

ردیابی EEG ثابت با ریشه های مدل های ARMA

چکیده

ردیابی EEG ثابت با مدل های ARMA متغیر با زمان بحث شده است. یک روش برای تشخیص دوک ها در EEG موش ارائه شده است. این روش بر اساس ردیابی یک قطب سیستم واحد مدل ARMA است.

کلمات کلیدی: EEG، ردیابی، ثابت، مدل.

1 مقدمه

هدف تجزیه و تحلیل خودکار EEG، اغلب تشخیص اشکال موج خاص و یا تقسیم بندی EEG به دوره های شبه ثابت و طبقه بندی بعدی اینهاست. مشخص شده است که پارامترهای اتورگرسیو (خود کاهشی) (AR) و مدل های متوسط حرکت اتورگرسیو متوسط (ARMA)، نمایشگر بازده تمایز معقول خوبی در بسیاری از موارد [1] هستند. با این حال، شرایطی وجود دارند که در آن کلاس های مختلف، مراتب مختلف مدل را ضروری می نمایند. برآورد مرتبه های مدل برای هر بخش از نظر محاسباتی غیرعملی خواهد بود و در عمل ما باید از مراتبی استفاده کنیم که برای هر کلاس کافی هستند. این به این معنی است که واریانس های تخمین های پارامتر برای کلاس هایی بزرگ خواهد بود که برای آن، مراتب بسیاری بالا هستند و بازده تمایز کاهش می یابد. با این حال، واریانس های ریشه های چند جمله ای مشخصه مدل، همه مثل این رفتار نمی کنند. برخی از ریشه ها می توانند واریانس های کم را حفظ کنند در حالی که افزایش در واریانس های پارامتر، بر دیگر ریشه ها، بیشتر از اینها اثر می گذارد.

استفاده از ریشه های مدل قبلاً برای طبقه بندی اعصاب ثابت EEG پیشنهاد شده است [2]. همچنین مشاهده شده است که حملات صرعی را می توان با حرکت برخی از ریشه ها در صفحه مختلط پیش بینی نمود [3]. ما این نتایج

را به EEG متغیر با زمان با استفاده از یک پیش بینی کننده تطبیقی برای تخمین پارامترهای مدل گسترش می دهیم که از آن ریشه های مربوط به بخش AR (قطب ها) محاسبه می شوند. به عنوان مثال، ما از این روش برای بخش بندی و طبقه بندی الکتروکوتیکوگرام یک موش خوابالود استفاده می کنیم.

II. پیگیری پارامترها

مدل های متغیر با زمان ARMA (p,q) برای XT فرآیند را می توان به صورت زیر نوشت

$$x_t = \sum_{k=1}^p a_k(t)x_{t-k} + \sum_{\ell=1}^q b_{\ell}(t)e_{t-\ell} + e_t, \quad (1)$$

که در آن e_t ، فرآیند خطای پیش بینی است و پارامترهای $a_k(t)$ و $b_{\ell}(t)$ با یک پیش بینی کننده تطبیقی برآورد می شوند. چندین الگوریتم وجود دارند که می توانند به عنوان پیش بینی کننده استفاده شوند. رایج ترین الگوریتم ها، فیلترهای LMS، RLS و Kalman هستند. ما در اینجا از الگوریتم حداقل مربعات بازگشتی (RLS) [4] استفاده می کنیم. برای بحث در مورد ردیابی EEG با فیلتر کالمن، [5] را مشاهده کنید. الگوریتم RLS عامل-فراموشی به شکل زیر است

$$\begin{aligned} X_t &= [x_{t-1}, \dots, x_{t-p}, e_{t-1}, \dots, e_{t-q}]' \\ e_t &= x_t - \theta_{t-1}' X_t \\ K_t &= P_{t-1} \frac{X_t}{\lambda + X_t' P_{t-1} X_t} \\ \theta_t &= \theta_{t-1} + e_t K_t \\ P_t &= \lambda^{-1} (I - K_t X_t') P_{t-1} \end{aligned}$$

که در آن

$$\theta_t = [\hat{a}_1(t), \dots, \hat{a}_p(t), \hat{b}_1(t), \dots, \hat{b}_q(t)]' \quad (2)$$

و ترانهاده توسط علامت پریم مشخص شده است. برای حفظ قابلیت ردیابی الگوریتم، ما باید داشته باشیم $\lambda < 1$

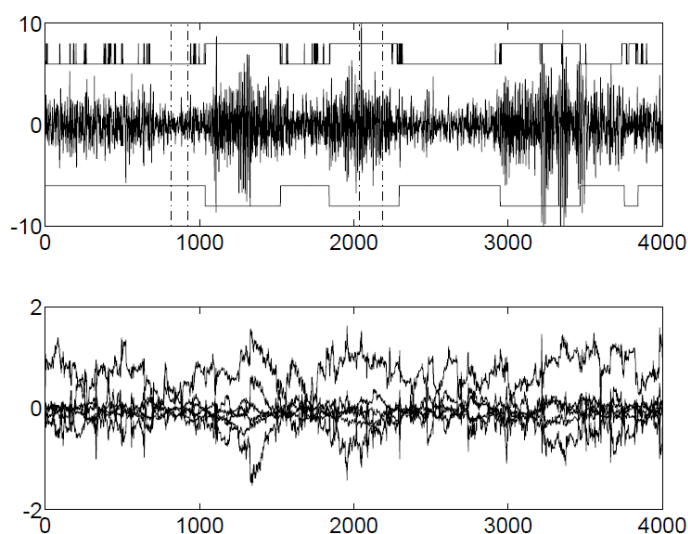
اما در غیر این صورت موازنه بین سرعت ردیابی و واریانس برآورد از طریق ضریب فراموشی λ کنترل می شود.

اگر برخی از روش های استاندارد، مانند محاسبه مقادیر ویژه ماتریس همدم مرتبط استفاده شود، محاسبه تمام ریشه ها از $\hat{a}_k(t)$ برای هر زمان را می تواند محاسباتی بیش از حد گران باشد.

با این حال، تقریب توسط ردیابی یک ریشه یا چند ریشه بر اساس تخمین های قبلی را می توان با روش های مختلف انجام داد [6]، [7]. ما یک ریشه واحد از چند جمله ای را با یک تکرار روش نیوتن در یک زمان ردیابی می نماییم.

III. تشخیص دوک های EEG موش

دوک های EEG موش، اشکال موج شبیه-انفجار هستند هنگامی که موش ها چرت زن هستند. فرکانس رخداد آنها به عنوان مثال، مرتبط با قابلیت یادگیری و اثر داروهای خاص است. یک دوره نوعی از شکل موج موش EEG در شکل 1 ارائه شده است. ویژگی های طیفی دوک ها از ویژگی های طیفی پس زمینه قابل تشخیص هستند و در نتیجه استفاده از مدل های پارامتری در مثال تشخیص مشهود است [8]. EEG موش را می تواند به عنوان ضامن بین حالات دوک و غیر دوک توصیف نمود. هر دو حالت را می توان با ARMA (2 4) مدل سازی نمود.



شکل. 1. a) سیگنال نمونه EEG و نتیجه طبقه بندی. فواصل آموزش توسط خطوط عمودی نشان داده می شوند.

b) (تغییر زمان) پارامترهای - ARMA مدل محاسبه شده با الگوریتم RLS.

IV. روش

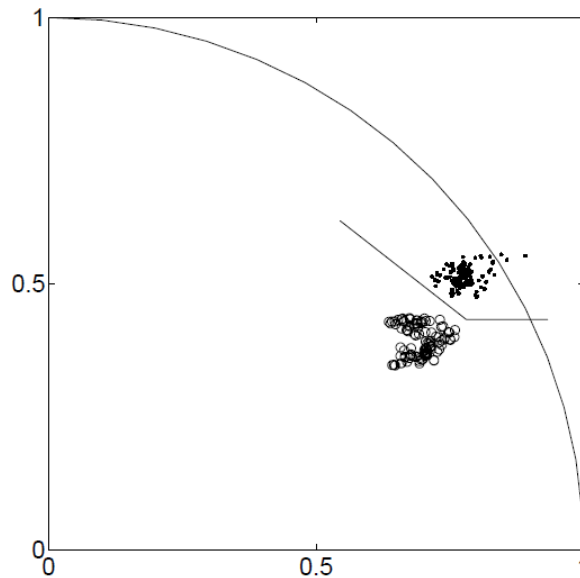
روش تشخیص دوک به شرح زیر بود:

1. دو بخش از داده ها، یکی برای هر کلاس را انتخاب کنید. از این مجموعه های یادگیری به عنوان کلاس ها استفاده نمایید.
2. این بخش ها را از طریق RLS برای به دست آوردن برآوردهای پارامتر برای مراقبت کلاس ها به منظور تنظیم مقادیر اولیه اجرا نمایید.
3. ریشه های مورد نظر را محاسبه نمایید و مرز طبقه بندی (تشخیص) را تعیین نمایید.
4. داده های کلی را از طریق RLS و یک ردگیر ریشه را اجرا نمایید، بیشتر از طریق یک پس پرداز اختیاری (به عنوان مثال فیلتر میانه) طبقه بندی و اجرا نمایید.

V. نتایج

یک مثال از EEG موش در شکل 1a نشان داده شده است. فواصل آموزش توسط خطوط عمودی در این شکل مشخص شده است. مدل ARMA (4. 2) متغیر در زمان با ضریب فراموشی $\lambda = 0.97$ محاسبه شد. قطب های مدل محاسبه شد و یک قطب در شکل 2 نشان داده شده است. بر اساس این، یک تابع تفکیک تقسیم صفحه مختلط به دو نیم صفحه انتخاب شد و در شکل 2 نشان داده شده است. کل داده ها با RLS مدلسازی شد و یک قطب سیستم به صورت بازگشتی با استفاده از یک مرحله از روش نیوتن محاسبه شد. تکامل زمان پارامترهای AR برای یک نمونه الکتروکوتیکوگرام موش در شکل 1b نشان داده شده است. طبقه بندی اولیه بر اساس عملکرد

افتراقی و محل قطب بود. نتیجه طبقه بندی در شکل 1a به عنوان یک تابع پله بالاتر از سیگنال EEG نشان داده شده است. خروجی پس از پردازش (فیلتر میانه 80 نقطه) طبقه بندی، زیر سیگنال EEG معکوس می شود.



شکل 2. توزیع قطب مدل در شکل 1b در فواصل آموزش. فقط یک قطب نشان داده شده است.

VI. نتیجه گیری ها

دو حالت الکتروکوتیکوگرام موش می تواند به طور کافی توسط یک قطب از یک مدل $ARMA(4; 2)$ تمییز شود. ردیابی پارامترهای مدل را می توان با استفاده از الگوریتم RLS عامل فراموشی انجام داد کافی و ریشه مورد نظر را می توان به صورت بازگشتی با استفاده از روش نیوتن تقریب زد. بار محاسباتی برای اجرای زمان واقعی با یک کامپیوتر شخصی برای مصارف عمومی به اندازه کافی کوچک است. نتایج نشان می دهند که این روش را می توان برای برآورد آمار وقوع دوک استفاده نمود که مربوط به این مسئله است.

REFERENCES

- [1] B. Jansen, "Analysis of biomedical signals by means of linear modeling", *CRC Crit Rev Biomed Eng*, vol. 12, pp. 343–392, 1985.
- [2] W. Gersch, J. Yonemoto, and P. Naitoh, "Automatic classification of multivariate EEGs using an amount of information measure and the eigenvalues of parametric time series model features", *Comput Biomed Res*, vol. 10, pp. 297–318, 1977.
- [3] Z. Rogowski, I. Gath, and E. Bental, "On the prediction of epileptic seizures", *Biol Cybern*, vol. 42, pp. 9–15, 1981.
- [4] L. Ljung and T. Söderström, *Theory and Practice of Recursive Identification*. MIT Press, 1983.
- [5] A. Isaksson, A. Wennberg, and L.H. Zetterberg, "Computer analysis of EEG signals with parametric models", *Proc IEEE*, vol. 69, pp. 451–461, 1981.
- [6] S. Orfanidis and L. Vail, "Zero-tracking adaptive filters", *IEEE Trans Acoust, Speech Signal Processing*, vol. 34, pp. 1566–1572, 1986.
- [7] A. Nehorai and D. Starer, "Adaptive pole estimation", *IEEE Trans Acoust, Speech Signal Processing*, vol. 38, pp. 825–838, 1990.
- [8] P. C. Madhavan, B. E. Stephens, D. Klingberg, and S. Morzorati, "Analysis of rat EEG using autoregressive power spectra", *J Neurosci Meth*, vol. 40, pp. 91–100, 1991.