Detecção de não-estacionaridade em séries temporais biológicas

André Fonseca
Universidade Federal do ABC, Centro de Matemática,
Computação e Cognição, Rua Catequese 242, 09090-400, Santo André,
SP, Brasil, 55 11 44367109 406 andre.fonseca@ufabc.edu.br

PACS numbers: 02.70.Hm, 05.45.Tp, 87.23.n

I. RESUMO

Neste trabalho abordaremos exemplos de séries temporais biológicas não-estacionárias, onde as distribuições de probabilidade dos estados variam em relação ao tempo, fato que não pode ser mais deprezado, representando novas características da dinâmica não-linear.

A origem dessas séries está relacionada ao sono REM ("Rapid Eye Movement"), também conhecido como sono assíncrono, referindo-se ao estado no qual o corpo parece adormecido mas, paradoxalmente, o eletroencefalograma do cérebro indica atividade similar ao estado de vigília. Acredita-se que a atividade onírica acontece nessa fase do sono.

Os sinais analisados nesse trabalho foram medidos no hipocampo do cérebro de ratos da linhagem Wistar durante o sono REM. Foram utilizados 44800 pontos medidos simultânemante com freqüência de 256 Hz das áreas hipocampais conhecidas como ca_1, ca_2 and ca_3, também chamadas de *cornu ammonis* que estão relacionadas às ondas theta durante o sono REM [1].

O primeiro método utilizado se baseia na idéia dos pontos de recorrência de Poincaré, com o objetivo de analisar a dinâmica transiente encontrada em diversas séries temporais, relacionada com a mudança do tempo de recorrência em séries não-estacionárias. Seja $\{x_n, n = 1, 2, \ldots, N\}$ uma série temporal escalar e sua reconstrução vetorial $\mathbf{x}_n = [x_n, x_{n+l}, \ldots, x_{n+(m-1)l}]$. Escolhendo $\mathbf{x}_r$ como um elemento arbitrário (supondo dinâmica ergódica), definimos a vizinhança $\mathscr{U}_\varepsilon(\mathbf{x}_r) = \{\mathbf{x}_n : \|\mathbf{x}_n - \mathbf{x}_r\| < \varepsilon\}$ e chamamos $\mathbf{x}_{n'}$ for $n' > 1$ de ponto de recorrência de Poincaré (também conhecido como ponto de recorrência de segundo tipo) se $\mathbf{x}_{n'} \in \mathscr{U}_\varepsilon(\mathbf{x}_r)$ e $\mathbf{x}_{n'-1} \notin \mathscr{U}_\varepsilon(\mathbf{x}_r)$. Para cada conjunto de pontos de recorrência de Poincaré $\{\mathbf{x}_{n'}, n' = t_1, t_2, \ldots, t_M\}$ podemos determinar os tempos de recorrência de Poincaré $\{T_2(k) = t_{k+1} - t_k, k = 1, 2, \ldots, M-1\}$ e o tempo médio de recorrência $\overline{T}_2$, que tem sido utilizado para analisar mudanças na dinâmica da série, através de relações como $\overline{T}_2(\varepsilon) \times \varepsilon$, $\overline{T}_2(k) \times k$ (onde k é a ordem de recorrência) ou $\overline{T}_2(\alpha) \times \alpha$ (onde α é relacionado ao comportamento não-estacionário do sistema). Esses casos e mais detalhes podem ser vistos em [2, 3].

O segundo método considera as séries temporais geradas por uma combinação de dinâmicas determinísticas e estocásticas, estudando a quantificação da previsibilidade de seus estados, como feito em [4], no sentido de quanta informação presente pode ser utilizada para prever valores futuros. A partir da série reconstruída pode-se usar ϵ-caixas no espaço de imersão para examinar estados próximos. Para a caixa i, nós determinamos seu número de pontos n_i e seus índices temporais $t_{i,j}$ onde $j = 1, 2, \ldots, n_i$. Então, definimos a função futuro médio como $\mathbf{f}_i(\tau) = \frac{1}{n_i} \sum_{t \in t_{i,j}} \mathbf{x}_{t+\tau}$ que mede o valor esperado das mudanças dos estados contidos em cada caixa após o tempo τ. Depois calculamos as variâncias desses valores esperados em cada caixa $\sigma_i^2(\tau) = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{t \in t_{i,j}} \|\mathbf{x}_{t+\tau} - \mathbf{f}_i(\tau)\|^2$ e definimos uma medida global chamada incerteza como $U(\tau) = \sqrt{\sum_i \frac{n_i}{N} \frac{\sigma_i^2(\tau)}{\sigma^2}}$, onde $\frac{n_i}{N}$ indica a medida de probabilidade da i-ésima caixa e $\frac{\sigma_i^2(\tau)}{\sigma^2}$ representa a perda de previsibilidade ou incerteza de uma caixa em relação a variância global σ^2 sobre toda a série temporal reconstruída.

Os dois métodos citados serão aplicados às séries temporais biológicas em questão e serão analisadas a perda de recorrência e a perda de previsibilidade, caracterizando os sinais como não-estacionários, ao mesmo tempo determinando regiões de transição para análise futura mais detalhada.

---

[1] K. Sameshima et al. Nonlinear analysis of theta rhythm recorded during desynchronized sleep in rats. *Mathematical Biosciences*, 157:287–302, 1999.
[2] J. B. Gao. Recurrence time statistics for chaotic systems and their applications. *Physical Review Letters*, 83(16):3178–3181, 1999.
[3] J. B. Gao. Detecting nonstationary and state trasition in a time series. *Physical Review E*, 63:1–8, 2001.
[4] C. Grebogi et al. Predictability in time series. *Physics Letters A*, 209:327–332, 1995.