

4

Ajuste de LSF's usando a distorção espectral (DE) aproximada

Este capítulo propõe uma modificação no processo de ajuste de coeficientes LSF's apresentado no capítulo anterior. Como visto anteriormente, o ajuste de LSF's, método proposto por Wesley Pereira em sua dissertação, "Modifying LPC parameter dynamics to improve speech coder efficiency" [5], e depois resumido em seu artigo, "Improved spectral tracking using interpolated linear prediction" [11], consiste em alterar os coeficientes LSF do último sub-quadro em função de uma medida de distorção. Na proposta em [5] e [11], a medida usada era d_{LSF} , distância LSF ponderada euclidiana. Nesse capítulo será usada uma expressão da DE aproximada em função da d_{LSF} proposta em [5]. A justificativa para tal mudança é buscar uma redução da DE de modo mais eficiente. Uma descrição dessa aproximação da DE dará início ao capítulo, onde também será feita uma avaliação da sua precisão. Em seguida é apresentado o desenvolvimento das expressões para o ajuste de LSF's que minimiza a DE aproximada. Ao final, são apresentados e discutidos resultados de simulações através de tabelas e gráficos. Esses resultados comprovam que, além de ter a vantagem de não ser preciso treinar coeficientes de otimização, essa nova proposta também proporciona menores medidas de distorção. Um ponto extremamente positivo é que a eliminação do treinamento permite uma redução no esforço computacional necessário ao processo de ajuste de LSF's.

4.1

Aproximação da DE através da d_{LSF}

Expressar a DE em função dos coeficientes LSF é trabalhoso e resulta em uma fórmula bastante complexa. Por isso optou-se, inicialmente, por usar a distância LSF ponderada euclidiana. A figura 4.1 apresenta um gráfico de dispersão da DE e da d_{LSF} obtido com uma amostra de voz composta por 49643 sub-quadros. No gráfico é possível ver que existe uma correlação entre as duas

medidas, pois seus pontos se agrupam apresentando uma tendência bem definida. Tal tendência permite que seja empregado um método de “ajuste de curvas logarítmico”, comum na literatura de cálculo básico, de modo a se chegar a uma equação que aproxime todos os pontos do gráfico.

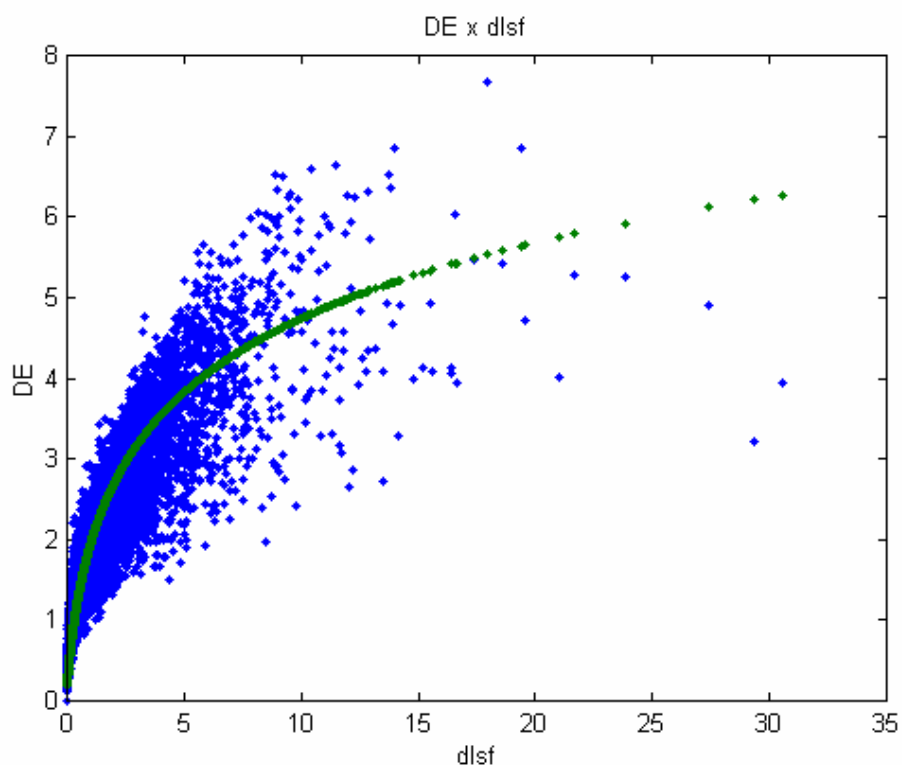


Figura 4.1 – Gráfico de dispersão mostrando a relação entre DE e d_{LSF} .

Mais adiante será apresentado o desenvolvimento que mostrará, entre outras coisas, que o ajuste de curva dos pontos apresentados no gráfico da Figura 4.1 pode ser realizado através de

$$DE = A \ln(d_{LSF} + B) + C \quad (4-1)$$

onde $A = 1,3955$, $B = 0,4$ e $C = 1,4726$ foram aqui obtidos de modo experimental. A expressão (4-1) foi proposta em [5].

As constantes A , B e C , que aparecem na Equação (4-1) foram obtidas através do método dos mínimos quadrados, utilizando-se o mesmo conjunto de dados da Figura 4.1. Esse conjunto de dados nada mais é do que uma matriz com

duas colunas, uma para a DE e outra para a d_{LSF} . Cada linha corresponde a um sub-quadro da amostra de voz utilizada.

Considerando-se agora um conjunto de dados (x, y) , onde $x = \ln(d_{LSF} + B)$ e $y = DE$, é possível encontrar uma função $\bar{y} = f(x)$, onde $\bar{y}$ é o valor aproximado de y , ou a DE_{aprox} . É importante observar que $x = \ln(d_{LSF} + B)$ porque se trata de um ajuste logarítmico. A constante B tem apenas a função de evitar a ocorrência de $\ln 0$. Definindo $\delta_i = y_i - \bar{y}_i$ como o desvio de $\bar{y}$ em relação a y , tem-se que o somatório dos desvios quadráticos será

$$S = \sum_{i=1}^n \delta_i^2 = \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \quad (4-2)$$

Minimizar esse somatório é requisito para se encontrar os parâmetros que proporcionem um ajuste o mais próximo possível dos valores reais. Tem-se que

$$\bar{y} = f(x) \Rightarrow DE_{aprox} = f[\ln(d_{LSF} + B)] \quad (4-3)$$

De modo a simplificar a expressão da aproximação em (4-3), evitando trabalhar com logaritmos, recorre-se a uma linearização, o que é feito através da expressão linear

$$\bar{y} = a_0 + a_1 x \quad (4-4)$$

onde $a_0 = C$, $a_1 = A$. É importante ressaltar que, na verdade, a constante $B = 0,4$ é pré-determinada porque, em geral, a $d_{LSF} > 0,6$, o que leva a $d_{LSF} + B > 1$ e $\ln(d_{LSF} + B) > 0$. Sendo assim, B não tem apenas a função de evitar a ocorrência de $\ln 0$, conforme já mencionado anteriormente, mas também de garantir que não ocorrerá valor negativo de DE. A minimização do somatório S é feita derivando e igualando a zero, ou seja,

$$\frac{\partial S}{\partial a_0} = 0 \quad (4-5)$$

$$\frac{\partial S}{\partial a_1} = 0 \quad (4-6)$$

Substituindo (4-2) em (4-5), resulta

$$\frac{\partial S}{\partial a_0} = \frac{\partial}{\partial a_0} \left(\sum_{i=1}^n \delta_i^2 \right) = \frac{\partial}{\partial a_0} \left[\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y}_i)^2 \right] = 0 \quad (4-7)$$

É importante ressaltar que o índice i se refere à medida obtida para o i -ésimo sub-quadro. Aplicando-se a equação (4-3) em (4-7), tem-se

$$\frac{\partial S}{\partial a_0} = \frac{\partial}{\partial a_0} \left[\sum_{i=1}^n (y_i - a_0 - a_1 x_i)^2 \right] = \sum_{i=1}^n 2(y_i - a_0 - a_1 x_i) \cdot (-1) = 0 \quad (4-8)$$

Do último somatório vem que

$$na_0 + \left(\sum_{i=1}^n x_i \right) a_1 = \sum_{i=1}^n y_i \quad (4-9)$$

Finalmente, do mesmo modo, substituindo-se 4-2 e 4-3 em 4-5, chega-se a

$$\left(\sum_{i=1}^n x_i \right) a_0 + \left(\sum_{i=1}^n x_i^2 \right) a_1 = \sum_{i=1}^n x_i y_i \quad (4-10)$$

Um sistema de duas equações (4-9 e 4-10) e duas incógnitas (a_0 e a_1) é obtido. Resolvendo esse sistema, obtém-se

$$a_0 = \frac{\sum_{i=1}^n x_i^2 \sum_{i=1}^n y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n x_i y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2} \quad (4-11)$$

$$a_1 = \frac{n \sum_{i=1}^n x_i y_i - \sum_{i=1}^n x_i \sum_{i=1}^n y_i}{n \sum_{i=1}^n x_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n x_i \right)^2} \quad (4-12)$$

Utilizando como conjunto de dados os mesmo usados na plotagem do gráfico 4.1, e lembrando que $y = DE$ e $x = \ln(d_{LSF} + B)$, resulta que

$$n = 49643 \quad \sum_{i=1}^n x_i = -11871 \quad \sum_{i=1}^n y_i = 56539 \quad \sum_{i=1}^n x_i^2 = 23007 \quad \sum_{i=1}^n x_i y_i = 14624$$

Logo,

$$C = a_0 = 1,4726$$

$$A = a_1 = 1,3955$$

Agora que já se tem uma aproximação para a DE, definida pela equação **DE_{aprox} = 1,4726 + 1,3955 (ln d_{LSF} + 0,4)**, é interessante avaliar se essa aproximação é boa e se será útil. O coeficiente de correlação de Pearson, r^2 , é uma medida usualmente empregada para avaliar a qualidade do ajuste de curva obtido. O coeficiente varia entre 0 e 1, sendo que quanto mais próximo de 1, melhor a aproximação obtida. Esse coeficiente é definido por

$$r^2 = 1 - \frac{n \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{n \sum_{i=1}^n y_i^2 - \left(\sum_{i=1}^n y_i \right)^2} \quad (4-13)$$

Para o conjunto de dados utilizado, tem-se, além dos valores apresentados anteriormente, que

$$\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 = 3360,1$$

$$\sum_{i=1}^n y_i^2 = 107030$$

Logo, $r^2 = 0,9215$, o que pode ser considerado como uma aproximação boa e útil porque, além de r^2 estar próximo de 1, a função logarítmica possui características que a tornam mais adequada para o tipo de formulação matemática que será apresentada na Seção 4.3.

4.2

Expressão da DE em função dos coeficientes LSF

Levando em conta tudo que foi exposto até aqui, conclui-se que é possível desenvolver uma expressão simples para o cálculo da DE aproximada em função dos coeficientes LSF diretamente. Aplicando a equação 4-14 na 3.1, tem-se

$$d_{LSF} = \sum_{i=1}^p [c_i w_i (\omega_i - \hat{\omega}_i)]^2 \quad (4-14)$$

$$DE_{aprox} = A \ln(d_{LSF} + B) + C = A \ln\left(\sum_{i=1}^p [c_i w_i (\omega_i - \hat{\omega}_i)]^2 + B\right) + C \quad (4-15)$$

onde, $p = 10$, c_i e w_i já foram definidos nas equações 3-3 e 3-4, respectivamente, e

$$A = 1,3955$$

$$B = 0,4$$

$$C = 1,4726$$

De modo a avaliar a aproximação da DE pelo método dos mínimos quadrados, foram feitas simulações utilizando-se o conjunto de teste descrito na Seção 3.9. Os resultados estão apresentados na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 – Avaliação da aproximação da DE

Medida de distorção	DE média	Outliers	
		%2-4	%>4
Erro	1,11%	3,59%	12,64%

O erro na Tabela 4.1 se refere à diferença entre o valor de DE média obtido pelo cálculo através de transformadas de Fourier, forma mais comum na literatura e que serviu de referência, tendo definição expressa pela Equação (3-

24), e aquele obtido através da aproximação da DE em (4-15). Os percentuais de erro apresentados na Tabela 4.1 estão coerentes com o que se vê na Figura 4.1, pois é possível perceber que para os valores mais altos de DE e d_{LSF} , onde se situam os outliers, os pontos encontram-se mais dispersos no gráfico. Isso implica em uma menor correlação entre as medidas. Pode-se esperar, portanto, um erro maior nessa faixa. Para o simples cálculo da DE média, pode-se considerar que o resultado obtido com a aproximação é muito bom. Isso porque, além de apresentar um erro de apenas 1,11%, proporciona um enorme ganho de tempo, por exigir um esforço computacional muito menor que quando se utiliza a definição de DE através de transformadas de Fourier. A DE aproximada pode ser calculada em um tempo 51,6 vezes menor do que utilizando transformadas de Fourier. Além disso, também é interessante ressaltar que esse pequeno erro de 1,11% confirma a observação de que, o coeficiente de Pearson de 0,9215 permite uma boa aproximação.

4.3

Ajuste visando minimizar a DE aproximada

Como foi observado anteriormente, a DE e a d_{LSF} estão fortemente relacionadas, e essa relação pode ser expressa, de modo aproximado, pela equação 3-1, ou seja

$$DE = A \ln(d_{LSF} + B) + C$$

sendo $A = 1,3955$, $B = 0,4$ e $C = 1,4726$ constantes obtidas experimentalmente. Serão agora desenvolvidas novas expressões para o ajuste das LSF's, com o objetivo de minimizar a DE aproximada.

4.3.1

Ajuste sem atraso

Em um quadro qualquer, a distorção total é a soma das distorções de todos os sub-quadro, que agora é expressa por

$$DE_{TOT} = \sum_{j=1}^I DE_j(\omega^{(j)}, \hat{\omega}^{(j)}) = \sum_{j=1}^I A \ln[d_{LSF_j}(\omega^{(j)}, \hat{\omega}^{(j)}) + B] + C \quad (4-16)$$

Podemos aplicar nessa expressão o mesmo método de minimização descrito anteriormente, ou seja, derivar e igualar a zero, resultando no seguinte desenvolvimento

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\tilde{\omega}_k^{(0)}}(DE_{TOT}) &= A \sum_{j=1}^I \frac{d}{d\tilde{\omega}_k^{(0)}} \ln(d_{LSF_j} + B) = \\ &= A \sum_{j=1}^I \frac{\frac{d}{d\tilde{\omega}_k^{(0)}}(d_{LSF_j} + B)}{d_{LSF_j} + B} = A \sum_{j=1}^I \frac{\frac{d}{d\tilde{\omega}_k^{(0)}}(d_{LSF_j})}{d_{LSF_j} + B} = 0 \end{aligned} \quad (4-17)$$

Utilizando a Equação (3-1), desenvolvemos a expressão para a d_{LSF_j} , que resulta em

$$d_{LSF_j} = \sum_{i=1}^p [c_i w_i^{(j)} (\omega_i^{(j)} - \hat{\omega}_i^{(j)})]^2 = \sum_{i=1}^p c_i^2 w_i^{(j)^2} (\omega_i^{(j)^2} - 2\omega_i^{(j)} \hat{\omega}_i^{(j)} + \hat{\omega}_i^{(j)^2}) \quad (4-18)$$

Substituindo nessa expressão a Equação (3-5), chega-se a

$$\begin{aligned} d_{LSF_j}(\omega^{(j)}, \hat{\omega}^{(j)}) &= \sum_{i=1}^p \left\{ c_i^2 w_i^{(j)^2} \left[\omega_i^{(j)^2} - 2\omega_i^{(j)} (1 - \alpha_j) \tilde{\omega}_i^{(-1)} - 2\omega_i^{(j)} \alpha_j \tilde{\omega}_i^{(0)} + \right. \right. \\ &\quad \left. \left. + \underbrace{((1 - \alpha_j) \tilde{\omega}_i^{(-1)} + \alpha_j \tilde{\omega}_i^{(0)})^2}_{*} \right] \right\} \end{aligned} \quad (4-19)$$

$$* = (1 - \alpha_j)^2 \tilde{\omega}_i^{(-1)^2} + 2(1 - \alpha_j) \tilde{\omega}_i^{(-1)} \alpha_j \tilde{\omega}_i^{(0)} + \alpha_j^2 \tilde{\omega}_i^{(0)^2}$$

Fazendo $i = k$ ($k = 1, \dots, p$ e $p = 10$), derivando em relação a $\tilde{\omega}_k^{(0)}$ e igualando a zero, obtém-se

$$\frac{d}{d\tilde{\omega}_k^{(0)}}(d_{LSF_j}) = c_k^2 w_k^{(j)2} [-2\omega_k^{(j)}\alpha_j + 2(1-\alpha_j)\tilde{\omega}_k^{(-1)}\alpha_j + 2\alpha_j^2\tilde{\omega}_k^{(0)}] \quad (4-20)$$

Substituindo a Equação (4-20) em (4-17), resulta que

$$\sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} [-2\omega_k^{(j)}\alpha_j + 2(1-\alpha_j)\tilde{\omega}_k^{(-1)}\alpha_j]}{d_{LSF} + B} = - \sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} 2\alpha_j^2 \tilde{\omega}_k^{(0)}}{d_{LSF} + B} \quad (4-21)$$

$$\underbrace{\sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} 2\alpha_j [(1-\alpha_j)\tilde{\omega}_k^{(-1)} - \omega_k^{(j)}]}{d_{LSF} + B}}_{b'_k} = - \underbrace{\left[\sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} \alpha_j^2}{d_{LSF} + B} \right]}_{a'_k} 2\tilde{\omega}_k^{(0)} \quad (4-22)$$

$$a'_k = \sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} \alpha_j^2}{d_{LSF} + B} \quad (4-23)$$

$$b'_k = \sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} 2\alpha_j [(1-\alpha_j)\tilde{\omega}_k^{(-1)} - \omega_k^{(j)}]}{d_{LSF} + B} \quad (4-24)$$

E finalmente chegamos a

$$\tilde{\omega}_k^{(0)} = - \frac{b'_k}{2a'_k} \quad (4-25)$$

onde a'_k e b'_k são dadas pelas Equações (4-23) e (4-24), respectivamente.

Comparando as Equações (4-23) e (4-24) com (3-11) e (3-12), podemos observar que os coeficientes de otimização f_j existentes dentro dos somatórios das Equações (3-11) e (3-12) são agora substituídos pelo fator $\frac{1}{d_{LSF_j} + B}$. A

consequência é que isso torna dispensável o procedimento de treinamento que era necessário para obter os coeficientes de otimização. Considerando que tal procedimento exige grande esforço computacional, temos então uma redução computacional significativa do processo de ajuste.

4.3.2

Ajuste com atraso

As conclusões feitas na seção anterior foram levantadas em cima do método “no lookahead”. Mas o mesmo raciocínio pode ser aplicado ao “lookahead”.

Primeiramente teríamos uma alteração na expressão da distorção total no quadro

$$DE_{TOT} = \sum_{j=1}^I DE_j(\omega^{(j)}, \hat{\omega}^{(j)}) + \sum_{j=1}^L DE_j(\omega_N^{(j)}, \hat{\omega}_N^{(j)}) =$$

$$= \sum_{j=1}^I \{A \ln[d_{LSF_j}(\omega^{(j)}, \hat{\omega}^{(j)}) + B] + C\} + \sum_{j=1}^L \{A \ln[d_{LSF_j}(\omega_N^{(j)}, \hat{\omega}_N^{(j)}) + B] + C\} \quad (4-26)$$

$$\frac{d}{d\tilde{\omega}_i^{(0)}}(DE_{TOT}) = A \sum_{j=1}^I \frac{d}{d\tilde{\omega}_i^{(0)}} \ln(d_{LSF_j} + B) + A \sum_{j=1}^L \frac{d}{d\tilde{\omega}_i^{(0)}} \ln(d_{LSF, N_j} + B) =$$

$$= A \sum_{j=1}^I \frac{\frac{d}{d\tilde{\omega}_i^{(0)}}(d_{LSF_j})}{d_{LSF_j} + B} + A \sum_{j=1}^L \frac{\frac{d}{d\tilde{\omega}_i^{(0)}}(d_{LSF, N_j})}{d_{LSF, N_j} + B} = 0 \quad (4-27)$$

A d_{LSF_j} foi definida nas Equações (4-18) e (4-19). A d_{LSF, N_j} , de modo análogo, é expressa por

$$d_{LSF, N_j} = \sum_{i=1}^p [c_i w_{N,i}^{(j)} (\omega_{N,i}^{(j)} - \hat{\omega}_{N,i}^{(j)})]^2 =$$

$$= \sum_{i=1}^p \left[c_i^2 w_{N,i}^{(j)2} \left(\underbrace{\omega_{N,i}^{(j)2} - 2\omega_{N,i}^{(j)} \hat{\omega}_{N,i}^{(j)} + \hat{\omega}_{N,i}^{(j)2}}_{*} \right) \right] \quad (4-28)$$

Utilizando a Equação (3-16), obtém-se

$$* = \omega_{N,i}^{(j)2} - 2\omega_{N,i}^{(j)}(1 - \beta_j)\tilde{\omega}_i^{(0)} - 2\omega_{N,i}^{(j)}\beta_j\tilde{\omega}_i^{(1)} + \underbrace{((1 - \beta_j)\tilde{\omega}_i^{(0)} + \beta_j\tilde{\omega}_i^{(1)})^2}_{**}$$

$$** = (1 - \beta_j)^2 \tilde{\omega}_i^{(0)2} + 2(1 - \beta_j)\tilde{\omega}_i^{(0)}\beta_j\tilde{\omega}_i^{(1)} + \beta_j^2 \tilde{\omega}_i^{(1)2}$$

Mais uma vez, considerando $i = k$ ($k = 1, \dots, p$ e $p = 10$), derivando em relação a $\tilde{\omega}_k^{(0)}$ e igualando a zero, obtém-se

$$\begin{aligned} \frac{d}{d\tilde{\omega}_k^{(0)}}(DE_{TOT}) = & A \sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} \left[-2\omega_k^{(j)} \alpha_j + 2(1-\alpha_j) \tilde{\omega}_k^{(-1)} \alpha_j + 2\alpha_j^2 \tilde{\omega}_k^{(0)2} \right]}{d_{LSF_j} + B} + \\ & + A \sum_{j=1}^L \frac{c_k^2 w_{N,k}^{(j)2} \left[-2\omega_{N,k}^{(j)} (1-\beta_j) + 2(1-\beta_j)^2 \tilde{\omega}_k^{(0)2} + 2(1-\beta_j) \beta_j \tilde{\omega}_k^{(1)} \right]}{d_{LSF,N_j} + B} = 0 \end{aligned} \quad (4-29)$$

$$\begin{aligned} & \underbrace{\sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} 2\alpha_j \left[(1-\alpha_j) \tilde{\omega}_k^{(-1)} - \omega_k^{(j)} \right]}{d_{LSF_j} + B}}_{b'_k} + \underbrace{\sum_{j=1}^L \frac{c_k^2 w_{N,k}^{(j)2} 2(1-\beta_j) \left(\beta_j \tilde{\omega}_k^{(1)} - \omega_{N,k}^{(j)} \right)}{d_{LSF,N_j} + B}}_{d'_k} = \\ & = - \left[\underbrace{\sum_{j=1}^I \frac{c_k^2 w_k^{(j)2} \alpha_j^2}{d_{LSF_j} + B}}_{a'_k} + \underbrace{\sum_{j=1}^L \frac{c_k^2 w_{N,k}^{(j)2} (1-\beta_j)^2}{d_{LSF,N_j} + B}}_{c'_k} \right] 2\tilde{\omega}_k^{(0)} \end{aligned} \quad (4-30)$$

$$c'_k = a'_k + \sum_{j=1}^L \frac{c_k^2 w_{N,k}^{(j)2} (1-\beta_j)^2}{d_{LSF,N_j} + B} \quad (4-31)$$

$$d'_k = b'_k + \sum_{j=1}^L \frac{c_k^2 w_{N,k}^{(j)2} 2(1-\beta_j) \left(\beta_j \tilde{\omega}_k^{(1)} - \omega_{N,k}^{(j)} \right)}{d_{LSF,N_j} + B} \quad (4-32)$$

Concluindo que

$$\tilde{\omega}_k^{(0)} = -\frac{d'_k}{2c'_k} \quad (4-33)$$

onde c'_k e d'_k são dadas pelas equações (4-31) e (4-32), respectivamente.

4.4

Resultados de simulação usando minimização da DE aproximada

4.4.1

Análise dos resultados obtidos antes da quantização

Tabela 4.2 – Resultados obtidos antes da quantização

Modo	Sub-quadros	DE média	%2-4	%>4	d_{LSF}
Sem ajuste		1,1249	14,3329%	0,7476%	0,6007
No lookahead		1,15055	10,70312%	0,61017%	0,50755
Lookahead	1	1,10438	9,81284%	0,58055%	0,48237
	2	1,10304	9,53486%	0,58390%	0,47574
	3	1,09322	9,10958%	0,55036%	0,46007
	4	1,07830	8,56472%	0,53304%	0,44638

A Tabela 4.2 mostra os resultados obtidos para o conjunto de teste antes da quantização. De modo geral, comparando os resultados das medidas apresentadas com as referenciais, pode-se dizer que em todos os casos ocorre redução das medidas, exceto para a DE média no modo “no lookahead”, a qual fica acima.

Os gráficos apresentados nas Figuras 4.2 à 4.9 foram feitos segundo o mesmo esquema visual dos anteriores. A única diferença é que agora tem-se uma curva a mais, representando os valores das medidas de distorção obtidas com o emprego da nova proposta de ajuste de LSF's.

A distorção espectral – DE média

A Figura 4.2 mostra que a nova proposta de ajuste de LSF's é efetivamente capaz de obter um melhor resultado em termos de DE média, ainda que apenas no modo “lookahead”. Esse resultado, somado ao fato de que não foi necessário treinamento se traduz em uma melhoria tanto de desempenho como computacional. Vale lembrar que o treino é um processo que tende a ser extremamente demorado, já que quanto mais preciso se exige que seja, maior terá que ser o conjunto de treinamento. Isso, é claro, cria um requisito não só de tempo, quanto também de capacidade computacional.

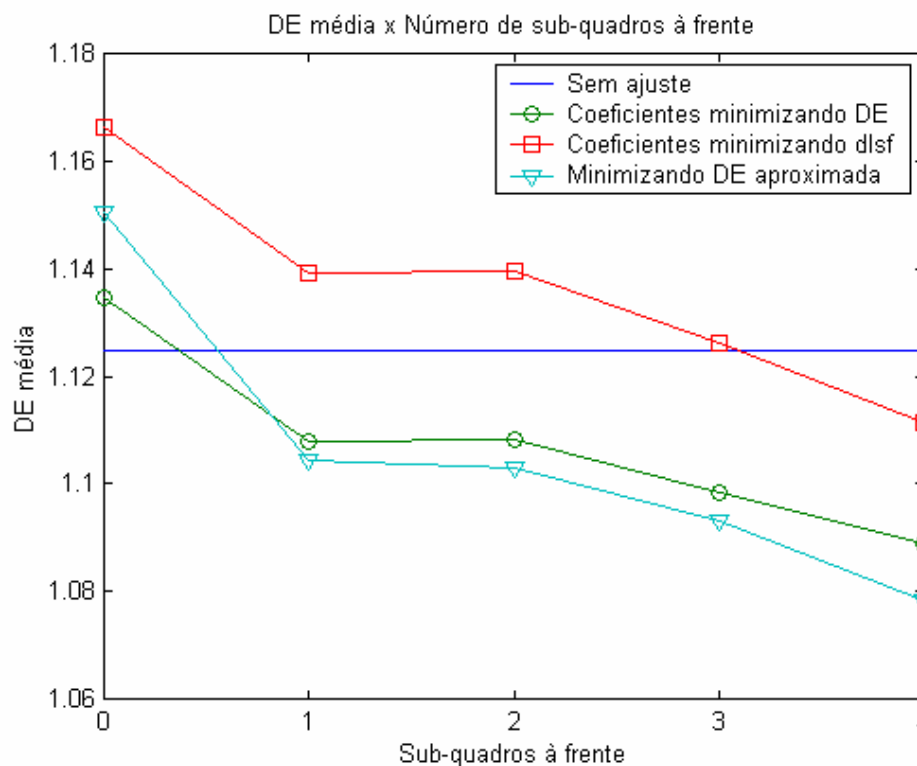


Figura 4.2 – DE média x número de sub-quadros.

Outliers

Em se tratando de outliers (Figuras 4.3 e 4.4), os resultados obtidos não são tão bons quanto os da DE média, principalmente para os maiores que 4%. Entretanto, mesmo nesse caso, os valores registrados sempre se situam abaixo dos referenciais.

Para os outliers entre 2 e 4%, a nova proposta de ajuste de LSF's, com até 3 sub-quadros, chega a ser melhor que aquela onde se minimiza a DE. Porém, o melhor resultado de todos é obtido quando se minimiza a d_{LSF} .

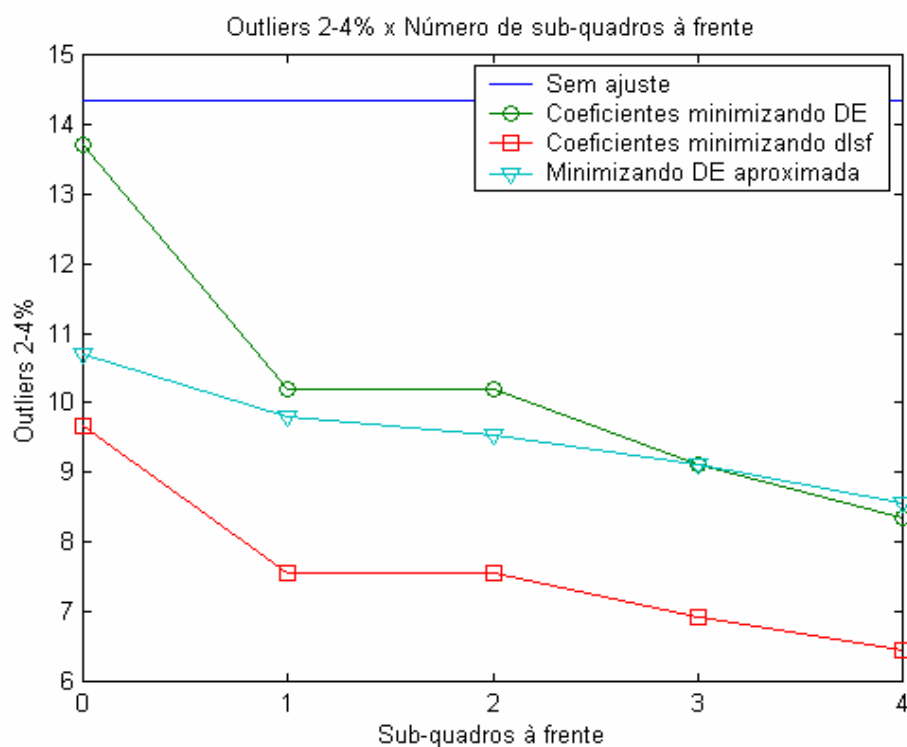


Figura 4.3 – Outliers de 2-4% x número de sub-quadros.

No caso dos outliers maiores que 4%, apenas no modo “no lookahead” a nova proposta consegue apresentar alguma vantagem, em relação apenas à minimização da DE.

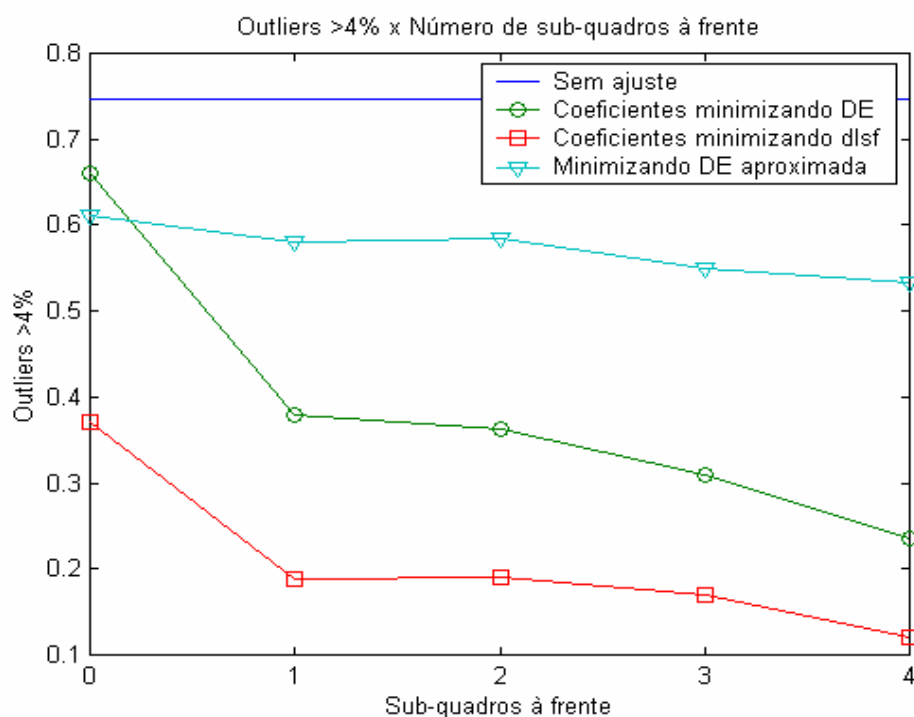


Figura 4.4 – Outliers >4% x número de sub-quadros.

Distância euclidiana ponderada - d_{LSF}

A d_{LSF} apresenta um perfil decrescente com valores, no modo “lookahead” que se mantêm próximos dos obtidos com a minimização da DE. No modo “no lookahead” a medida atinge um valor bem próximo ao da minimização da mesma.

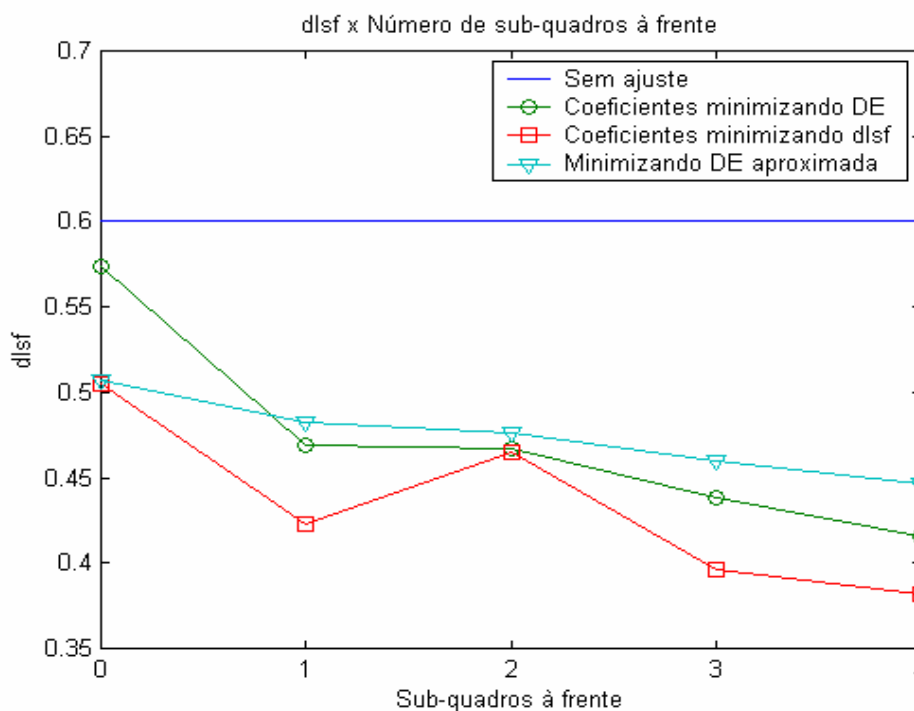


Figura 4.5 – d_{LSF} x número de sub-quadros.

4.4.2

Análise dos resultados obtidos após a quantização

Para as simulações após a quantização, tem-se os valores apresentados na tabela 4.3.

Tabela 4.3 – Resultados obtidos após a quantização.

Modo	Sub-quadros	DE média	%2-4	%>4	d_{LSF}
Sem ajuste		1,58916	23,13012%	1,25266%	0,96820
No lookahead		1,55695	20,33445%	1,10890%	0,90079
Lookahead	1	1,50331	18,24693%	1,07711%	0,85035
	2	1,49090	17,75435%	1,01067%	0,83329
	3	1,48916	17,36423%	1,02854%	0,82258
	4	1,49412	17,32577%	1,06150%	0,82490

Agora todas as medidas estão abaixo dos referenciais, sem exceção, ao contrário do que ocorreu antes da quantização. Isso é um ponto positivo, pois, como já foi dito, as LSF's quantizadas são as que realmente vão compor o sinal sintetizado na saída do decodificador.

Distorção espectral – DE média

Após a quantização, a DE média (Figura 4.6) se mantém abaixo do que em todas as outras situações. A vantagem da nova proposta é mais clara no modo “lookahead”, principalmente a partir da utilização de 2 sub-quadros à frente. Isso apenas reforça a idéia de que ocorre efetivamente uma melhoria com o emprego da nova proposta de ajuste de LSF's, além, é claro, do fato de não ser necessário o processo de treinamento.

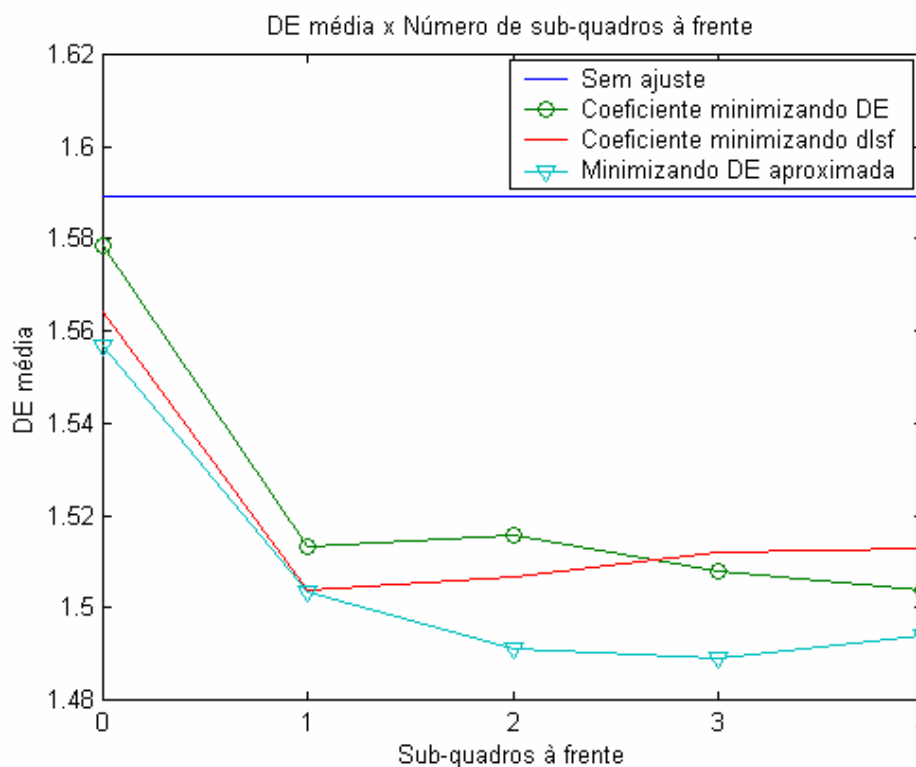


Figura 4.6 – DE média x número de sub-quadros.

Outliers

Os outliers de 2 a 4% (Figura 4.7) apresentam um comportamento até melhor do que antes da quantização. Além de apresentarem uma redução contínua, detêm também resultados melhores que os obtidos com a minimização da DE, tanto no modo “no lookahead” quanto no “lookahead” a partir de 2 sub-quadros.

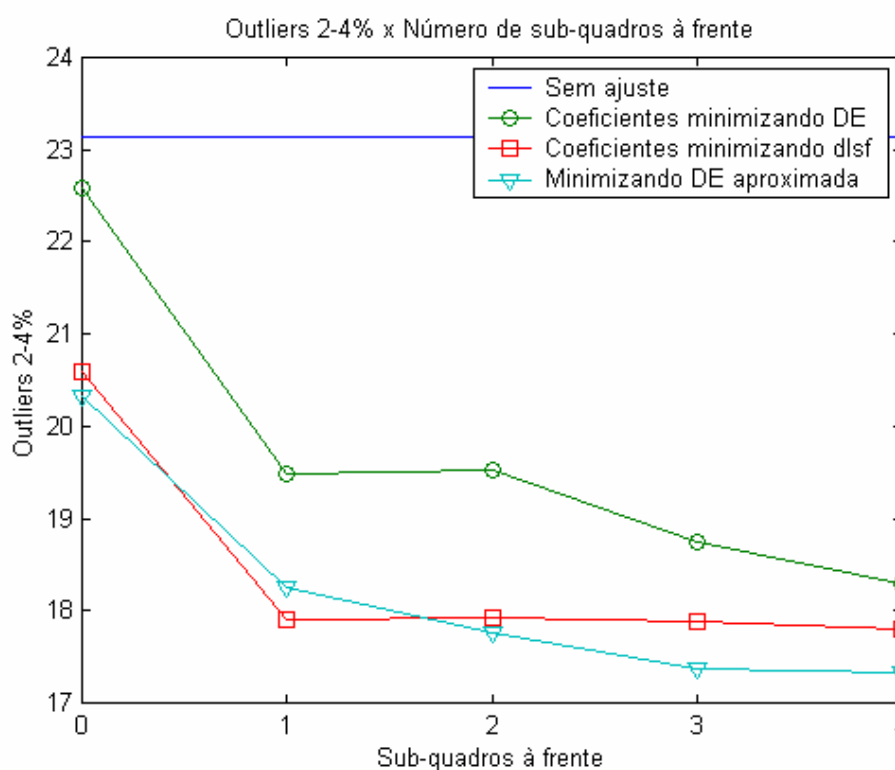


Figura 4.7 – Outliers 2-4% x número de sub-quadros.

Já os outliers maiores que 4% (Figura 4.8) tem um comportamento semelhante ao obtido antes da quantização, apresentando vantagem apenas no modo “no lookahead” em relação à minimização da DE.

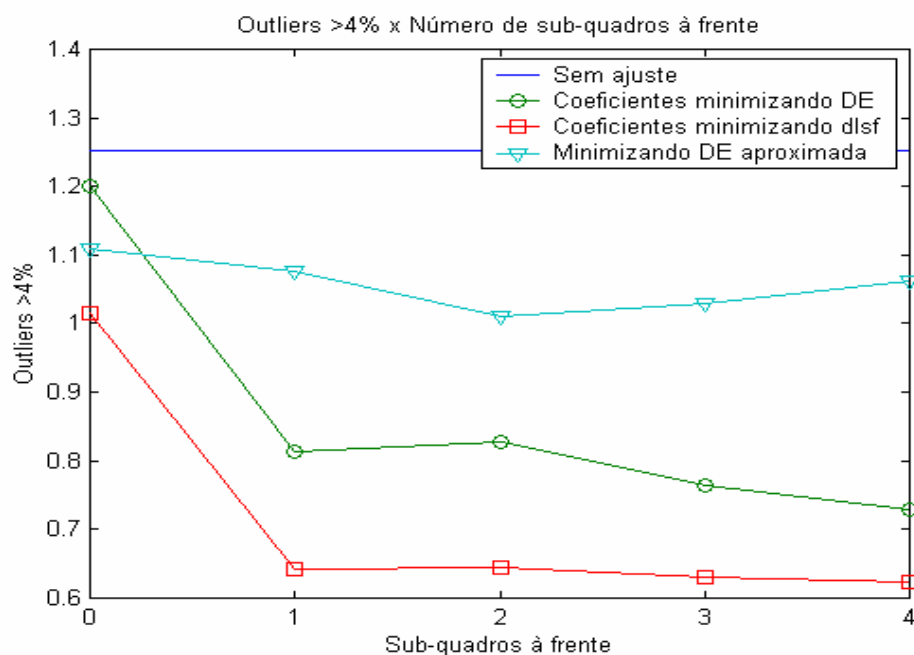


Figura 4.8 – Outliers >4% x número de sub-quadros.

Distância euclidiana ponderada - d_{LSF}

A d_{LSF} (Figura 4.9) apresenta no modo “no lookahead” um valor menor que na minimização da DE. No modo “lookahead” ela se mantém próxima, porém acima.

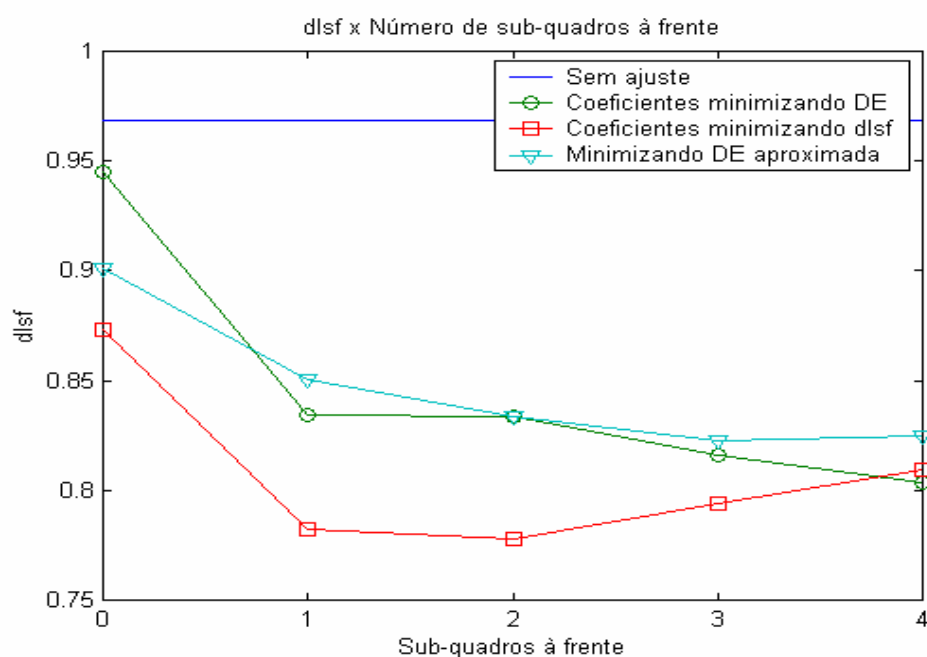


Figura 4.9 – d_{LSF} x número de sub-quadros.

4.4.3

Resultados da medida PESQ

Como mostrado na tabela 4.4, o teste PESQ apresenta resultados melhores que o referencial em todas as situações. Entretanto, como nas medições anteriores, não é possível estabelecer uma relação entre a medida e o número de sub-quadros à frente utilizados.

Tabela 4.4 – Resultados da medida PESQ.

Modo	Sub-quadros	PESQ
Sem ajuste		2,3342
No lookahead		2,3436
Lookahead	1	2,3459
	2	2,3393
	3	2,3628
	4	2,3543