

Espectro de Potência do Campo Geomagnético pelo Método da Entropia Máxima

IVAN J. KANTOR e NALIN B. TRIVEDI

Instituto de Pesquisas Espaciais (INPE), Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq), São José dos Campos, SP.

Recebido em 5 de Agosto de 1977

Monthly mean values of Vassouras (state of Rio de Janeiro) geomagnetic field are analyzed using the maximum entropy method. The method is described and compared with other methods of spectral analysis, and its advantages and disadvantages are presented.

Médias mensais do campo geomagnético em Vassouras RJ são analisados pelo método da entropia máxima. O método é descrito e comparado com outros métodos de obtenção de espectros de potência, discutindo-se também as vantagens e desvantagens do método em questão.

1. INTRODUÇÃO

Este trabalho visa esclarecer detalhes do cálculo do espectro de potência no campo magnético terrestre usado no trabalho apresentado na SBPC com o título: "Variação anual do Campo Magnético Terrestre" por N. B. Trivedi, I. J. Kantor e J. M. da Costa.

A estimativa espectral, pelo método da entropia máxima (MEM), é relativamente nova e foi primeiramente apresentada por Burg em 1967. Esse método é importante não só para a análise de variação de campos magnéticos e índices de atividade magnética como, também, para qualquer série de tempo. A teoria do método abrange diversos campos, que permitem uma variedade de aplicações, como por exemplo a obtenção de espectro de potência, espectro cruzado, cálculo da função de auto-correlação, predição linear, filtragem de dados, transmissão de sinais e cancelamento de

ruído. Um estudo completo do MEM envolve conceitos e campos bastante diversos como entropia, teoria linear de predição de Wiener, matrizes positivas definidas, processos auto-regressivos, matrizes de Toeplitz, espaços de Hilbert e transformada Z, além de um conhecimento de processos estocásticos. Aqui será apresentada uma abordagem ao MEM que não requer conhecimentos muito especializados, deduzindo-se o método de maneira bastante direta. O leitor interessado nos detalhes e variantes teóricas poderá consultar Smylie *et al.*³, Makhoul⁴, Radoski *et al.*⁵, Ulrych e Bishop (Ref.6) ou Ball⁷.

2. ESPECTRO DE POTÊNCIA

Em geomagnetismo, como em muitos outros campos, os dados medidos são, geralmente, uma série de números tomados em tempos equidistantes. Vamos representar essa "série de tempo" por x_1, x_2, \dots, x_N .

Existem vários métodos para se obter o espectro de potência dessa série.

O método da auto-correlação, desenvolvido por Blackman e Tukey⁸, calcula a auto-correlação para vários "lags", fazendo em seguida a transformada de Fourier desta auto-correlação. Se N é o número total de amostras, e M o "lag" da auto-correlação, vem:

$$S_M = \frac{1}{NM} \sum_{i=0}^{N-M} x_i x_{i+M} \quad P(f) = \sum_{M=N+1}^{N-1} \text{cor}(2\pi f \Delta t)$$

O método do periodograma, desenvolvido por Cooley e Tukey, calcula a transformada de Fourier da série de tempo. O espectro de potência é simplesmente o quadrado do valor da transformada:

$$X_k = \sum_{j=0}^{N-1} x_j e^{-2\pi i j k / N} \quad P_k = |X_k|^2$$

O fenômeno do qual foi medida a série de tempo, no nosso caso o campo geomagnético H, na verdade não é nem discreto nem limitado no tempo. Portanto, o espectro calculado não pode representar com exatidão o espectro real de potência do sinal original do qual a série de tempo foi me-

dida. O fato do tempo total, T , de medida ser limitado, implica em uma resolução de frequência $1/T$. Se medimos durante muito pouco tempo o sinal, perdemos resolução. O fato de não conhecermos o sinal fora do intervalo de tempo das medidas provoca essa perda de resolução. Cada um dos métodos citados contém intrinsicamente uma condição para os valores da função fora do intervalo da série de tempo. O método da autocorrelação supõe que os pontos fora do intervalo sejam nulos. O periodograma assume uma repetição periódica dos pontos. Estas extensões dos dados certamente não são as mais naturais; o correto seria estender a sequência dos dados através de uma previsão.

O método da entropia máxima, MEM, foi desenvolvido por Burg². E construído um filtro preditor linear, que dá o máximo erro quadrático ($\min E(\hat{x}_t - x_t)^2$) entre os dados e o valor previsto \hat{x}_t desses mesmos dados. O espectro de potência $P(f)$ pode ser calculado usando-se os valores dos coeficientes desse filtro:

$$\hat{x}_t = \sum_{k=1}^M g_k x_{t-k} \quad , \quad P(f) = \frac{P_M \Delta t}{|1 - \sum_k g_k \exp(-2\pi i f \Delta t k)|^2} .$$

Será visto mais tarde que a série de tempo de previsão usa apenas a informação dada pela série de tempo original, daí a maximização da entropia. Na verdade, o espectro de potência é o da série de previsão que tem extensão infinita e, portanto, a resolução não depende mais do tempo total da série dada, mas sim da previsibilidade dela.

3. PROCESSOS AUTO-REGRESSIVOS

Para a compreensão do filtro preditor, devemos introduzir o conceito de processo auto-regressivo, comumente abreviado por AR.

Imaginemos um carro deslocando-se ao longo de uma estrada. Podemos medir sua posição em cada instante de tempo (cada minuto, p.ex.). Teremos assim uma série de tempo $x_0, x_1, x_2, x_3, \dots$.

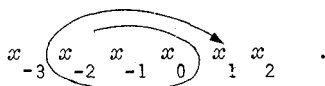
Se a velocidade do carro for constante, a diferença entre cada x_t e seu anterior, x_{t-1} , será constante e proporcional à velocidade, e cada valor x_t pode ser previsto (\hat{x}_t valor de x_t predito):

$$\hat{x}_t = x_{t-1} + (x_{t-1} - x_{t-2}) = 2x_{t-1} - x_{t-2} .$$

Se o carro tiver aceleração constante serão necessários três valores de x para fazer a previsão,

$$\hat{x}_1 = 2,5 x_0 - 2 x_{-1} + 0,5 x_{-2} .$$

A cada três valores consecutivos da posição podemos prever o próximo. Isso pode ser representado pelo diagrama abaixo.



Mesmo que a velocidade ou aceleração do carro não sejam constantes, a sua posição pode ser aproximadamente predita pelo uso dos três pontos anteriores. Nesse caso, estaríamos usando um filtro preditor com três pesos ou coeficientes, embora, é claro, o número de coeficientes possa ser qualquer.

Para uma expansão em série de Taylor no ponto $x(t=0)$ de uma função $x(t)$, podemos usar os valores $t=-1, -2, -3, \dots$, para estimar as derivadas em $t=0$. A primeira derivada seria dada pela diferença $x_0 - x_{-1}$. A segunda derivada depende dos três últimos pontos, a terceira derivada dos quatro últimos, etc. Portanto, a expansão em série de Taylor, para calcular o valor de x_1 , daria a estimativa \hat{x}_1 em termos de uma função linear dos pontos anteriores. Se a série for truncada em $N-1$, termos, teremos

$$\hat{x}_1 = \sum_{k=0}^N \frac{x^{(k)}(0)}{k!} = \sum_{k=0}^N g_k x_{-k} .$$

Este preâmbulo tenta mostrar que, tomar cada ponto futuro como uma combinação linear dos pontos do passado, não é tão restritivo como poderia parecer à primeira vista. É o mesmo que expandir a função em série de Taylor, truncada na n -ésima derivada, o que corresponde à ordem do filtro preditor.

Em 1927, Yule⁹ mostrou que qualquer processo estacionário, no qual a média é constante e, em particular, nula, e a auto-correlação é

estacionária no sentido amplo, ou seja

$$\begin{aligned} E x_j &= 0, \\ E x_j x_k &= \phi(j-k) \quad (\text{auto correlação}) . \end{aligned}$$

A sequência x_t pode ser expressa por

$$x_t = \sum_{k=1}^{\infty} g_k x_{t-k} + \epsilon_k ,$$

onde ϵ_k é o resíduo ou inovação, ou seja, toda série, resultante de um processo estacionário, pode ser decomposta numa parte previsível ou determinística e numa parte aleatória. Isto corresponde à decomposição de Wold¹⁰.

4. PREDIÇÃO DE UM PASSO

O problema da predição foi atacado, pela primeira vez, por Kolmogorov¹¹ em 1941 e, em 1942, por Wiener¹². O problema era prever a posição de um avião inimigo para poder derrubá-lo. As coordenadas do avião, em instantes sucessivos, podem ser consideradas um processo estocástico e, talvez, estacionário. Vamos assumir que o ponto previsto, \hat{x}_t , seja uma função linear dos M pontos do passado:

$$\hat{x}_t = \sum_{k=1}^M g_k x_{t-k} .$$

Como otimizar os coeficientes g_k para que a predição seja a melhor possível? Vamos impor que o valor esperado do quadrado da diferença entre o predito e o real seja mínimo. Esse é o erro quadrático médio da predição.

$$E^2 = E(x_t - \hat{x}_t)^2 = \frac{E(x_t x_t)}{\phi(0)} - 2 \sum_k g_k \frac{E(x_t x_{t-k})}{\phi(k)} + \sum_k \sum_l g_k g_l \frac{E(x_{t-k} x_{t-l})}{\phi(k-l)} .$$

O mínimo pode ser encontrado igualando a zero as derivadas parciais em relação a cada coeficiente g_k , isto é

$$\frac{\partial E^2}{\partial g_m} = 0 , \quad m = 1, 2, \dots, M .$$

Encontramos assim um sistema de equações, dito de Wiener-Hopf,

$$\sum_{k=1}^M g_k \phi(k-m) = \phi(m) \quad , \quad m = 1, \dots, M \quad .$$

Tal sistema pode ser obtido por outro raciocínio, devido a Yule⁹ e Walker (Ref.13). Dada uma série de tempo representada por

$$x_t = \sum_{k=1}^M g_k x_{t-k} + \varepsilon_j \quad ,$$

multiplicando-la por x_{t-k} e tomamos o valor esperad. Tomando-se os vários valores do índice k , recaímos no sistema de Wiener-Hopf.

Conhecendo a auto-correlação para diversos "lags", podemos resolver o sistema e obter os coeficientes g_k . As auto-correlações podem ser calculadas a partir dos dados, como no método de Blackman e Tukey. Este método de calcular o espectro de potência, usando os coeficientes g_k , calculados a partir das auto-correlações obtidas dos dados, é conhecido por Método de Levinson. Entretanto, o método de Burg, que será exposto a seguir, mostra-se mais vantajoso, como será visto.

Conhecidos os g_k que minimizam o erro, podemos calcular esse erro mínimo quadrático, que chamaremos de potência do erro de previsão P_M . Substituindo o sistema de Wiener-Hopf na expressão do erro, temos

$$P_M = E_{MIN}^2 = \phi(0) - \sum_{k=1}^M g_k \phi(k) \quad .$$

Vamos, agora, transformar a notação, passando a usar matrizes e vetores, o que permitirá uma visão melhor das equações, pois simplifica a notação, permitindo escrever as equações de forma mais compacta. Inicialmente, construiremos o vetor "filtro do erro de predição", de dimensão $M+1$,

$$\Gamma_M = \begin{bmatrix} \Gamma_0 \\ \Gamma_1 \\ \vdots \\ \Gamma_M \end{bmatrix} \quad \text{onde} \quad \Gamma_0 = 1, \quad \Gamma_k = -g_k \quad (k=1, 2 \dots M) \quad .$$

A matriz de auto-correlação é composta dos $\phi(k)$, e é simétrica:

$$\tilde{\Phi}_M = \begin{vmatrix} \phi(0) & \phi(1) & \dots & \phi(M) \\ \phi(1) & \phi(0) & \dots & \phi(M-1) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(M) & \phi(M-1) & \dots & \phi(0) \end{vmatrix}$$

As matrizes desse tipo são chamadas matrizes de Toeplitz, cujas várias propriedades serão apresentadas adiante.

Finalmente, temos o vetor "potência do erro de predição", dado por

$$P_{\tilde{\Phi}_M} = \begin{vmatrix} P_M \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{vmatrix}$$

Substituindo os novos coeficientes, Γ_k , no sistema de Wiener-Hopf e na fórmula de P_M , obtemos

$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^M \Gamma_k \phi(k-m) &= 0, \\ \sum_{k=0}^M \Gamma_k \phi(k) &= P_M. \end{aligned}$$

Este sistema pode ser escrito na forma matricial

$$\begin{vmatrix} \phi(0) & \phi(1) & \dots & \phi(M) \\ \phi(1) & \phi(0) & \dots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi(M) & \dots & \dots & \phi(0) \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \Gamma_0 \\ \Gamma_1 \\ \vdots \\ \Gamma_M \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} P_M \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{vmatrix}$$

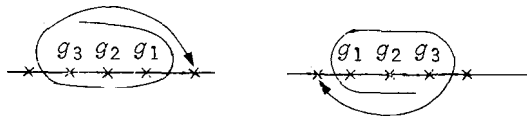
e expresso, de forma compacta, $\tilde{\Phi}_M \Gamma_M = P_M$. Ele permite encontrar os coeficientes do erro de previsão e o valor da potência do erro de predição, sendo conhecidas as auto-correlações. O cálculo de um sistema de equações cuja matriz é uma matriz Toeplitz, pode ser bastante simplificado se for adotado o método de Recursão de Levinson.

5. MÉTODO DE RECURSÃO DE LEVINSON

Como a matriz Toeplitz é simétrica em relação à diagonal, se invertermos o vetor $\Gamma_{\sim M}$ da equação matricial, ficará invertido o vetor $P_{\sim M}$:

$$\begin{bmatrix} \phi_0 & & & \phi_M \\ \vdots & & & \vdots \\ \phi_M & & & \phi_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Gamma_0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_M \\ 0 \\ \vdots \end{bmatrix} \Rightarrow \begin{bmatrix} \phi_0 & & & \phi_M \\ \vdots & & & \vdots \\ \phi_M & & & \phi_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Gamma_M \\ \vdots \\ \Gamma_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \vdots \\ 0 \\ P_M \end{bmatrix}$$

Isto corresponde à previsão para frente (forward), caso da primeira equação matricial, e para trás (backward), caso da segunda equação matricial. Por exemplo, com os pontos x_1, x_2, x_3 podemos prever "forward" encontrando \hat{x}_4 , ou "backward" encontrando \hat{x}_0 .



Esta propriedade será aproveitada agora. Em vez de resolver diretamente o sistema, ele será resolvido passo a passo. Admitindo-o resolvido para a dimensão M , existe uma maneira de calcular diretamente a solução para a dimensão $M+1$.

O sistema de ordem $M+1$ pode ser escrito

$$\begin{bmatrix} \vdots \\ \phi_{=M+1} \\ \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Gamma_0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \\ \Gamma_{M+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_{M+1} \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \\ 0 \end{bmatrix}$$

O sistema de ordem M é da forma

$$\begin{bmatrix} \vdots \\ \phi_{=M} \\ \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Gamma_0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_M \\ 0 \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix}$$

Tomemos agora um vetor constituído pelo vetor filtro do erro de predição,

de ordem M , acrescido de um zero. Façamos agora dois sistemas: Φ_{M+1} , multiplicada por Γ_{M+1} acrescido de um zero, e pelo mesmo Γ_M invertido, nesse caso depois de convenientemente particionada a matriz Φ_{M+1}

$$\begin{bmatrix} \Phi_M & \vdots & \phi_{M+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ \phi_{M+1} & \phi_1 & \phi_0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Gamma_0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} P_M \\ 0 \\ \vdots \\ \Delta \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} \phi_0 & \vdots & \phi_1 & \phi_{M+1} \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \phi_1 & \vdots & \Phi_M & \vdots \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ \phi_{M+1} & \vdots & \vdots & \vdots \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \\ \vdots \\ \Gamma_0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta \\ \vdots \\ 0 \\ \vdots \\ P_M \end{bmatrix}$$

Se do primeiro sistema subtraímos o segundo multiplicado por Δ/P_M , encontraremos um sistema da mesma forma de ordem $M+1$. Temos

$$\Gamma_{M+1}^1 = -\Delta/P_M$$

$$P_{M+1} = P_M (1 - \Gamma_{M+1}^{1,2})$$

$$\Gamma_{M+1}^1 = \begin{bmatrix} \Gamma_0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \\ \vdots \\ 0 \end{bmatrix} + \Gamma_{M+1}^1 \begin{bmatrix} 0 \\ \vdots \\ \Gamma_M \\ \vdots \\ \Gamma_0 \end{bmatrix}$$

A última fórmula expressa o algoritmo de Lenvison. O coeficiente Γ_{M+1}^1 é chamado "coeficiente de reflexão" ou "coeficiente de correlação parcial".

Então, cada vetor Γ_{M+1}^1 pode ser calculado a partir de Γ_M^1 , se for conhecido Γ_{M+1}^1 . Assim, podemos sucessivamente calcular $\Gamma_1^1, \Gamma_2^1, \Gamma_3^1, \dots, \Gamma_M^1, \Gamma_{M+1}^1$. Observe que a potência do erro, P_M , decresce a cada ordem sucessiva. Como $\Gamma_{M+1}^{1,2}$ é necessariamente positivo ou nulo, então $P_{M+1} \leq P_M$. Isto é intuitivo, pois com um maior número de coeficientes do filtro de previsão, o erro médio é menor.

Resta um problema: como obter os coeficientes de reflexão Γ_{M+1}^i ? No método de Levinson, em que são calculados os $\phi(k)$, cada coeficiente de reflexão pode ser calculado por

$$\Gamma_{M+1}^i = -\frac{\Delta}{P_M} = -\frac{1}{P_M} (\phi_1 \Gamma_M + \phi_2 \Gamma_{M-1} + \dots + \phi_{M+1} \Gamma_0)$$

Burg, porém, idealizou uma maneira de achar os Γ^i que prescindem dos $\phi(k)$, e o cálculo pode ser feito diretamente dos dados. E, além disso, otimiza o resultado, maximizando a plausibilidade ("likelihood"), como demonstrou Lacoss¹⁴.

6. MÉTODO DE BURG (1967)

Em cada cálculo, em que a ordem do filtro de predição é acrescida de um, iremos minimizar P_{M+1} em relação ao Γ_{M+1}^i , ou seja,

$$\frac{\partial P_{M+1}}{\partial \Gamma_{M+1}^i} = 0$$

onde vamos tomar a potência do erro como a média entre o erro de previsão para frente, F (forward) e o da previsão para atrás, B (backward)

$$P_M = \frac{1}{N-M} \sum_{k=1}^{N-M} \frac{1}{2} \left[\underbrace{\left(\sum_{\ell=0}^M \Gamma_{\ell} x_{k+\ell} \right)^2}_{F_k} + \underbrace{\left(\sum_{\ell=0}^M \Gamma_{N-\ell} x_{k+\ell} \right)^2}_{B_k} \right]$$

$$\Gamma_{M+1}^i = -2 \frac{F_k B_k}{\Sigma(F_{k2} + B_{k2})}$$

O coeficiente de reflexão, assim calculado, garante que seja mínimo o erro de previsão no passo seguinte. Observe-se que só usamos os pontos da série de tempo que já temos (isto é, os dados).

Lacoss¹⁴ demonstrou que a minimização de P_M é equivalente a maximizar a probabilidade conjunta dos dados, desde que conhecidos os g_k e a variância dos resíduos em relação aos g_k .

7. ESPECTRO DE POTENCIA

Obtidos os coeficientes que descrevem o processo AR,

$$x_t = \sum_k g_k x_{t-k} + \epsilon_t$$

podemos agora obter o espectro de potência.

Tomando a transformada Z da expressão acima, temos

$$X(z) = G(z)X(z) + E(z)$$

$$X(z) = \frac{E(z)}{1-G(z)} = \frac{E(z)}{\Gamma(z)}$$

Para obter o espectro de potência, podemos multiplicar pelo conjugado e substituir z por $\exp(-2\pi i f \Delta t)$. Com isso, obtemos a fórmula de Fejer-Riesz

$$P(f) = \frac{P_M \cdot \Delta t}{\left| \sum_{k=0}^M \Gamma_k e^{-2\pi i f \Delta t k} \right|^2}$$

onde Δt é o tempo de amostragem da série de tempo.

Obtivemos, assim, o espectro de potência pelo método da entropia máxima. Ele é o espectro da predição da série toda. Assim, inesmoke seja conhecido um número pequeno de pontos da série de tempo, se eles forem tais que permitam conhecer ou prever o resto da série, o espectro resultante terá melhor resolução do que o espectro obtido pelos métodos de auto-correlação ou pelo periodograma, pois, estes usam apenas os valores da série de tempo conhecidos, sem predizerem outros pontos.

8. AUTO-CORRELAÇÃO

Uma série de tempo, com N pontos, permite estimar a auto-correlação para um "lag" máximo, correspondente ao número de pontos da série de tempo. A série de previsão, como um processo AR, permite estimar a auto-correlação para "lags" maiores do que o número de pontos. Multi-

plicando a expressão do processo AR por x_{t-k} , e tomando o valor esperado da expressão toda, obtemos

$$\phi(N+l) = - \sum_{j=1}^N \Gamma_j \cdot \phi(N+l-j)$$

o que permite extrapolar os $\phi(k)$ além do "lag" $N-1$.

9. ROTEIRO PARA O MÉTODO DA ENTROPIA MÁXIMA

Para calcular o espectro de potência de uma série de tempo devemos seguir os passos indicados no diagrama 1.

Inicialmente calculamos a potência do sinal P_0 e o vetor Γ_0 , de dimensão 1, que tem valor $[1]$. Esta parte representa a "inicialização" do algoritmo de Levinson. Entramos depois em um "loop", para o cálculo do vetor do filtro de previsão, indo para ordens progressivamente maiores. Em seguida, calculamos o coeficiente de reflexão Γ^1 que é introduzido no algoritmo de Levinson para acharmos os coeficientes do filtro de ordem $m+1$. Então a potência do erro de previsão pode ser calculado a partir do P_{m-1} . A ordem do vetor filtro de previsão pode ser qualquer, e existem métodos para sua otimização. Em geral podemos tomar um filtro de ordem $M=N/2$, onde N é o número de pontos da série de tempo. Tomar $M=N/2$ não é o melhor, mas é bastante conveniente. Com os Γ_k , pela fórmula de Fejer-Riesz é possível calcular $P(f)$.

Como o processo necessariamente calcula os P_m sucessivos, pela observação dos valores de P_m para cada m , podemos ver quando um aumento de m não diminui sensivelmente o valor da potência do erro, ou então, se P_m já é suficientemente próximo do $\lim_{m \rightarrow \infty} P_m$. A relação P_m/P_0 também indica qual m dá suficiente precisão na previsão. Akaike¹⁵ desenvolveu uma maneira de calcular o melhor m . Este corresponderia ao mínimo do "Final Prediction Error" (FPE)

$$FPE = \frac{N+(M+1)}{N-(M+1)} P_M^2$$

o FPE pode ser calculado durante o "loop"

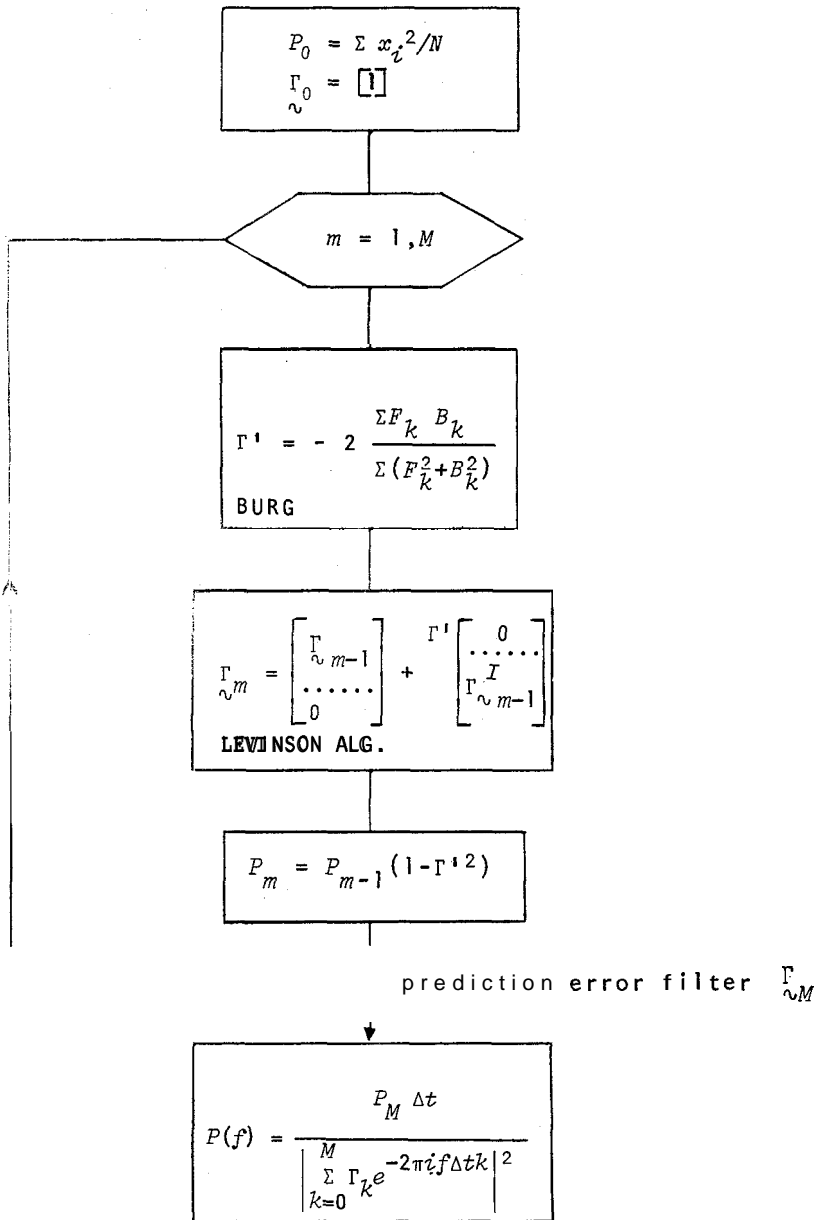


Diagrama 1 - Roteiro para o cálculo do espectro de potência pelo MEM.

No apêndice encontra-se listada uma sub-rotina nas linguagens ALGOL e FORTRAN que, a partir da série de tempo, calcula os coeficientes de reflexão, as potências do erro e o vetor dos coeficientes do filtro de predição.

10. APLICAÇÕES

O diagrama 2 mostra em que pode ser empregado o método da máxima entropia.

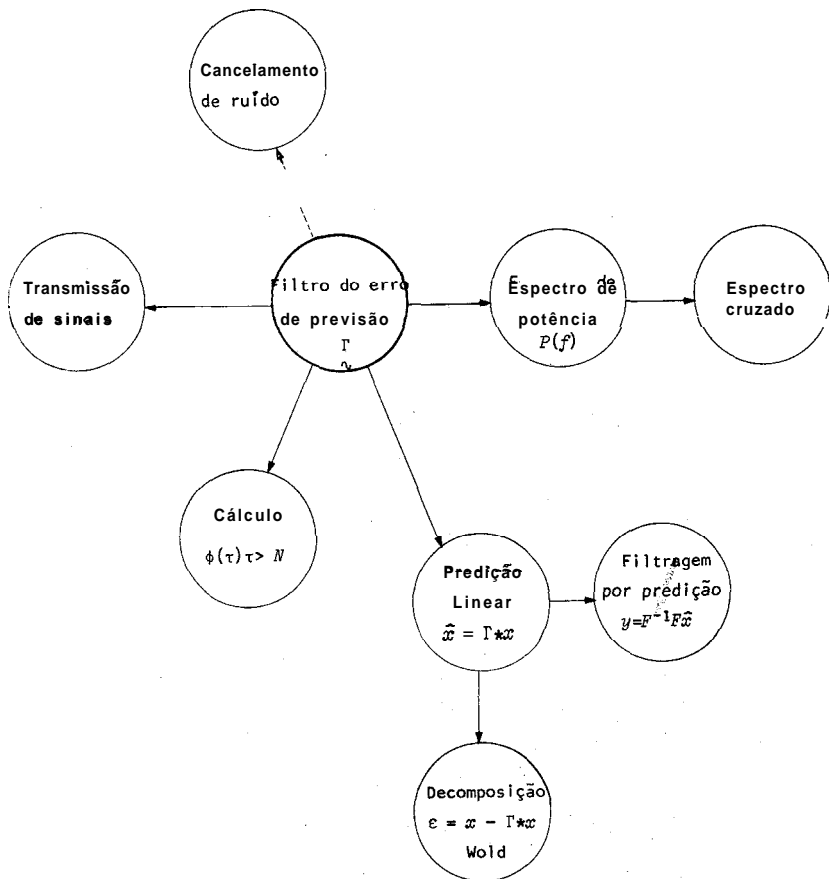


Diagrama 2 - Aplicações do MEM

O método permite calcular os coeficientes do filtro de predição. Estes coeficientes podem ser usados em diversas aplicações. *Espectro de Potência $P(f)$* . Permite melhor resolução do que os métodos convencionais. Permite obter melhor resultado quando o período da componente em que se está interessado é próximo do intervalo total de tempo dos dados. Permite obter um melhor resultado quando temos poucos pontos da série de tempo. Para bons resultados não é necessária a aplicação de filtros, como o "hamming", pois o método dispensa pré-filtragens. Uma pequena adaptação permite calcular o *espectro cruzado* ("cross spectrum"). O vetor \hat{S} pode ser usado para *prever* valores de uma série de tempo. Por exemplo a série das manchas solares permite calcular a previsão para anos futuros com bastante precisão. A predizibilidade de uma série de tempo está ligada ao limite P_∞ . Ou seja, numa *decomposição de Wold*, qual a potência do sinal determinístico em relação ao ruído. Uma *filtragem* de uma série de tempo com poucos dados pode ser difícil. Porém, podemos aplicar a transformada de Fourier na série estendida pela predição, filtrar este espectro e reconstruir a série aplicando a transformação inversa, $y = F^{-1} F \hat{x}$. Como já vimos, podemos também calcular os coeficientes de auto-correlação $R(\tau)$ para $\tau > N$. Podemos *eliminar* o ruído de uma série de tempo tomando a parte determinística. A *transmissão de sinais* pode então ser feita, transmitindo-se apenas os termos de resíduo ("Linear Prediction Vocoder").

11. EXEMPLOS PRATICOS

Os exemplos de aplicação mais espetaculares são quando o MEM é aplicado em trechos de senoide com extensão menor do que o período. Na primeira coluna da Figura 1 temos o sinal original, na coluna seguinte, o espectro pelo método Cooley-Tukey, sem pré-filtragem, e, em seguida, o espectro pelo MEM¹⁷. Mesmo 57% do período permite obter uma boa curva espectral com o MEM. O pequeno trecho da senoide permite prever o resto da curva, da qual é calculado o espectro.

Na Figura 2 temos a comparação entre o Blackman-Tukey e o MEM⁵. A série de tempo foi gerada pela soma de 4 senoides acrescidas por um ruído de amplitude 1/2. As frequências são respectivamente 4; 64; 65 e 124,5 Hz. A série tem 257 pontos, foram tomados 100 "lags" e um filtro com 100

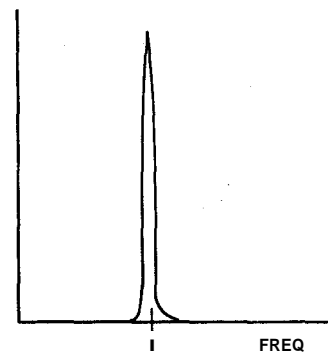
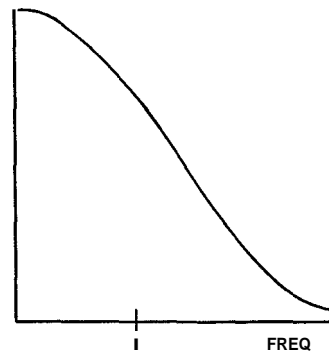
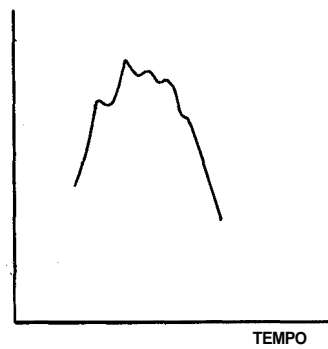
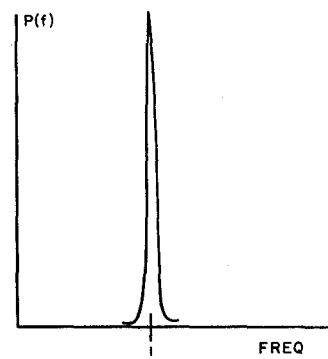
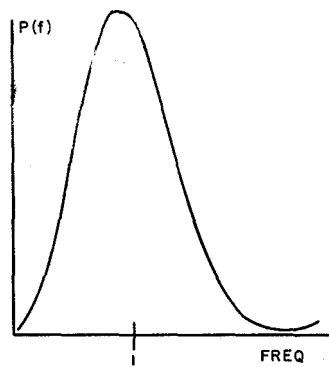
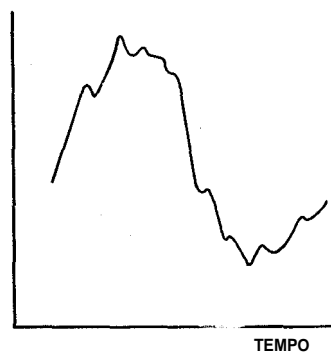


Fig.1 - Na primeira coluna temos o sinal original, na segunda coluna o espectro pelo método Cooley-Tukey, sem pré-filtragem e, na terceira coluna, o espectro pelo MBE. A primeira linha representa 1 segundo de uma senoide de 1Hz em 10% de ruído. A segunda linha, 0,57 segundos do mesmo dado¹⁷.

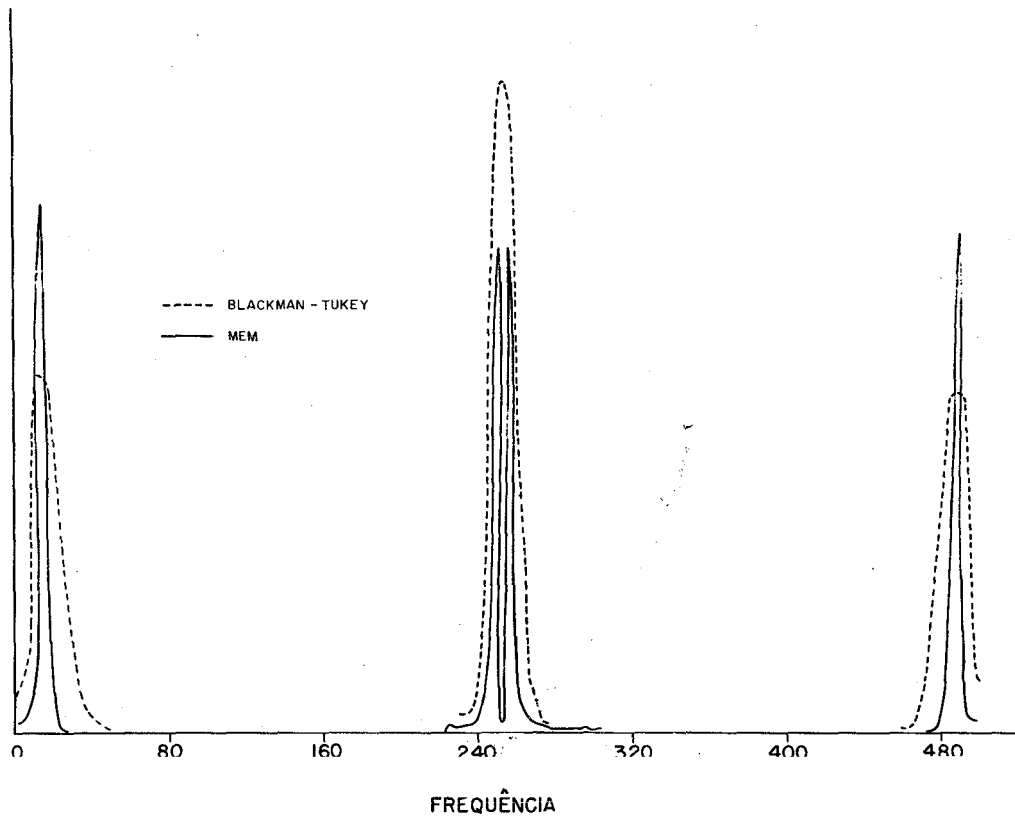


Fig.2 - Comparação entre o Blackman-Tukey com 100 "lags" (linha tracejada) o MEM com 100 coeficientes (linha contínua). A série de tempo com 257 pontos foi gerada pela soma de 4 senoídes de frequências, 4, 64, 65 e 124,5 Hz, afetadas por um ruído de amplitude $1/2^5$.

coeficientes. Compare os dois métodos para as altas e baixas frequências e observe que a Blackman-Tukey não consegue separar as duas frequências próximas.

O trabalho de Radoski et al.⁵ apresenta extensa comparação entre os vários métodos.

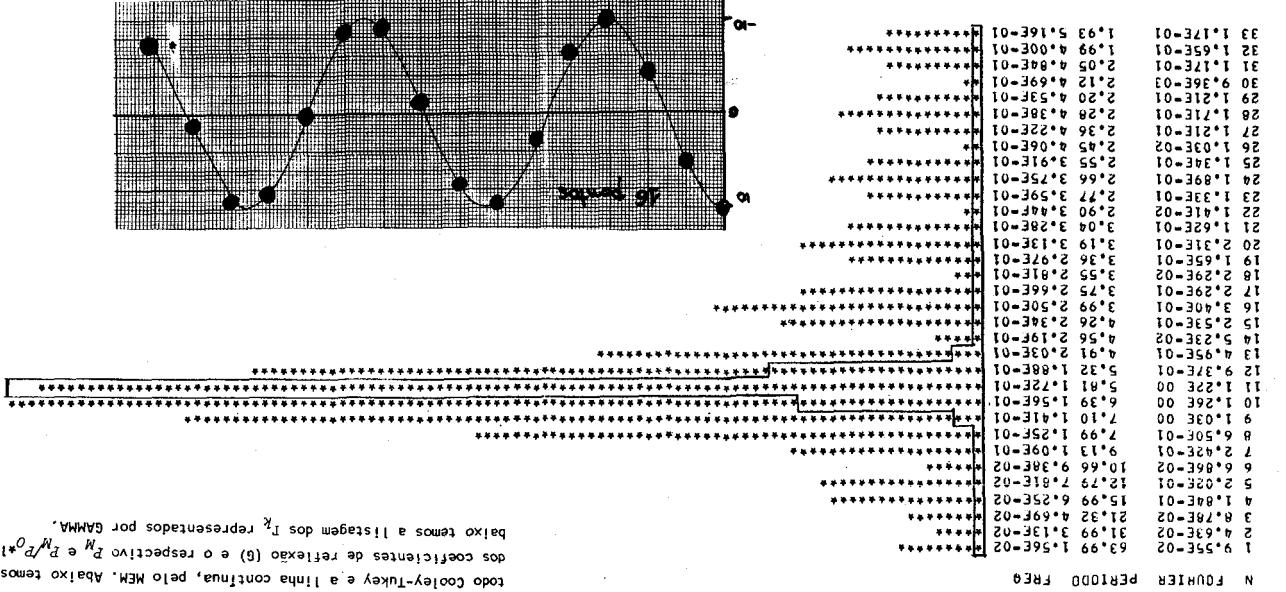
Na Figura 3 temos o cálculo do espectro de potência pelo MEM para uma série de 16 pontos dados no gráfico. Para comparação é apresentado o espectro pelo Cooley-Tukey, em estrelinhas e, em linha contínua, o calculado pelo MEM. Abaixo temos uma tabela dos coeficientes de reflexão representados por (G) e o respectivo P_M e a porcentagem do P_M em relação ao P_0 . Mais abaixo temos a listagem dos Γ_k representados por GAMMA. Pela tabela $P\%$, um filtro com mais de 4 termos, e erro médio quadrático da previsão em relação à potência do sinal, é menor do que 0.003%. Portanto, um filtro com 4 coeficientes já é suficiente para uma boa representação do sinal. Observe como o pico do sinal é bem mais estreito com o MEM. O sinal simulado é uma cosenoide truncada. Se desejarmos interpolar pontos da espectro quando o cálculo da fórmula de Fejer-Riesz é feito usando FFT, basta acrescentar zeros aos coeficientes Γ_k .

Uma das séries mais estudadas pelo MEM é a série dos números de manchas solares. Pode-se encontrar referências em Cohen e Lintz¹⁶ e Radoski et al.⁵.

Em nosso caso particular, o método de análise foi aplicado aos dados citados no trabalho¹ "Variação anual do campo Magnético Terrestre" por N.B. Trivedi, I.J. Kantor e J.M. da Costa. As Figuras 4 e 5 apresentam os resultados. Foram analisados as médias mensais do campo geomagnético H em Vassouras no período de 1957-1968 (114 meses). Os dados apresentam uma variação linear de aproximadamente 60 gammas/ano. Esta tendência secular foi removida dos dados por ajuste dos mínimos quadrados a uma linha reta. Foram usados dois métodos para análise espectral dos dados. O primeiro foi o da auto-correlação e, o segundo, foi o MEM. Para as nossas finalidades não estão interessando as amplitudes, por isso podemos comparar apenas a resolução, que é observada pela superposição de ambos resultados.

FF1 OC= 1,12E-01 N FOURIER PERIOD FREQ

Fig. 3 - Cálculo do espectro de potência pelo MEM, para uma série de 16 pontos do gráfico. As estrelas representam o espectro calculado pelo método Cooley-Tukey e a linha contínua, pelo MEM. Abaixo temos uma tabela dos coeficientes de reflexão Γ^N e Γ^O e $\Gamma^N/\Gamma^O \times 100$. Mais abaixo temos a listagem dos Γ^k representados por GAMMA.



GAMMA

P (1) =	5.03478133E 01	P%	73.788
P (2) =	3.715123164E 01	P%	0.294
P (3) =	1.484011760E-01	P%	0.231
P (4) =	1.185577708E-01	P%	0.003
P (5) =	2.029877871E-03	P%	0.003
P (6) =	1.917983609E-03	P%	0.003
P (7) =	1.388227249E-03	P%	0.002
P (8) =	4.867729145E-04	P%	0.000

1	0.00000000E 00	2	-1.876996822E 00	3	3.02487656E 00	4	-1.40205986E 00	5	1.663209638E-03
6	1.92625878E 00	7	-1.32825252E 00	8	8.058265704E-01				

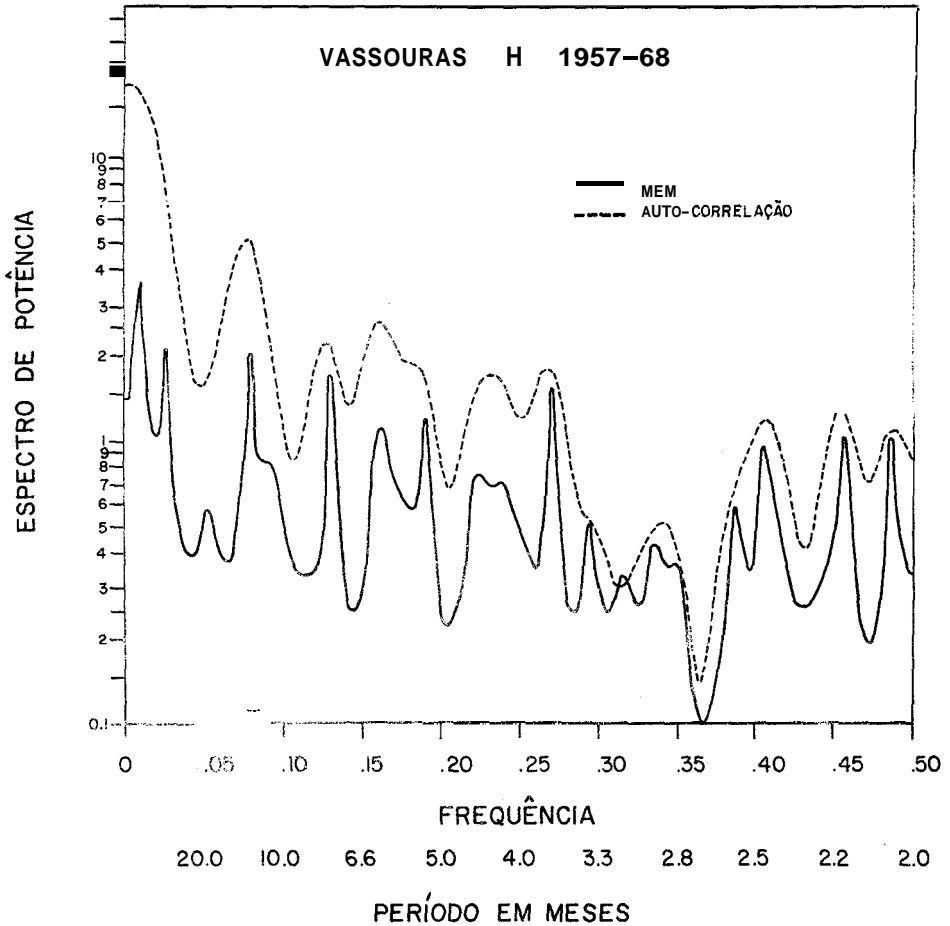


Fig.4 - Análise espectral da série de tempo dos dados mensais dos valores médios de H, em Vassouras, para o período 1857-1968. Método da auto-correlação (linha tracejada) e MEM (linha contínua) com 50 coeficientes.

12. COMENTÁRIOS FINAIS

Um estudo mais rigoroso do MEM envolveria conceitos sobre processos estocásticos estacionários, entropia, processos AR e MA ("moving average" isto é, a média móvel), modelos "all-pole", espaços de Hilbert etc.

Curiosamente, durante a dedução do MEM para o cálculo do espectro de potência não foi mencionado o conceito de entropia, apesar do

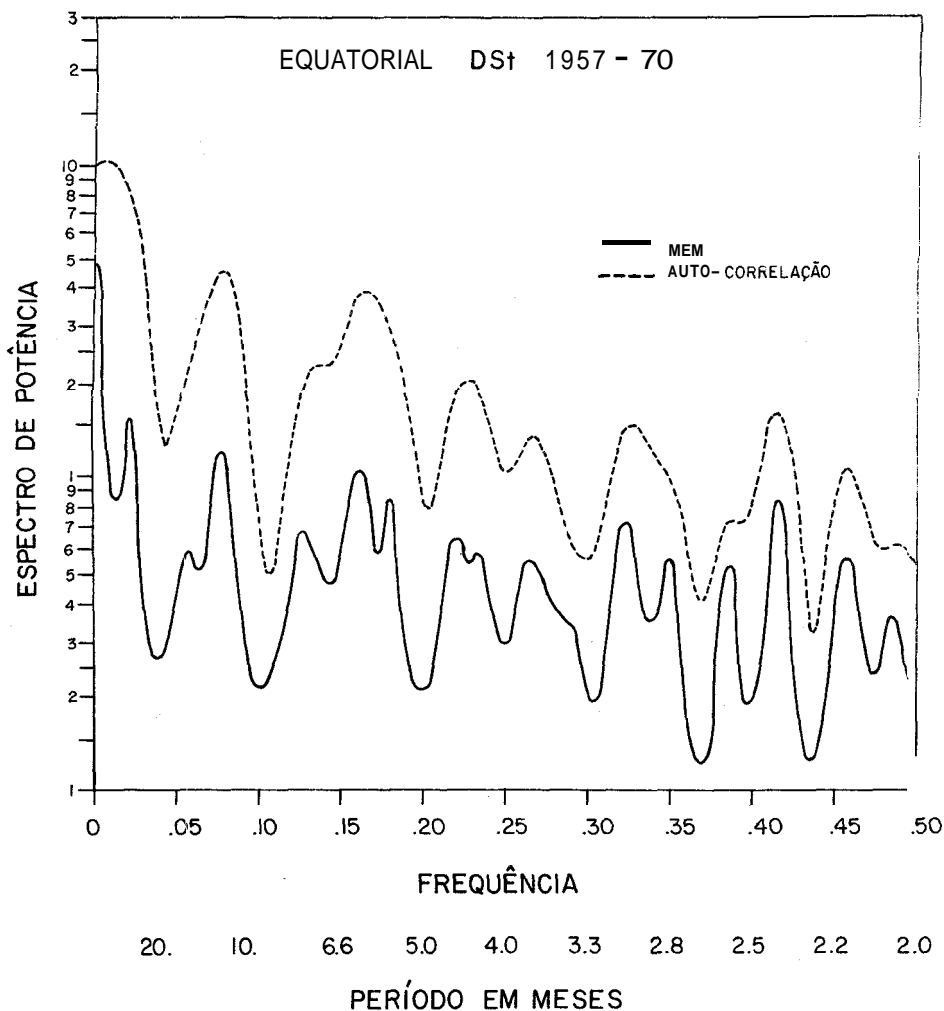


Fig.5 - Análise espectral de dados do D_{st} equatorial para o período 1957 -1368. Método da auto-correlação (linha tracejada) e MEM (linha contínua) com 50 coeficientes.

nome Método da Máxima Entropia. É que a dedução das fórmulas, a partir do conceito da entropia, é bem mais complexa do que a que foi aqui apresentada. O problema é formulado da seguinte maneira: Se $P(f)$ é o espectro de potência de um processo estacionário, a entropia é dada por

$$H = \int_{-f_N}^{f_N} \log P(f) df \quad f_N = \text{frequência de Nyquist}$$

que deve ser maximizada sob a condição que tenha as auto-correlações expressas por

$$\int_{-f_N}^{f_N} P(f) e^{-2\pi i f \Delta t n} df = \phi_n \quad -N \leq n < N$$

Então queremos saber qual o $P(f)$ que maximiza H , nas condições dadas. Usando cálculo variacional obtemos o sistema de Wiener-Hopf. Vale notar que, pelo uso dos conceitos de entropia, as razões lógicas do método ficam mais claras.

O MEM é bem recente pelo que existem muitos assuntos ainda não esclarecidos, como por exemplo: qual o tamanho ideal para o filtro do erro de predição? Qual a variância e erro do espectro de potência obtido? Qual o erro na posição dos máximos?

13. APÊNDICE A

Apresentamos um diagrama de bloco para cálculo dos coeficientes γ , coeficiente de reflexão e potência do erro de predição¹⁸. O programa é sob a forma de sub-rotina. Em FORTRAN foi testado num computador CDC-3300 e em ALGOL, foi testado num Burroughs B-6700.

Os dados de entrada são o "array" X , de dimensão N , e o MM , que é a dimensão do "array" G .

O resultado de saída é o "array" G e o valor de P .

X = série de tempo

G = filtro do erro de predição

P = corresponde ao P_M .

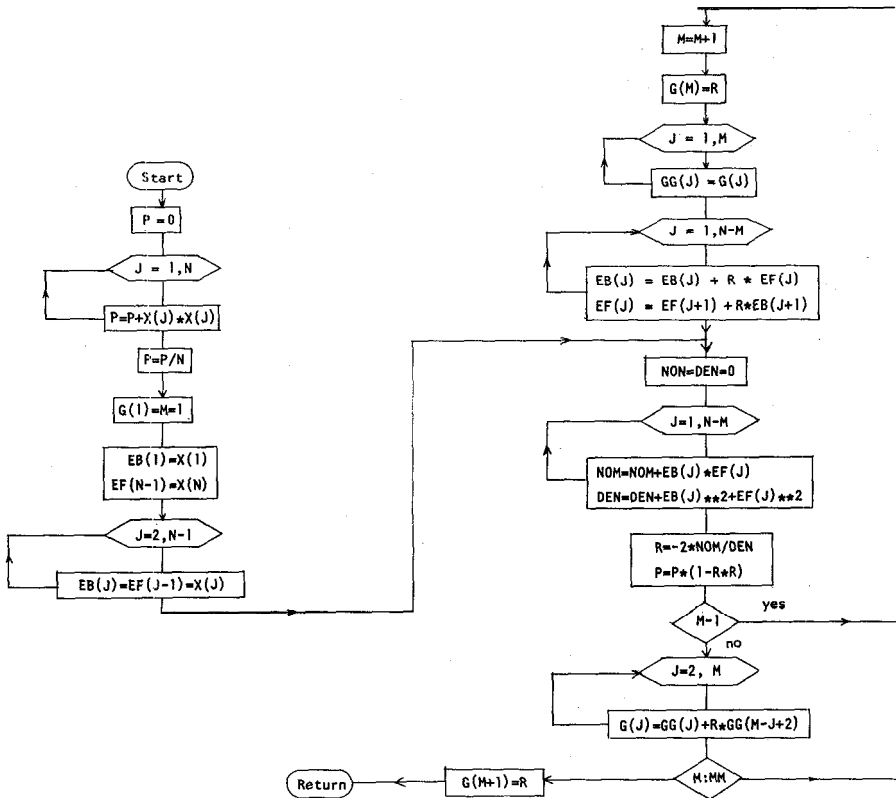
Nos cálculos, ER e EF, são os erros "forward" e "backward". R

é o coeficiente de reflexão. DEN e NOM são o denominador e o numerador da fórmula que dá o coeficiente de reflexão.

Num computador CDC-3300, usando o MEM para séries de tempo complexas, foi obtido o seguinte tempo de execução da sub-rotina:

$$\text{Tempo (seg)} \approx 119.N^{2,03} \cdot 10^{-6} \quad (10 \leq N \leq 128)$$

onde N é o número de pontos da série de tempo e MM e N/2. Para N=20 o tempo é 0,05 seg e para N = 128 e 2,3 seg.



```

FILE SAIDA (KIND = PRINTER);
%--PREDICTION ERROR FILTER - BURG
PRØCEDURE MEM (G,MM,X,N,P);
VALUE MM, N; INTEGER MM,N; REAL P; ARRAY G[0], X[1];
BEGIN INTEGER I,J,MM; LABEL LØØP, IN; ARRAY EB,EF[1:N], GG[0:M];
    DEFINE ATE = STEP 1 UNTIL ✕ ;
    P:=0; FØR J:=1 ATE N DØ P:=*+X[J]*X[J]; P:=*/N;
    WRITE (SAIDA, <"bM=bb0", X17, =bP=", E14.6>, P);
    G[0]:=0; M:=1; EB[1]:=X[1]; EF[N-1]:=X[N];
    FØR J:=2 ATE N-1 DØ EB[J]:=EF[J-1]:=X[J];
    NM:=N-M; GØ TØ IN;
LØØP: G[M:=*+1]:=R; FØR J:=1 ATE M DØ GG[J]:=G[J];
    FØR J:=1 ATE NM DØ BEGIN
        EB[J]:=*+R*EF[J];
        EF[J]:=EF[J+1]+R*EB[J+1]; END;
IN: NØM:=DEN:=0;
    FØR J:=1 ATE NM DØ BEGIN
        NØM:=*+EB[J]*EF[J];
        DEN:=*+EB[J]*EB[J]+EF[J]*EF[J]; END;
    R:=-2*NØM/DEN; P:=*(1-R*R).
    WRITE (SAIDA, <"bM=",13,"bR=",E14.6,"bP=",E14.6>,M,R,P);
    IF M=1 THEN GØ TØ LØØP;
    FØR J:=1 ATE M DØ G[J]:=GG[J]+R*GG[M-J];
    IF M<MM THEN GØ TØ LØØP;
    G[M+1]:=R
END MEN;

```

```

SUBROUTINE MEM (G,MM,X,N,P)
C   MAXIMUM ENTROPY METHOD - I.J. KANTØR - 040776 - CDC 3300
C   N IS LIMITED TØ 128
    REAL NØM
    DIMENSION G(1),X(1),EB(128),GG(128)
    NI = N-1
    P = 0
    DØ 10 J = 1,N

```



```

10  P = P + X(J)*X(J)
    P = P/N
    M = 1
    G(1) = 1
    EB(1) = X(1)
    EF(N-1) = X(N)
    WRITE (61,15) P
15  FØRMAT (6HbM = bb0, 17X, 3HbP = E14.6)
    DØ 20 J = 2,N1
20  EB(J) = EF(J-1) = X(J)
    NM = N-M
    GØ TØ 50
30  M = M+1
    NM = N-M
    G(M) = R
    DØ 35 J = 1,M
35  GG(J) = G(J)
    DØ 40 J = 1,NM
    EB(J) = EB(J) + R*EF(J)
40  EF(J) = EF(J+1) + R*EB(J+1)
50  DEN = NØM = 0
    DØ 60 J = 1,NM
    NØM = NØM + EB(J)*EF(J)
60  DEN = DEN + EB(J)*EB(J) + EF(J)*EF(J)
    R = - 2*NØM/DEN
    P = P* (1-R*R)
    WRITE (61,70) M,R,P
70  FØRMAT (3HbM = 13, 3HbR = E14.6, 3HbP = E14.6)
    IF (M.EQ.1) GØ TØ 30
    DØ 80 J = 2,M
    I = M - J + 2
80  G(J) = GG(J) + R*GG(1)
    IF(M.LT. MM) GØ TØ 30
    G(M+1) = R
    RETURN
    END

```

REFERENCIAS

1. Trivedi, N.B., I.J. Kantor e J.M. da Costa, *Variação Anual do Campo Magnético Terrestre*, trabalho 12 F.2, SBPC, Fortaleza, 1977.
2. Burg, J.P., *Maximum entropy spectral analysis*, trabalho apresentado na 37^a Reunião, Soc. of Explor. Geophys., Oklahoma City, Okla., Oct. 1967.
3. Smylie, D.E., G.K.C. Clarke and T.J. Ulrych, "Analysis of Irregularities in the Earth's Rotation", in *Methods in Computational Physics*, vol. 13, 391-430, B.A. Bolt., ed. New York, Academic Press 1973.
4. Makhoul, J., Linear Prediction: A Tutorial Review, Proc. IEEE, 63, N.4, 561-580, April 1975.
5. Radoski, H.R., P.F. Fougere and E.J. Zawnlick, A Comparison of Power Spectral Estimates and Application of the Maximum Entropy Method, J. Geophys. Res, 80, N^o 4, 619-625, Feb 1975.
6. Ulrych, T.J. and T.N. Bishop, Maximum Entropy Spectral Analysis and Autoregressive Decomposition, Reviews of Geophysics and Space Physics, 13, N^o 1, 183-200, Feb 1975.
- 7 - Ball, J.A., "Computations in Radio-Frequency Spectroscopy", in Computational Physics, vol. 14, B. Alder. ed. New York, Academic Press 1975.
- 8 - Blackman, R.B. and J.W. Tukey, *The Measurement of Power Spectra*, Dover Publications, Inc., New York, 1958.
- 9 - Yule, G.U., On a method of investigating periodicities in disturbed series, with special reference to wolfer's sunspot number, Phil. Trans. Roy. Soc. London, Ser. A, 226, 267-298, 1927.
10. Wold, H., *A Study in the Analysis of Stationary Time Series*, pp.214. Almqvist and Wihells. Uppsala, 1938.
11. Kolmogorov, A., "Interpolation und Extrapolation Stationären Zufälligen Folgen", Bull. Acad. Sci. USSR, Ser. Math, 5, pp.3-14, 1941.
12. Wiener, N., *Extrapolation, Interpolation and Smoothing of Stationary Time Series with Engineering Applications*. Cambridge, Mass.: MIT. Press, 1949.
13. Walker, G., On the periodicity in series of related terms, Proc. Roy. Soc. London, Ser. A, 131, 518-532, 1931.
14. Lacoss, R.T., Data adaptive spectral analysis methods, Geophysics, 36, 661-675, August 1971.
15. Akaike, H., Fitting autoregressions for prediction, Ann. Inst. Statist. Math., 21, 243-247, 1969.

16. Cohen, T.J. and P.R. Lintz, Long term periodicities in the sunspot cycle, Nature 250, 398-399, 1974.

17 - Ulrych, T.J., Maximum Entropy Power Spectrum of Truncated Sinusoids, J. Geophys. Res, 77, 1396-1400, 1972.

18 - Andersen, N., On the calculation of filter coefficients for Maximum Entropy Spectral Analysis, Geophysics, 39, 69-72, 1974.