір ознак полягає у виборі з усіх виділених ознак саме тих, за допомогою яких буде здійснюватися прогнозування. Блок вибору ознак може бути відсутній, оскільки для багатьох методів виділення ознак подальший вибір ознак для коректної класифікації не потрібна. Також, блок вибору ознак муже бути суміщеним з блоком класифікації (наприклад, при використанні нейронних мереж). Обробка ознак проводиться при необхідності їхнього поліпшення задля подальшого аналізу і, зазвичай, використовує стандартні методи обробки сигналів, такі як згладжування сигналу, нормалізація та інші. Тому далі розглянемо лише методи вибору ознак.

Генетичні алгоритми. Генетичні алгоритмі працюють по аналогії до біологічної еволюції. На виході генетичних алгоритмів кожен результат має вигляд потоку бітів, який називається «хромосомою». Кожна хромосома складається з рядів бітів або «генів», зміст яких називається алелями. Така хромосома використовується для того, щоб визначити значущі ознаки з набору всіх ознак. Прикладом застосування генетичних алгоритмів для вибору ознак при прогнозуванні епілептичних нападів є робота [5], в якій хромосома складалася з чотирьох генів, які, в свою чергу, містили інформацію про: 1) канали сигналу; 2) ознаки першого рівня; 3) ознаки другого рівня; 4) ознаки третього рівня. Ефективність кожної ознаки визначається за допомогою роздільного відношення Фішера (Fisher's discriminant ratio) для двох класів: стан перед

© Панічев О.Ю., 2015

нападом і стан, коли напад не очікується. Роздільне відношення Фішера *FDR* для k-ї ознаки визначається як

$$FDR_k = \sum_{i=1}^{N}\sum_{j=i+1}^{N}\frac{(\mu_k^i - \mu_k^j)^2}{(\sigma_k^i)^2 + (\sigma_k^j)^2}. \qquad (21)$$

де N - кількість класів, μ_k^i -середнє значення k-ї ознаки i-го класу, σ_k^i - стандартне відхилення k-ї ознаки i-го класу.

5. Методи класифікації

В блоці класифікації визначається приналежність обраних ознак до деяких класів, на основі чого визначається імовірність нападу в деякому інтервалі часу в майбутньому та приймається рішення про попередження про напад, що наближається.

Порогові методи класифікації. Найпростішими методами класифікації ознак є методи порогової класифікації. Такі методи базуються на виборі деякого порогового значення ознаки, при перевищенні якого вважається, що наближається напад.

Класифікація на основі формули Баєса. Формула Баєса використовується для оцінки імовірності деякої події на основі експериментальних даних. При прогнозуванні епілептичних нападів під подією розуміється прояв нападу, а спостережуваною подією є ознаки. Тому, в такому випадку формула Баєса прийме вигляд

$$P(\text{напад}\,|\,\text{ознаки}) = \\ = \frac{P(\text{ознаки}\,|\,\text{напад})P(\text{напад})}{P(\text{ознаки})} \qquad (22)$$

та

$$P(\text{не}-\text{напад}\,|\,\text{ознаки}) = \\ = \frac{P(\text{ознаки}\,|\,\text{не}-\text{напад})P(\text{не}-\text{напад})}{P(\text{ознаки})} \qquad (23)$$

Такий підхід до класифікації ознак було застосовано в [21].

Метод опорних векторів. Метод опорних векторів використовується для вирішення задачі класифікації при наявності двох класів [4]. Ідея полягає у розташуванні вхідних векторів у високо-розмірному просторі ознак. Далі в такому просторі ознак будується поверхня таким чином, щоб досягнути якомога вищої роздільності ознак. Метод опорних векторів є одним з найпотужніших засобів в обробці сигналів та машинному навчанні і є найчастіше використовуваним для класифікації ознак при прогнозуванні епілептичних нападів.

Метод опорних векторів може використовувати різні ядра. В [19] було використано ядро Гауса:

$$K(x,y) = \exp\left(-\frac{|x-y|^2}{2\sigma^2}\right). \qquad (24)$$

де σ - коефіцієнт масштабу, вектори x та y - вектори ознак.

Згорткові мережі. Згорткові мережі є здатними до тренування, багатошаровими нелінійними системами, які створені для виділення та класифікації високо-розмірних патернів із зображень та багатовимірних часових послідовностей [10]. Вони можуть розглядатись як багатошарові нейронні мережі, в яких кожен шар представляє собою банк фільтрів з фінітною імпульсною характеристикою. В [13] було проведено порівняння результатів використання методу опорних векторів та згорткової мережі для прогнозування епілептичних нападів на основі аналізу сигналу іЕЕГ. В результатах роботи зазначається, що при використанні згорткової мережі було досягнуто нульової кількості помилкових прогнозів для 20 пацієнтів з 21, в той час як метод опорних векторів дав такий результат тільки для 11. Але варто зазначити, що метод опорних векторів показав найкращий результат на тому сигналі, на якому використання згорткової мережі дало незадовільний результат.

6. Постобробка результатів

В існуючих методах прогнозування епілептичних нападів постобробка результатів після класифікації застосовується нечасто. В [16] було використано фільтр Калмана для позбавлення від спорадичних помилкових тривог після класифікації за допомогою методу опорних векторів.

7. Обговорення

За результатами огляду можна зробити висновок, що існує багато методів прогнозування епілептичних нападів на основі аналізу сигналів ЕЕГ. В кожному з блоків системи прогнозування нападів може бути реалізована комбінація багатьох методів. Ці блоки з'єднані послідовно, і результати, які отримані в попередньому блоці, використовуються як вхідні для наступного; отже блоки впливають на роботу один одного. Тому неможливий вибір методів, що будуть застосовані в одному блоці, незалежно від інших, і задача вибору оптимальної системи прогнозування є доволі складною. Через це ще не існує

© Панічев О.Ю., 2015

стандартних підходів до прогнозування. Також, це пов'язано з тим, що перші спроби прогнозування нападів були зроблені не так давно – наприкінці 80-х – початку 90-х років минулого сторіччя, а вибір оптимального алгоритму прогнозування потребує серйозної дослідницької роботи.

Система прогнозування нападів є комплексною і складається як мінімум з двох блоків – блоку виділення ознак та блоку класифікації, і, тому, результат залежить від правильного вибору складових кожного з блоків. В кожному з блоків реалізовано методи аналізу сигналів і даних, отриманих з цих сигналів. В даній роботі було розглянуто найчастіше використовувані математичні методи аналізу сигналів, які застосовуються в усіх блоках системи прогнозування епілептичних нападів на основі сигналу ЕЕГ.

На результат роботи системи прогнозування нападів в першу чергу впливають методи попередньої обробки сигналу та конфігурація вимірюваного сигналу. Під конфігурацією розуміється спосіб вимірювання сигналу ЕЕГ, тип відведення (монополярне або біполярне відведення), кількість і розташування електродів та характеристики вхідних аналогових фільтрів та АЦП при реєстрації сигналу.

В усіх блоках системи прогнозування нападів може застосовуватись послідовно декілька математичних методів. Ознак, які підходять для прогнозування епілептичних нападів, вже виявлено доволі велику кількість, тим не менш, існує значна імовірність того, що будуть знайдені нові та більш чутливі до наближення епілептичного нападу ознаки. Можна зробити висновок, що прогнозування епілептичних нападів ще знаходиться на етапі підбору методів виділення ознак, високо чутливих до наближення епілептичного нападу.

В багатьох роботах спостерігається тенденція до застосування нелінійних методів аналізу сигналів, оскільки найчастіше саме такі методи дають змогу виділити ознаки, на основі яких можна проводити прогнозування. Недоліком нелінійних методів є низька завадостійкість, що часто призводить до неможливості їх застосування для звичайних сигналів ЕЕГ. В [14] було проведено порівняння результатів прогнозування, представлених в багатьох інших роботах. В переважній більшості досліджень для оцінки роботи розробленого методу використовується незначна кількість сигналів одного типу (іЕЕГ) і хворих з однаковим типом епілепсії. Питання можливості використання більшості методів для різних типів епілепсії та для звичайного сигналу ЕЕГ є відкритим. Для цього існує необхідність у формуванні деякого набору тестових сигналів, які охоплювали би широкий спектр типів сигналів та типів епілепсії. З 2002-го року проводиться міжнародна конференція з прогнозування епілептичних нападів, на якій проводиться конкурс алгоритмів прогнозування епілептичних нападів. Таким чином, розробляється єдиний стандарт для порівняння алгоритмів прогнозування та підбирається набір тестових сигналів для оцінки роботи алгоритму.

Як згадувалось вище, в більшості робіт про прогнозування епілептичних нападів використовується сигнал іЕЕГ. Це пов'язано з цілим рядом переваг над сигналом ЕЕГ, який вимірюється з поверхні голови. До цих переваг відносяться більш високе відношення сигнал/шум, краща просторова роздільна здатність та можливість розміщення електродів ближче до осередку епілептиформної активності. В порівнянні з ЕЕГ, сигнал іЕЕГ можна вважати майже повністю позбавленим від перешкод. З іншої сторони звичайний сигнал ЕЕГ записується неінвазивно і може бути зареєстрований в звичних для пацієнта умовах. Часто методи прогнозування, які дають хороший результат про роботі з іЕЕГ, виявляються недієздатними при роботі зі звичайними сигналами ЕЕГ. Подальший розвиток методів прогнозування епілептичних нападів в сторону більшої завадостійкості дозволив би створити системи для неінвазивного попередження про наближення нападу.

Висновки

В роботі представлено огляд найчастіше застосовуваних методів при прогнозуванні епілептичних нападів на основі аналізу сигналу ЕЕГ. Найбільшого розповсюдження набули нелінійні методи прогнозування епілептичних нападів, основним недоліком яких є низька завадостійкість, що робить їх застосовними тільки для сигналів іЕЕГ. Метою подальшої роботи є знаходження та виділення таких ознак, які можна було б застосовувати при неінвазивному способі отримання сигналу ЕЕГ, тобто стійких до завад в сигналі.

Список використаних джерел

1. *Bandarabadi, M. Wepilet*, optimal orthogonal wavelets for epileptic seizure prediction with one single surface channel / M. Bandarabadi,

© Панічев О.Ю., 2015

C.A. Teixeira, F. Sales, A. Dourado // 2011 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, EMBC. - 2011. - P. 7059–7062.
2. *Bandt, C*. Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series / C. Bandt, B. Pompe // Physical Review Letters. - 2002. - Vol. 88. - P. 174102.
3. *Carney, P.R.* Seizure prediction: methods / P.R. Carney, S. Myers, J.D. Geyer // Epilepsy & behavior: E&B. - 2011. - Vol. 22. - P. S94–101.
4. *Cortes, C.* Support-Vector Networks / C. Cortes, V. Vapnik // Machine Learning. - 1995. - Vol. 20. - P. 273–297.
5. *D'Alessandro, M.* Epileptic seizure prediction using hybrid feature selection over multiple intracranial EEG electrode contacts: a report of four patients / M. D'Alessandro, R. Esteller, G. Vachtsevanos, A. Hinson, J. Echauz, B. Litt // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2003. - Vol. 50. - P. 603–615.
6. *Engel, J.J.* Seizures and Epilepsy / J.J. Engel - New York: Oxford University Press, 2 edition, 2012. - 736 p. - ISBN 9780195328547.
7. *Esteller, R.* Continuous energy variation during the seizure cycle: towards an on-line accumulated energy / R. Esteller, J. Echauz, M. D'Alessandro, G. Worrell, S. Cranstoun, G. Vachtsevanos, B. Litt // Clinical neurophysiology : official journal of the International Federation of Clinical Neurophysiology. - 2005. - Vol. 116. - P. 517–526.
8. *Fisher, R.S.* Assessment of vagus nerve stimulation for epilepsy: report of the Therapeutics and Technology Assessment Subcommittee of the American Academy of Neurology / R.S. Fisher, G.L. Krauss, E. Ramsay, K. Laxer, J. Gates // Neurology. - 1997. - Vol. 49. - P. 293–297.
9. *Iasemidis, L.D.* Epileptic seizure prediction and control / L.D. Iasemidis // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. - 2003. - Vol. 50. - P. 549–558.
10. *LeCun, Y.* Gradient-based learning applied to document recognition / Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio, P. Haffner // Proceedings of the IEEE. - 1998. - Vol. 86. - P. 2278–2324.
11. *Litt, B.* Epileptic seizures may begin hours in advance of clinical onset: a report of five patients / B. Litt, R. Esteller, J. Echauz, M. D'Alessandro, R. Shor, T. Henry, P. Pennell, C. Epstein, R. Bakay, M. Dichter, G. Vachtsevanos // Neuron. - 2001. - Vol. 30. - P. 51–64.
12. *Mammone, N.* Analysis of absence seizure EEG via Permutation Entropy spatio-temporal clustering / N. Mammone, A. Lay-Ekuakille, F.C. Morabito, A. Massaro, S. Casciaro, A. Trabacca // 2011 IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications Proceedings (MeMeA). - 2011. - P. 532–535.
13. *Mirowski, P.W.* Comparing SVM and convolutional networks for epileptic seizure prediction from intracranial EEG / P.W. Mirowski, Y. LeCun, D. Madhavan, R. Kuzniecky // IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing. - 2008. - P. 244–249.
14. *Mormann, F.* Seizure prediction: the long and winding road / F. Mormann, R.G. Andrzejak, C.E. Elger, K. Lehnertz // Brain. - 2007. - Vol. 130. - P. 314–333.
15. *Mormann, F.* Automated detection of a preseizure state based on a decrease in synchronization in intracranial electroencephalogram recordings from epilepsy patients / F. Mormann, R.G. Andrzejak, T. Kreuz, C. Rieke, P. David, C.E. Elger, K. Lehnertz // Physical review. E, Statistical, nonlinear, and soft matter physics. - 2003. - Vol. 67. - P. 021912.
16. *Park, Y.* Seizure prediction with spectral power of EEG using cost-sensitive support vector machines / Y. Park, L. Luo, K.K. Parhi, T. Netoff // Epilepsia. - 2011. - Vol. 52. - P. 1761–1770.
17. *Penfield, W.* The evidence for a cerebral vascular mechanism in epilepsy / W. Penfield // Ann. Intern. Med. - 1933. - Vol. 7. - P. 303–310.
18. *Quiroga, R.Q.* Quantitative analysis of EEG signals: Time-Frequency methods and Chaos Theory. / R.Q. Quiroga // 1998 – 129 p.
19. *Rasekhi, J.* Preprocessing effects of 22 linear univariate features on the performance of seizure prediction methods / J. Rasekhi, M.R.K. Mollaei, M. Bandarabadi, C.A. Teixeira, A. Dourado // Journal of neuroscience methods. - 2013. - Vol. 217. - P. 9–16.
20. *Rogowski, Z.* On the prediction of epileptic seizures / Z. Rogowski, I. Gath, E. Bental // Biological cybernetics. - 1981. - Vol. 42. - P. 9–15.
21. *Saab, M.E.* A system to detect the onset of epileptic seizures in scalp EEG / M.E. Saab, J. Gotman // Clinical Neurophysiology. - 2005. - Vol. 116. - P. 427–442.
22. *Wang, S.* Online Seizure Prediction Using an Adaptive Learning Approach / S. Wang, W.A. Chaovalitwongse, S. Wong // IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering. - 2013. - Vol. 25. - P. 2854–2866.
23. *Зенков, Л. Р.* Клиническая электроэнцефалография (с элементами эпилептологии) / Л. Р. Зенков. – Таганрог : Издательство ТРТУ, 1996. – 358 с. – ISBN 5-230-24735-5.

Поступила в редакцию 17 января 2015 г.

© Панічев О.Ю., 2015

УДК 621.391

О.Ю. Паничев

Национальный технический университет Украины «Киевский политехнический институт»,
каб. 441, ул. Политехническая 16, 03056, Киев, Украина.

Методы анализа ЭЭГ для прогнозирования эпилептических приступов

В работе рассмотрена проблематика прогнозирования эпилептических приступов на основе анализа сигналов электроэнцефалограм. Рассмотрены основные методы анализа сигналов, которые применяются при прогнозировании и описаны результаты использования этих методов. Основное внимание уделено методам анализа сигналов во временной области (энергия сигнала и длина кривой), методам, в которых анализируют результаты преобразования (спектрально-временной и вейвлет-анализ), нелинейным методам (энтропийный анализ и анализ синхронизации). Определено, что основными проблемами, которые возникают при прогнозировании эпилептических приступов являются низкая помехоустойчивость методов и невозможность их использования для сигналов ЭЭГ, измеренных неинвазивно. Приведены рекомендации по направлениям дальнейших исследований в сфере прогнозирования эпилептических приступов. Библ. 23, рис. 1.

Ключевые слова: *ЭЭГ; электроэнцефалография; эпилепсия; эпилептический приступ; прогнозирование.*

UDC 621.391

O. Panichev

National Technical University of Ukraine «Kyiv Polytechnic Institute»,
off. 441, Politekhnichna Str., 16, Kyiv, 03056, Ukraine.

Methods of EEG analysis for prediction of epileptic seizures

This paper considers epileptic seizures prediction methods based on electroencephalograms analysis. Basic methods of signal analysis for seizure prediction and the results of their application are presented. Methods of signal analysis in time domain (signal energy and curve length), methods based on signal transformation (spectral and wavelet analysis) and nonlinear methods (entropy analysis and synchronization analysis) were considered. Main problems that arise in epileptic seizures prediction are low noise resistance of methods and their unsuitability for EEG signals measured noninvasively. Recommendations for future research directions in seizure prediction are given. Ref. 23, figs. 1.

Keywords: *EEG; electroencephalography; epilepsy; epileptic seizure; prediction.*

References

1. *Bandarabadi, M., Teixeira, C.A., Sales, F., Dourado, A.* (2011). Wepilet, optimal orthogonal wavelets for epileptic seizure prediction with one single surface channel. Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society,EMBC. Pp. 7059–7062.
2. *Bandt, C., Pompe, B.* (2002). Permutation Entropy: A Natural Complexity Measure for Time Series. Phys. Rev. Lett. 2002. Vol. 88. № 17. P. 174102.
3. *Carney, P.R., Myers, S., Geyer, J.D.* (2011). Seizure prediction: methods. Epilepsy Behav. EB. 2011. Vol. 22 Suppl 1. Pp. 94–101.
4. *Cortes, C., Vapnik, V.* (1995). Support-Vector Networks. Mach. Learn. 1995. Vol. 20. № 3. Pp. 273–297.

© Панічев О.Ю., 2015

5. *D'Alessandro, M., Esteller, R., Vachtsevanos, G., Hinson, A., Echauz, J., Litt, B.* (2003). Epileptic seizure prediction using hybrid feature selection over multiple intracranial EEG electrode contacts: a report of four patients. IEEE Trans. Biomed. Eng. 2003. Vol. 50. № 5. Pp. 603–615.
6. *Engel, J.J.* (2012). Seizures and Epilepsy. New York: Oxford University Press 2 edition, 2012. P.736.
7. *Esteller, R., Echauz, J., D'Alessandro, M., Worrell, G., Cranstoun, S., Vachtsevanos, G., Litt, B.* (2005). Continuous energy variation during the seizure cycle: towards an on-line accumulated energy. Clin. Neurophysiol. Off. J. Int. Fed. Clin. Neurophysiol. 2005. Vol. 116. № 3. Pp. 517–526.
8. *Fisher, R.S., Krauss, G.L., Ramsay, E., Laxer, K., Gates, J.* (1997). Assessment of vagus nerve stimulation for epilepsy: report of the Therapeutics and Technology Assessment Subcommittee of the American Academy of Neurology. Neurology. 1997. Vol. 49. № 1. Pp. 293–297.
9. *Iasemidis, L.D.* (2003). Epileptic seizure prediction and control. IEEE Trans. Biomed. Eng. 2003. Vol. 50. № 5. Pp. 549–558.
10. *LeCun, Y., Bottou, L., Bengio, Y., Haffner, P.* (1998). Gradient-based learning applied to document recognition. Proc. IEEE. 1998. Vol. 86. № 11. Pp. 2278–2324.
11. *Litt, B., Esteller, R., Echauz, J., D'Alessandro, M., Shor, R., Henry, T., Pennell, P., Epstein, C., Bakay, R., Dichter, M., Vachtsevanos, G.* (2001). Epileptic seizures may begin hours in advance of clinical onset: a report of five patients. Neuron. 2001. Vol. 30. № 1. Pp. 51–64.
12. *Mammone, N., Lay-Ekuakille, A., Morabito, F.C., Massaro, A., Casciaro, S., Trabacca, A.* (2011). Analysis of absence seizure EEG via Permutation Entropy spatio-temporal clustering. IEEE International Workshop on Medical Measurements and Applications Proceedings (MeMeA). Pp. 532–535.
13. *Mirowski, P.W., LeCun, Y., Madhavan, D., Kuzniecky, R.* (2008). Comparing SVM and convolutional networks for epileptic seizure prediction from intracranial EEG. IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing, 2008. MLSP 2008. Pp. 244–249.
14. *Mormann, F., Andrzejak, R.G., Elger, C.E., Lehnertz, K.* (2007). Seizure prediction: the long and winding road. Brain. Vol. 130. № 2. Pp. 314–333.
15. *Mormann, F., Andrzejak, R.G., Kreuz, T., Rieke, C., David, P., Elger, C.E., Lehnertz, K.* (2003). Automated detection of a preseizure state based on a decrease in synchronization in intracranial electroencephalogram recordings from epilepsy patients. Phys. Rev. E Stat. Nonlin. Soft Matter Phys. Vol. 67. № 2 Pt 1. Pp. 021912.
16. *Park, Y., Luo, L., Parhi, K.K., Netoff, T.* (2011). Seizure prediction with spectral power of EEG using cost-sensitive support vector machines. Epilepsia. 2011. Vol. 52. № 10. Pp. 1761–1770.
17. *Penfield, W.* (1933). The evidence for a cerebral vascular mechanism in epilepsy. Ann. Intern. Med. 1933. Vol. 7. № 3. Pp. 303–310.
18. *Quiroga, R.Q.* (1998). Quantitative analysis of EEG signals: Time-Frequency methods and Chaos Theory.
19. *Rasekhi, J., Mollaei, M.R.K., Bandarabadi, M., Teixeira, C.A., Dourado, A.* (2013). Preprocessing effects of 22 linear univariate features on the performance of seizure prediction methods. J. Neurosci. Methods. 2013. Vol. 217. № 1-2. Pp. 9–16.
20. *Rogowski, Z., Gath, I., Bental, E.* (1981). On the prediction of epileptic seizures. Biol. Cybern. Vol. 42. № 1. Pp. 9–15.
21. *Saab, M.E., Gotman, J.* (2005). A system to detect the onset of epileptic seizures in scalp EEG. Clin. Neurophysiol. Vol. 116. № 2. Pp. 427–442.
22. *Wang, S., Chaovalitwongse, W.A., Wong, S.* (2013). Online Seizure Prediction Using an Adaptive Learning Approach. IEEE Trans. Knowl. Data Eng. Vol. 25. № 12. Pp. 2854–2866.
23. *Zenkov, L. R.* (1996). Clinical Electroencephalography (with elements of epilepsy). Taganrog TSURE Publishing. P. 358. (Rus)

© Панічев О.Ю., 2015