unesp

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

1210001181

Nº 52

COMPACTAÇÃO DE DADOS EM SISTEMAS DE MEDIÇÃO DE QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO-SE A TRANSFORMADA WAVELET

ALUNO: MARCO LÍVIO TRAJANO DOS SANTOS
ORIENTADOR: LUÍS CARLOS ORIGA DE OLVIERA

Te.1181

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA-UNESP

FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA-FEIS

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA-DEE

COMPACTAÇÃO DE DADOS EM SISTEMAS DE MEDIÇÃO DE QUALIDADE DE ENERGIA ELÉTRICA UTILIZANDO-SE A TRANSFORMADA WAVELET.

MARCO LIVIO TRAJANO DOS SANTOS

ORIENTADOR:

LUIS CARLOS ORIGA DE OLIVEIRA

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira / FEIS / UNESP / como parte dos requisitos exigidos para a obtenção do título de **MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA**.

Ilha Solteira, Abril 2000

BCpIS - FEIS - UNESP

Compactação de Dados em Sistemas de Medição de Qualidade de Energia Elétrica Utilizando-se a Transformada Wavelet

Marco Lívio Trajano dos Santos

DISSERTAÇÃO SUBMETIDA À FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA – UNESP – COMO PARTE DOS REQUISITOS NECESSÁRIOS PARA A OBTENÇÃO DO TÍTULO DE MESTRE EM ENGENHARIA ELÉTRICA (ME).

1210001181

Prof. Dr. Carlos Roberto Minussi – Coordenador

COMISSÃO EXAMINADORA:

Proc. 040/01 - NBS 14/2001
UNESP - "CAMPUS D... SOLTEIRA"
SERVIÇO TÉC. D... DOCUMENTAÇÃO
DATA DE CHE... DATA DE TOMBO
13/9/2000 31/3/2001
REC... TOMBO
Lalia 1181
AQUISIÇ... CLASSIFICAÇÃO
Doação
R$ 10,00
Autor 5237c
30/10/201 - Medidas elétricos

Prof. Dr. Luís Carlos Origa de Oliveira - orientador

Prof. Dr. José Francisco Rodrigues

Prof. Dr. Francisco Villarreal Alvarado

Ilha Solteira – SP, abril de 2000

BCpIS - FEIS - UNESP

AGRADECIMENTOS

À Deus por sua proteção todos os dias.

À minha esposa Valdaisy pelo companheirismo e grande ajuda na elaboração desta pesquisa.

Ao prof. Dr. Luis Carlos Origa de Oliveira por ter aceitado orientar esta pesquisa e pela sua assistência.

Ao prof. MSc Robim Pereira Kosloski, pelo auxilio durante a execução desta pesquisa.

Ao prof. Dr. Francisco Villarreal Alvarado pelo esclarecimento de dúvidas, pelas sugestões e pela participação na banca examinadora.

Ao prof. Dr. José Carlos Rossi pelas sugestões nesta pesquisa.

Ao prof. Dr. José Francisco Rodrigues pela participação na banca examinadora.

Aos secretários Arlindo Avanso Urzulim e Maria Fátima Sabino pela simpatia e eficiência na prestação de seus serviços.

Aos professores e alunos do Departamento de Engenharia Elétrica pela constante troca de informações no decorrer do curso.

BCpIS - FEIS - UNESP

Índice

Simbologia.....viii
Resumo..... x
Abstract..... xi
Capítulo 1 – Introdução.....01
Capítulo 2 – Análise Wavelet 03
1. Wavelets: uma nova ferramenta para a Análise de Sinais.....03
2. Análise de Fourier.....03
2.1. Análise de Fourier de Tempo Limitado.....04
3. Análise Wavelet.....04
3.1. O que pode fazer uma Análise Wavelet.....05
3.2. O que é Análise Wavelet ?.....06
4. A Transformada Wavelet Contínua.....07
5. Escala.....08
6. Substituição.....09
7. Cinco passos para uma Transformada Wavelet Contínua.....09
8. Escala e Freqüência.....11
8.1. A Natureza da Escala.....12
9. O que é Transformada Wavelet Contínua sobre o contínuo ?.....13
10. A Transformada Wavelet Discreta.....14
10.1 Filtros de uma fase: Aproximação e Detalhes.....14
10.2 Decomposição de Múltiplos Níveis.....16
10.3 Número de níveis.....17
10.4. Reconstrução da Wavelet.....17
10.5. Filtros de reconstrução.....19
10.6. Reconstruções de Aproximações e Detalhes.....19
10.7. Relação de filtros para formas de wavelet.....21
11. A Função Escala.....23
12. Decomposição de Multi-passo e Reconstrução.....23
13. Pacote de Análise Wavelet.....24
14. História das Wavelets.....25
15. Uma introdução para as Famílias de Wavelet.....26

BCpIS - FEIS - UNESP

15.1 Daubechies....27
Capítulo 3 – Formalização Matemática....28
1. Wavelet – Formalização Matemática....28
2. Definição da Transformada Wavelet Contínua – CWT....28
3. Transformada Wavelet Contínua Inversa....29
4. Transformada Wavelet Discreta – DWT....30
5. Transformada Wavelet Discreta Inversa....31
6. Série Wavelet Discreta no Tempo – DTWS....32
7. As funções Escalamento e Wavelet....32
Capítulo 4 – Compactação de Dados....34
1. Compactação de dados na qualidade de energia elétrica uma aproximação da Transformada Wavelet....34
2. Paradigmas de Wavelet....34
3. A Aproximação Proposta....36
3.1. Decomposição....37
3.2. Limite....37
Capítulo 5 - Simulação....38
1. Resultados Simulados....38
2. Simulação 1....38
2.1. Sinal 1....42
2.2. Tabela 1 – Resultados da compactação do 1° sinal amostrado....46
3. Simulação 2....46
3.1 Sinal 2....51
3.2. Tabela 2 – Resultados da compactação do 2° sinal amostrado....55
4. Simulação 3....55
4.1. Sinal 3....60
4.2 Tabela 3 – Resultados da compactação do 3° sinal amostrado....64
Capítulo 6 - Conclusão....65
Bibliografia....66
Apêndice – a....68
1. Usando Wavelets....68
2. Análise Wavelet Contínua (uni-dimensional)....69
2.1. Análise Contínua usando comando de linha....69

2.1.1. Carregando um sinal....70
2.1.2. Realizando uma Transformada Contínua Wavelet....70
2.1.3. Plotando os Coeficientes....71
2.1.4. Escolhendo as escalas para a análise....71
2.2. Análise Contínua usando a interface gráfica....72
2.2.1. Começando a ferramenta da Wavelet Contínua 1-D....72
2.2.2. Carregando um sinal....74
2.2.3. Realizando uma Transformada Contínua Wavelet....74
2.2.4. Ampliando em um Detalhe....75
2.2.5. Vista Normal ou Absoluta dos Coeficientes....75
2.3. Importando e exportando informação da interface gráfica....76
2.3.1 Carregando sinais na ferramenta Continuous Wavelet 1-D....77
2.3.2. Salvando os Coeficientes da Wavelet....77
3. Análise Wavelet Discreta uni-dimensional....78
3.1. Análise da decomposição de funções....78
3.2. Sínteses das funções de reconstrução....78
3.3. Utilidades da estrutura da decomposição....79
3.4. Compressão e eliminação de ruídos....79
3.5. Análise uni-dimensional utilizando o comando de linha....80
3.5.1. Carregando o sinal....81
3.5.2. Realizando um-passo na Decomposição Wavelet de um sinal....81
3.5.3. Construindo as Aproximações e Detalhes dos coeficientes....82
3.5.4. Exibindo a Aproximação e Detalhe....82
3.5.5. Reconstruindo um sinal pela Transformada Wavelet Inversa....82
3.5.6. Realizando uma Decomposição Wavelet em multi-níveis de um sinal....82
3.5.7. Extração dos coeficientes de Aproximação e Detalhe....83
3.5.8. Reconstruindo a Aproximação no nível 3....83
3.5.9. Reconstruindo os Detalhes nos níveis 1,2 e 3....84
3.5.10. Exibindo os resultados de uma Decomposição de multi-níveis....84
3.5.11. Reconstruindo o Sinal Original da Decomposição de nível 3....85
3.6. Eliminação de ruído de um sinal bruto....85
3.6.1. Removendo ruído por Thresholding....86
4. Análise uni-dimensional que utiliza a interface gráfica....88

4.1. Começando com a análise da ferramenta Wavelet 1-D....88
4.2. Carregando um sinal....89
4.3. Realizando a Decomposição Wavelet de um sinal a um-passo....89
4.4. Ampliando um detalhe relevante....90
4.5. Realizando uma Decomposição de um sinal de multi-níveis....91
4.6. Selecionando diferentes perspectivas da Decomposição....92
4.7. Removendo ruído de um sinal....95
4.8. Uma análise refinada....96
4.9. Comprimindo um sinal....97
4.10. Mostrando as Estatísticas....98
5. Importando e exportando informação da interface gráfica....100
5.1. Salvando informação no disco....101
5.2. Salvando sinais sintetizados....101
5.3. Salvando os coeficientes da Transformada Wavelet Discreta....101
5.4. Salvando a Decomposição....102
5.5. Carregando informação na ferramenta Wavelet 1-D....103
5.6. Carregando sinais....103
5.7. Carregando os coeficientes da Transformada Wavelet Discreta....104
5.8. Carregando a Decomposição....104

Simbologia

STFT -	Transformada de Fourier de Tempo Curto
CWT -	Transformada Wavelet Contínua
DWT -	Transformada Wavelet Discreta
IDWT -	Inversa da Transformada Wavelet Discreta
L	Filtro de decomposição passa-baixa
L'	Filtro de reconstrução de passa-baixa
H	Filtro de decomposição passa-alta
H'	Filtro de reconstrução de passa-alta
dbN	Wavelet da família Daubechies de ordem N
dwt	Decomposição de um-passo
wavedecN	Decomposição de N-passos
idwtN	Reconstrução de N-passos
waverec N	Reconstrução cheia de N-passos
wrcoef	Reconstrução seletiva
upcoef	Reconstrução única
detcoef	Extrações dos coeficientes dos detalhes
appcoef	Extrações dos coeficientes das aproximações
upwlev	Estrutura da decomposição e reconstrução
ddencmp	Eliminação de valores para compressão ou eliminação de ruídos
wdencmp	Wavelet de compressão ou eliminação de ruídos
wden	Wavelet automático para eliminação de ruídos
coefs	Vetor dos coeficientes relacionados a DWT
data-name	Linha que especifica o nome da decomposição
longs	Vetor que especifica o comprimento das componentes dos coeficientes e do sinal original
wave-name	Linha que especifica o nome da wavelet usada para a decomposição
wrev	Inverter a ordem do vetor
$\psi(t)$	Wavelet mãe
$L^2(\Re)$	Espaço das funções quadrado integrável

unesp

$\Re$	Números reais
$c_0[n]$	Sinal original
$cA_1[n]$	Coeficientes da aproximação de nível 1
$cD_1[n]$	Coeficientes dos detalhes de nível 1
$g[n]$	Filtro de passa-baixa
$h[n]$	Filtro de passa-alta
$A_1[n]$	Reconstrução dos coeficientes da aproximação de nível 1
$D_1[n]$	Reconstrução coeficientes dos detalhes de nível 1
$\widetilde{c}_0[n]$	Reconstrução sinal original

RESUMO

Este trabalho consiste no estudo da Teoria Wavelet e da viabilidade de sua aplicação como ferramenta de apoio à análise de sinais em Sistemas de Energia Elétrica na área de Qualidade da Energia.

A motivação para este trabalho surge da crescente demanda mundial da energia elétrica e a necessidade de encontrar meios para garantir sua qualidade. A análise de sinais presentes nestes sistemas, com vistas à sua qualidade, tem sido feita através da Teoria de Fourier. Por outro lado a necessidade de longos períodos de amostragem leva a um volume de dados elevados e, consequentemente, muitos mecanismos são criados para otimizar seu armazenamento. Neste trabalho, apresenta-se uma metodologia para compactação de dados baseados na Teoria Wavelet.

Palavras-chave: Wavelet, Compactação de Dados.

unesp

ABSTRACT

This work consists on the Wavelet's Theory study and of the viability of its application as support tool to the analysis of signs in electric power Systems in the area of Power Quality.

The motivation for this work arises on the crescent it disputes world of the electric power and the need to find means to guarantee your quality. The analysis of present signs in these systems, with views to your quality, it has been done using the Fourier Theory. On the other hand the need of long sampling periods takes to a volume of high data and, consequently, many mechanisms are created to optimize its storage. In this work, it's presented a methodology for data compression based on the Wavelet Theory.

Key Words: Wavelet, Data Compression

unesp

Capítulo – 1

Introdução

O desenvolvimento da indústria mundial e a interligação dos mercados consumidores tem provocado uma incessante busca por padrões de qualidade em produtos e serviços que objetivam atender a todos os tipos de consumidores. Todas as indústrias são levadas a investir na melhoria do produto oferecido, caso estejam interessadas em atingir novos mercados, cada vez mais exigentes, ou então, preparando-se para sobreviver a uma nova ordem econômica imposta pela competição por mercados (Vieira, et al., 1999).

Do ponto de vista do mercado, as indústrias de energia elétrica optaram pela excelência na qualidade do seu produto, não só pela posição estratégica como indústria de base vital para o desenvolvimento de qualquer país, mas também para manter-se competitiva. Diversos aspectos são enfocados para aferir a qualidade dos serviços prestados, avaliando-se os distúrbios manifestados durante a utilização pelos consumidores da rede elétrica de distribuição. As alterações nos valores nominais da tensão, o desvio na freqüência de trabalho, o número de interrupções no fornecimento de energia elétrica e a duração destas, a existência de conteúdos harmônicos indesejáveis poluindo a rede, são alguns parâmetros que atingem o consumidor (Vieira, et al., 1999).

O primeiro passo para se atingir um nível mais alto na qualidade da energia elétrica suprida é, evidentemente, conhecer-se o estágio atual. Para isto, é indispensável a monitoração contínua da rede elétrica para determinar parâmetros que possam dar uma indicação do estado atual da qualidade da energia (Vieira, et al., 1999).

Em um sistema de energia elétrica moderno, o assunto da qualidade da energia elétrica tornou-se uma preocupação crescente às concessionárias e consumidores. Para monitorar com sucesso a qualidade do sistema e diagnóstico do evento, são requeridas grandes quantidades de dados para análises. O alto custo para armazenar tal importância de dados influencia negativamente no desempenho global. Para reduzir grandes volumes de dados sem sacrificar características importantes, as técnicas de compressão de dados tornaram-se uma alternativa viável. Este conceito foi extensamente aplicado em processamento digital de imagem e código de sistemas de linguagem, os resultados demonstrados em aplicações foram satisfatórios.

O advento da teoria de wavelet, serviu como uma útil aproximação para compressão de dados, em que técnicas convencionais não alcançaram a velocidade desejada, precisão ou eficiência. O princípio da transformada de wavelet em hierarquia, decompõe um sinal e introduz uma série de sucessíveis sinais de resoluções mais baixas, e em cada nível, o sinal decomposto conterá a informação necessária para reconstruir o sinal situado no nível anterior. Para a aplicação da transformada wavelet, os coeficientes correspondentes de uma oscilação de energia elétrica, podem ser melhor obtidos do que outros, então, é possível armazenar apenas os dados relacionados com o evento. Por este método, podem ser comprimidos os dados da oscilação de energia, e mesmo assim o sinal original poderá ser reconstruído com pequena perda de informações.

Foi proposta uma estrutura baseada na wavelet de compressão de dados, em um sinal com componentes harmônicos, gerados em laboratório. O método da transformada de wavelet é aplicado no trabalho de compressão de dados, eliminando-se valores próximos de zero, sem importância significativa, no contexto do sinal, para sua posterior reconstrução aproximada. Para validar o desempenho de compressão, serão comparados os sinais reconstruídos com o sinal original para quantificar a diferença entre eles. Serão simulados três sinais com diferentes componentes harmônicos. Algumas características do método proposto podem ser encontradas a seguir: (a) ele é eficaz na compressão de sinais, pois uma subtração acrescida no esquema poderá mais adiante reduzir a quantidade de dados; (b) o método é uma ferramenta universal por comprimir dados de tipos diferentes de oscilação de energia ; (c) quando o acesso para a medida de energia elétrica for requerido, os dados poderão ser comprimidos para facilitar a transferência de arquivos.

unesp

Capítulo - 2

1. Wavelets: Uma nova ferramenta para Análise de Sinais

Em tudo ao nosso redor existem sinais que precisam ser analisados: tremores sísmicos, fala humana, vibrações de máquina, imagens médicas, dados financeiros, música, e muitos outros tipos de sinais têm que ser codificados, comprimidos, reconstruídos, descritos, simplificados, modelados, diferenciados, localizados, otimizados.

A análise Wavelet é um novo e promissor conjunto de ferramentas e técnicas para que isto seja realizado.

2. Análise de Fourier

Analistas de sinais já têm à sua disposição um arsenal impressionante de ferramentas. Talvez o mais conhecido destes é a *análise de Fourier* que estuda um sinal constituído em senoidais de várias freqüências. Outra maneira de pensar em análise de Fourier é como uma técnica matemática para transformar nossa visão do sinal de um tempo-base para uma freqüência-base.

Figura (2.1)

A análise de Fourier tem uma desvantagem séria, pois quando transformada no domínio da freqüência, a informação de tempo está perdida. Quando examinada uma transformada de Fourier de um sinal, é impossível detectar quando um evento particular aconteceu.

Se um sinal não muda muito em função do tempo, este é chamado de sinal estacionário, esta desvantagem não é muito importante, porém, sinais mais complexos contêm numerosas características não-estacionárias ou transitórias, como: direção, tendências, mudanças abruptas, começos e fins de eventos. Estas características são

freqüentemente, as partes mais importantes do sinal e a análise de Fourier não é muito apropriada para detecta-los.

2.1. Análise de Fourier de Tempo Limitado

Em um esforço para corrigir esta deficiência, Dennis Gabor (1946) adaptou a transformada de Fourier para analisar só uma pequena seção do sinal num tempo, uma técnica chamada de sinal janelado. A adaptação de Gabor, chamada de Transformada de Fourier de Tempo Limitado (STFT), que é um mapeamento de um sinal dentro de uma função bi-dimensional de tempo e freqüência.

Figura (2.2)

A STFT representa uma seleção do compromisso entre o tempo e freqüência-base de um sinal visto, para fornecer informação sobre quando ambos e a que freqüências ocorre um evento no sinal. Porém, esta informação é obtida com uma precisão limitada, e esta precisão é determinada pelo tamanho da janela.

Embora a STFT tenha compromisso entre tempo e freqüência, a mesma possui informações que podem ser úteis, a desvantagem é que, uma vez escolhido um tamanho particular para a janela de tempo, esta será a mesma para todas as freqüências. Muitos sinais requerem uma aproximação mais flexível, onde pode-se variar o tamanho da janela para determinar qualquer tempo ou freqüência com mais precisão.

3. Análise Wavelet

A análise wavelet representa o próximo passo lógico: uma técnica de janelamento com regiões de tamanhos variáveis. A análise wavelet permite o uso de intervalos de tempo longos onde necessita-se de informações de baixa freqüência mais precisas, e regiões menores onde se quer informações de alta freqüência.

unesp

Tem-se aqui, como examinar o contraste do tempo-base, freqüência-base, e STFT visto de um sinal:

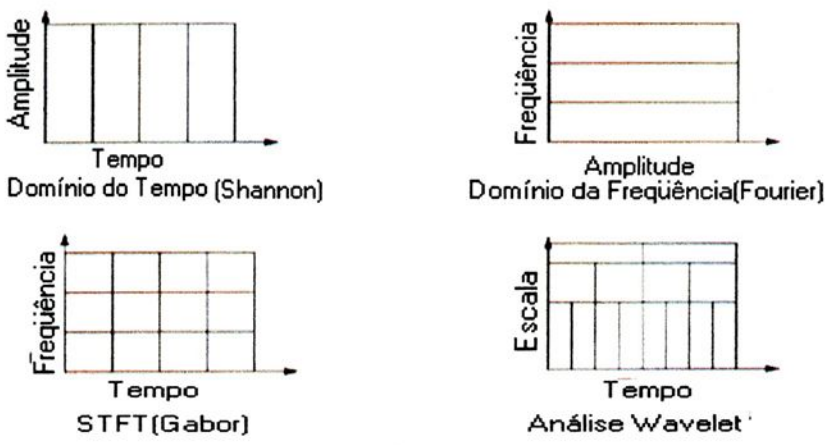


Figura (2.3)

Pode-se notar que a análise wavelet não usa uma região de tempo-freqüência, mas uma região melhor de tempo-escala.

3.1. O que pode fazer uma Análise Wavelet?

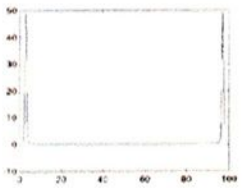
A principal vantagem oferecida por wavelet é a habilidade para realizar uma análise local, isto é, analisar uma área localizada de um sinal maior .

Considere um sinal senoidal com uma pequena descontinuidade, tão minúsculo que seja pouco visível (figura 2.4). Tal sinal poderia ser gerado facilmente no mundo real, talvez por uma flutuação de energia ou um interruptor ruidoso.

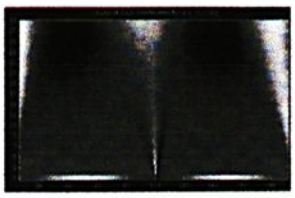
Figura (2.4)

Um gráfico dos coeficientes de Fourier (como encontrado pelo comando fft) deste sinal, não mostra nada particularmente interessante: um espectro plano com dois picos que

representam uma única freqüência. Porém, um gráfico dos coeficientes de wavelet mostra claramente a localização exata do tempo da descontinuidade.



Coeficientes de Fourier



Coeficientes Wavelet

Figura (2.5)

A análise wavelet é capaz de revelar aspectos esclarecedores de dados que outras técnicas de análises de sinais perdem, aspectos como tendências, pontos de decomposição, descontinuidade em derivadas mais altas e a própria semelhança . Além disso, porque dispõe de uma visão diferente dos dados que esses apresentaram através de técnicas tradicionais, a análise wavelet pode freqüentemente, comprimir ou eliminar ruídos de um sinal sem degradação apreciável.

Realmente, já foi provado que, para os analistas de sinais esta função é uma adição indispensável no campo de processamento de sinais. A ferramenta wavelet desfruta de popularidade na história dos analistas de sistemas .

3.2. O que é Análise Wavelet?

Sabe-se de algumas situações em que a análise wavelet é útil, e pergunta-se sobre a importância das questões " o que é análise wavelet"? e mais fundamentalmente, "o que é uma wavelet "?

Uma wavelet é uma forma de onda de duração efetivamente limitada que tem em média o valor zero.

Comparando wavelets com ondas senoidais que são a base da análise de Fourier, senóides não têm duração limitada, elas se estendem do menos para o mais infinito, e onde as senóides são suaves e previsíveis, wavelets tendem a ser irregulares e assimétricas.

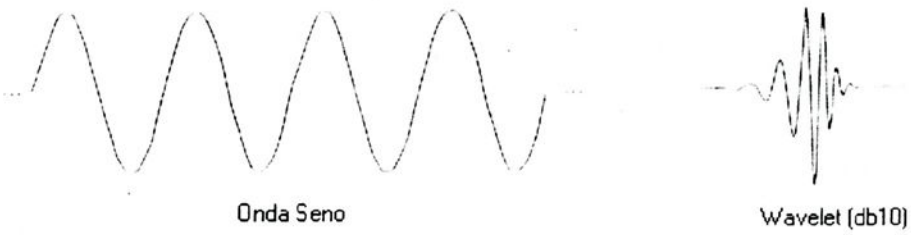


Figura (2.6)

A análise de Fourier consiste em quebrar completamente um sinal de onda seno de várias freqüências. Semelhantemente, a análise de wavelet é a quebra completa dentro de um sinal, deslocando-se e escalando-se versões do sinal original (ou *mãe)* wavelet.

Em certos aspectos sobre os quadros de wavelets e ondas seno, pode-se ver intuitivamente que sinais com alterações agudas poderiam ser melhor analisados com uma wavelet irregular do que com uma senóide suave.

4. A Transformada Wavelet Contínua

Matematicamente, o processo de análise de Fourier é representado pela *transformada de Fourier:*

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j\omega t} dt$$

que é a soma durante todo o tempo do sinal f(t) multiplicado por uma exponencial complexa. (Recorda-se que uma exponencial complexa pode ser decomposta em componentes de senóides reais e imaginários).

Os resultados da transformada são os *coeficientes de Fourier* $F(\omega)$, o qual quando multiplicado por uma senóide de freqüência apropriada ω, produz as componentes da senoidal constituintes do sinal original . Graficamente se processa assim:

Figura (2.7)

Semelhante à transformada de Fourier, *a transformada wavelet contínua* (CWT) é definida como a soma durante todo o tempo do sinal multiplicado pela escala, mudando a versão da função wavelet ψ (conforme veremos no capítulo 3):

$$C(escala, posição) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t)\, \psi\, (escala, posição, t)dt$$

O resultado da CWT são os *coeficientes de wavelet* C que é uma função de escala e posição. Multiplicando-se cada coeficiente pela escala apropriada e mudando a wavelet adequadamente, produz-se uma wavelet que constitui o sinal original:

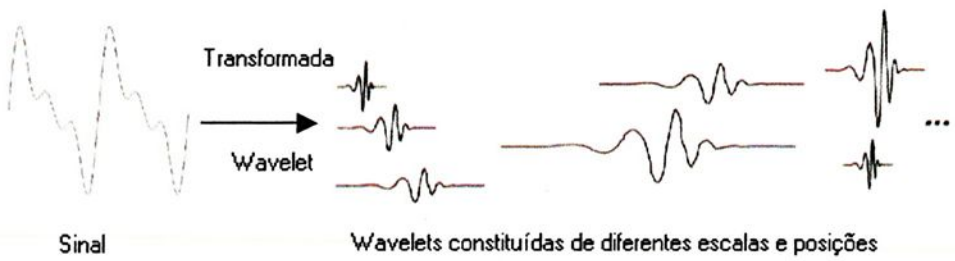


Figura (2.8)

5. Escala

Já foi mencionado o fato de que, a análise wavelet produz em tempo-escala vista de um sinal, e agora fala-se sobre escala e wavelet deslocada. O que exatamente se quer dizer através de escala neste contexto?

Escalar uma wavelet é simplesmente um meio de estender ou comprimir o sinal.

Para ir além de descrições coloquiais como "estender", introduz-se o *fator de escala,* freqüentemente denotado pela letra *a.* Falando-se sobre senóides, por exemplo, é muito fácil ver qual o efeito do fator de escala:

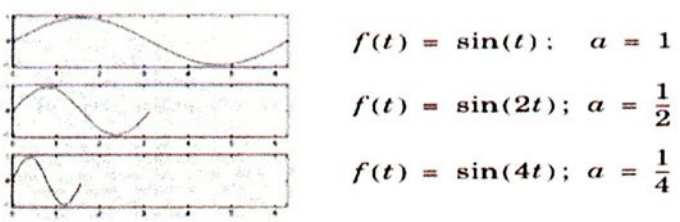
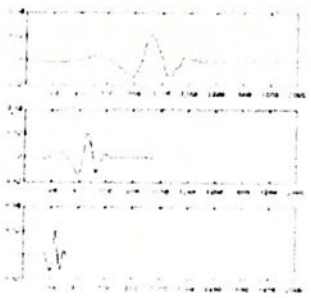


Figura (2.9)

O fator de escala trabalha exatamente como soma de wavelets. Para o fator de escala menor, usa-se uma wavelet mais " comprimida " .



$$f(t) = \psi(t) \quad ; \quad a = 1$$

$$f(t) = \psi(2t) \quad ; \quad a = \frac{1}{2}$$

$$f(t) = \psi(4t) \quad ; \quad a = \frac{1}{4}$$

Figura (2.10)

Está claro nos diagramas que, para uma senóide sen(ωt), o fator de escala é uma relação inversa da freqüência ω, em radianos. Semelhantemente, com a análise de wavelet, a escala é relacionada com a freqüência do sinal.

6. Substituição

Mudando simplesmente uma wavelet, tem-se meios que retardam (ou aceleram) seu começo. Matematicamente, retardando uma função f(t) em k representa-se através de *f(t-k)*:

Figura (2.11)

7. Cinco passos para uma Transformada Wavelet Contínua

A transformada wavelet contínua é a soma durante todo o tempo do sinal multiplicado por uma escala, que são versões mudadas de wavelet . Este processo produz coeficientes de wavelet que são funções de escala e posição.

Este processo é realmente muito simples, de fato, aqui estão os cinco passos para realizar uma CWT:

1. Compara-se uma wavelet com uma seção do começo do sinal original.

2. Calcula-se um número, C, que representa uma correlação aproximada da wavelet que está na mesma seção do sinal. O maior C é o mais semelhante, nota-se que os resultados dependerão da forma da wavelet escolhida.

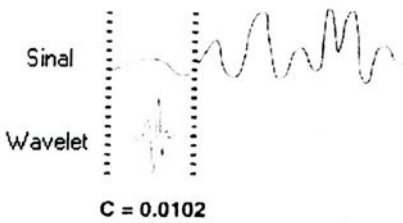


Figura (2.12)

3. Muda-se a wavelet à direita e repete-se os passos 1 e 2 até cobrir o sinal inteiro.

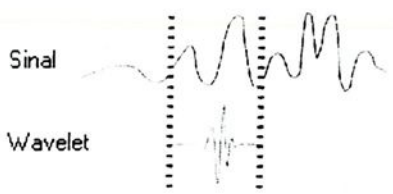


Figura (2.13)

4. Escala-se a wavelet e repete-se os passos de 1 a 3.

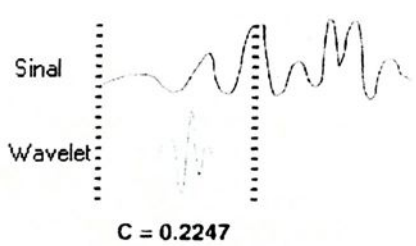


Figura (2.14)

5. Repete-se os passos de 1 a 4 para todas as escalas.

Quando acabar, serão produzidos os coeficientes das diferentes escalas pelas diferentes seções do sinal. Os coeficientes constituem os resultados de uma regressão do sinal original realizada pelas wavelets.

unesp

Como dar sentido para todos estes coeficientes? Pode-se plotar o eixo-x representando a posição ao longo do sinal (tempo), o eixo-y representando a escala, e a cada ponto de *(x,y)*, a cor representando a magnitude do coeficiente C da wavelet. Estes são os coeficientes plotados, gerados pela ferramenta gráfica.

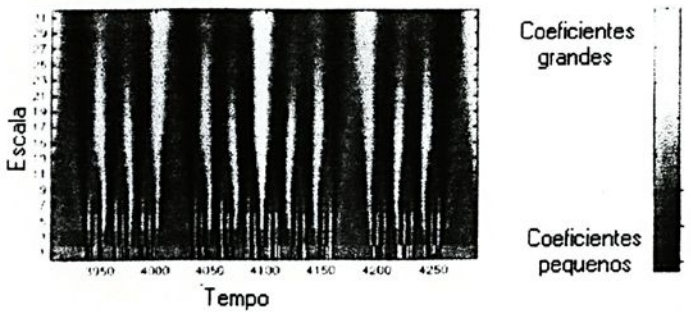


Figura (2.15)

Estes coeficientes plotados se assemelham a uma superfície acidentada vista de cima. Se fosse vista a mesma superfície tridimensionalmente, veria-se algo assim:

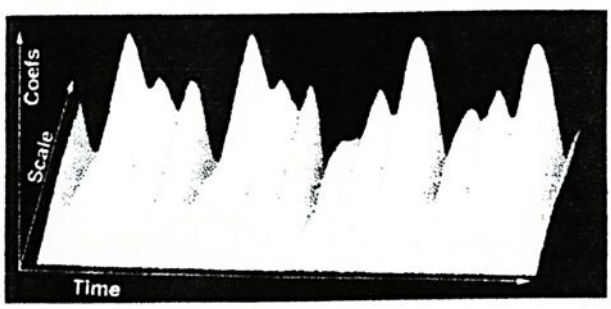


Figura (2.16)

A transformada wavelet contínua dos coeficientes plotados é justamente uma visão de tempo-escala do sinal a que se recorreu anteriormente. É uma visão diferente que a Fourier de tempo-freqüência vê dos dados dos sinais , mas não é sem relação.

8. Escala e Freqüência

Observa-se que as escalas dos coeficientes plotados (mostrado no título do eixo-y, figura (2.15) ocorre de 1 a 31. Recorda-se que para as escalas mais altas correspondem a maioria das wavelets "estendidas". A wavelet mais estendida, é a porção mais longa do

sinal a que está sendo comparado, e assim, tem-se as características grosseiras dos sinais que estão sendo medidos pelos coeficientes da wavelet.

Figura (2.17)

Assim, há uma correspondência entre wavelet, escala e freqüência como foi revelado através da análise wavelet:

• Escala baixa a - wavelet comprimida com detalhes rápidos da variável e de freqüência alta ω.

• Escala alta a - wavelet estendida com mudanças lentas, possuindo características grosseiras e de freqüência baixa ω.

8.1. A natureza da Escala

É importante entender que, o fato da análise wavelet não produz uma visão do tempo-freqüência de um sinal, não é uma fragilidade, mas uma potência da técnica.

O tempo-escala, não é só um modo diferente para ver dados, é um modo muito natural para ver dados que derivam de um grande número de fenômenos naturais.

Considera-se uma imagem lunar, cuja superfície é imperfeita (figura 2.18), devido ao resultado de séculos de bombardeio através de grandes meteoritos cujo impacto espalha pedregulhos gigantescos .

Figura (2.18)

unesp

Ao pensar nesta superfície como um corte transversal, tem-se um sinal de uma dimensão, então é razoável pensar no sinal como tendo componentes de diferentes escalas, grandes crateras foram esculpidas pelos impactos de grandes meteoritos, e outras menores foram provocadas por meteoritos pequenos.

Aqui é um caso em que, pensando em termos de escala, faz muito mais sentido do que pensar em termos de freqüência. Inspecionando os coeficientes da CWT plotados para este sinal, revelam-se padrões entre escalas e mostra-se o sinal possivelmente de natureza fractal (figura 2.19).

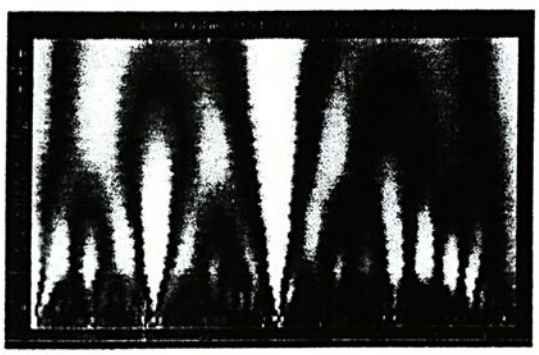


Figura (2.19)

Embora este sinal seja artificial; muitos fenômenos naturais, como os complicados ramos de árvore, para as superfícies irregulares das montanhas e os metais fraturados, encontramos para eles uma análise de escala .

9. O que é Transformada Wavelet Contínua sobre o contínuo?

Qualquer sinal processado realizado em um computador que usa dados do mundo real, deve ser transformado em um sinal discreto, isto é, em um sinal que foi medido em intervalos de tempo discretos. É importante lembrar que a transformada wavelet contínua também está operando em tempo discreto. Assim, o que é exatamente "contínuo " ?

O que CWT é sobre " contínuo " , e o que distingue isto da transformada wavelet discreta, e em quais escalas ela opera?

Ao contrário da transformada wavelet discreta, o CWT pode operar a toda escala, do sinal original, até alguma escala de máximo determinada, relacionando sua necessidade por uma análise detalhada com a capacidade computacional disponível.

unesp

A CWT também é contínua em termos de deslocamento: durante a computação, a wavelet analisada é deslocada suavemente em cima do domínio cheio da função analisada.

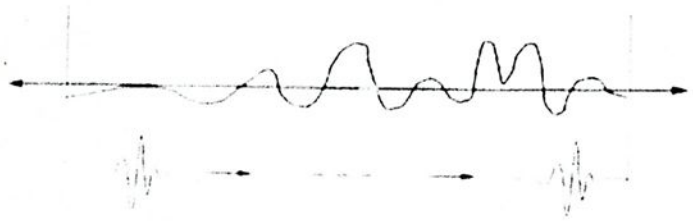


Figura (2.20)

10. A Transformada Wavelet Discreta

Calculando os coeficientes da wavelet a toda escala possível, tem-se uma quantidade grande de trabalho, gerando um lote ruim de dados. O que acontece ao escolher apenas um subconjunto de escala e posições para fazer os cálculos?

Isto mostra, notavelmente melhor, que ao escolher escalas e posições baseando-se em duas energias, assim chamado dyadic de escala e posição, então a análise será muito mais eficiente e precisa. Obtém-se tal análise justa da *transformada wavelet discreta* (DWT).

Um modo eficiente para implementar este esquema, que usa filtros, foi desenvolvido em 1988 por Mallat. O algoritmo de Mallat é de fato um esquema clássico conhecido na comunidade de processamento de sinais como um *código de subbandas de dois-canais* .

Este algoritmo de filtros é muito prático, produzido pela *transformada wavelet rápida,* uma caixa na qual ocorre uma passagem de sinais, e fora da qual os coeficientes de wavelet emergem mais depressa.

10.1. Filtros de uma fase: Aproximações e Detalhes

Para muitos sinais, o conteúdo de baixa-freqüência é a parte mais importante. É o que dá ao sinal sua identidade. Por outro lado, o conteúdo de alta-freqüência, dá a variação. Considerando-se a voz humana, e removendo-se os componentes de alta-freqüência, a voz soa diferente, mas ainda pode-se identificar o que está sendo dito. Porém, ao remover muitos componentes de baixa-freqüência, ouve-se linguagem confusa e ininteligível.

unesp

É por isto que, em análise de wavelet, fala-se freqüentemente *de aproximações* e *detalhes.* As aproximações são a escala-alta, componentes de baixa-freqüência do sinal. Os detalhes são a escala-baixa, componentes de alta-freqüência. O processo filtra, a seu nível mais básico, como vê-se a seguir:

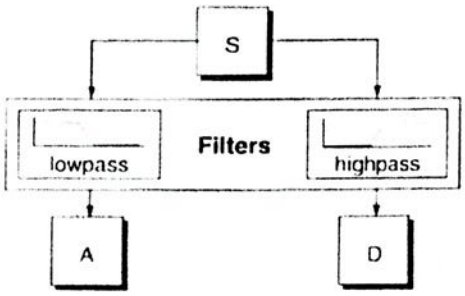


Figura (2.21)

O sinal original, S, atravessa dois filtros complementares e emerge como dois sinais.

Infelizmente, ao executar esta operação em um sinal digital real, volta-se duas vezes para cima, cada qual com tantos dados quanto no começo. Por exemplo, supõe-se que o sinal original S consiste em 1000 amostras de dados, então a aproximação e o detalhe vão ter cada um 1000 amostras, para um total de 2000, conforme figura (2.22).

Para corrigir este problema, usa-se a noção de *downsampling* (decimação), que são meios para eliminar todos os pontos de dados secundários. Enquanto faz-se isto, introduz-se *aliasing* nas componentes do sinal.

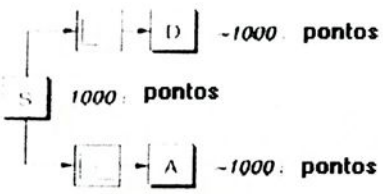


Figura (2.22)

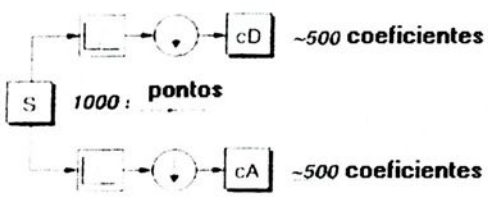


Figura (2.23)

À direita (figura 2.23) o processo que inclui downsampling produz coeficientes de DWT. Obtêm-se uma avaliação melhor deste processo, realizando uma transformada wavelet discreta de um sinal. O sinal será uma senoidal pura de alta-freqüência com um ruído adicionado.

A seguir na figura (2.24) tem-se o diagrama esquemático com sinais reais inseridos:

unesp

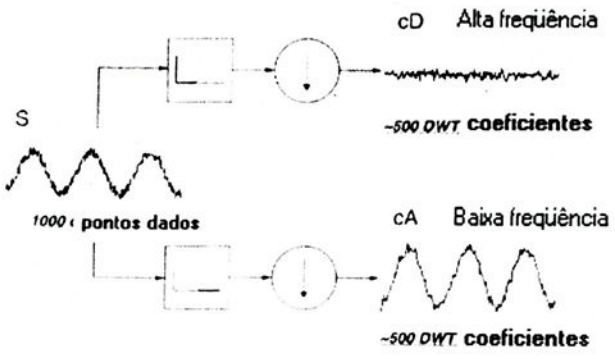


Figura (2.24)

Os códigos que o MATLAB precisou para gerar S, CD, e a CA são:

```
s = sin(20.*linspace(0,pi,1000)) + 0.5.*rand(1,1000);
[cA,cD] = dwt(s,'db2 ');
```

em que db2 é o nome da wavelet que se quer usar para a análise.

Nota-se que os coeficientes dos detalhes cD consistem, principalmente de ruídos de alta-freqüência, enquanto os coeficientes da aproximação cA contém muito menos ruído que o sinal original .

```
[length(cA) length(cD)]
ans =          501          501
```

Pode-se observar que as atuais durações dos detalhes e os vetores dos coeficientes de aproximação são ligeiramente *maiores* que a metade da duração do sinal original. Isto está relacionado com o processo de filtração, que é implementado através da convolução do sinal com um filtro. A convolução "cobre" o sinal, e apresenta várias amostras extras no resultado.

10.2. Decomposição de múltiplos níveis

O processo de decomposição pode ser iteragido, com aproximações sucessivas que são decompostas em turnos, de forma que um sinal é decomposto em muitos componentes de baixa-resolução. Isto é chamado de *árvore de decomposição de wavelet* (figura 25).

unesp

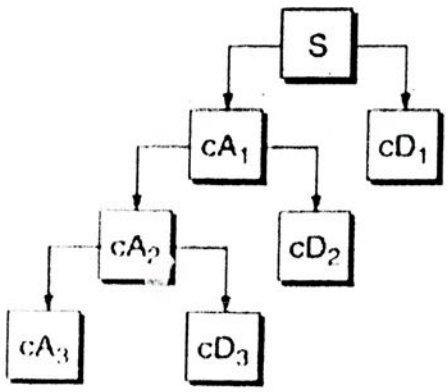


Figura (2.25)

Observando a árvore de decomposição de wavelet de um sinal (figura 2.26), esta poderá conter valiosas informações.

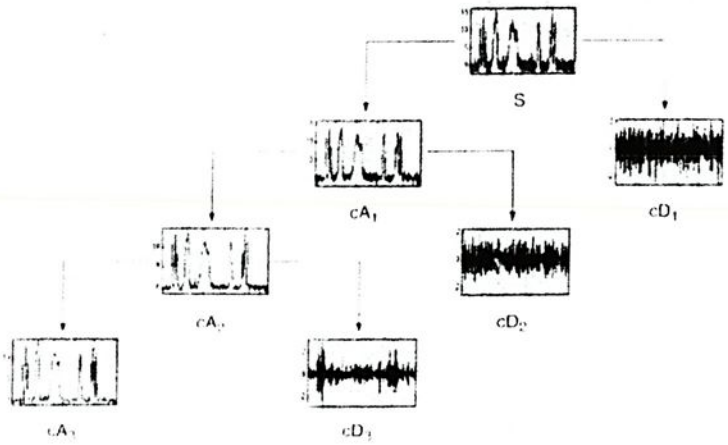


Figura (2.26)

10.3. Número de Níveis

Considerando que o processo de análise é iterativo, teoricamente pode ser continuado indefinidamente. Na realidade, só poderá proceder a decomposição até que os detalhes individuais consistam em uma única amostra ou pixel. Na prática, seleciona-se um número satisfatório de níveis, baseando-se na natureza do sinal, ou em um critério satisfatório como *entropia*.

10.4. Reconstrução da Wavelet

Como já foi citado anteriormente, a transformada wavelet discreta pode ser usada para analisar, ou decompor, sinais e imagens. A outra parte, refere-se ao modo como essas componentes poderão ser reunidas posteriormente no sinal original sem perda de informação. Este processo é chamado de *reconstrução,* ou *síntese,* a manipulação matemática que efetua essa síntese é chamada de *inversa da transformada wavelet discreta* (IDWT).

Sintetizando um sinal na caixa de ferramentas, reconstrói-se isto pelos coeficientes da wavelet (figura 2.27).

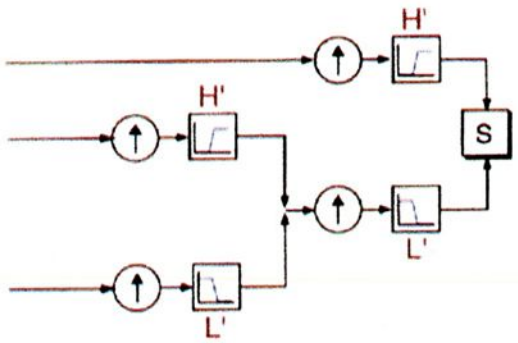


Figura (2.27)

Onde análise de wavelet se envolve filtrando e downsanpling, o processo de reconstrução de wavelet consiste em upsampling (interpolação) e filtrando. Upsampling é o processo de prolongar uma componente do sinal inserindo zeros entre amostras:

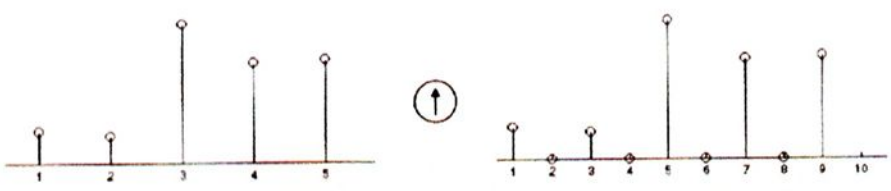


Figura (2.28)

A caixa de ferramentas de wavelet inclui comandos, como idwt e waverec que realizam a reconstrução de um-nível ou multi-níveis, respectivamente, nas componentes de sinais uni-dimensionais. Analogamente, estes comandos são para bi-dimensionais , idwt2 e waverec2.

10.5. Filtros de reconstrução

A parte do processo de filtros de reconstrução também leva alguma discussão, porque é a escolha de filtros que é crucial para alcançar a reconstrução perfeita do sinal original .

Esta reconstrução perfeita é possível e até mesmo notável. Recorda-se o que downsampling das componentes dos sinais realizaram durante a fase de decomposição introduzindo uma distorção chamado aliasing. Isto mostra que, escolhendo filtros cuidadosamente para as fases de decomposição e reconstrução que estão relacionadamente próximas (mas não idênticas), pode-se cancelar os efeitos do aliasing. Esta é a inovação tornada possível pelo trabalho de Ingrid Daubechies.

O filtro de decomposição passa-baixa e passa-alta (L e H), junto com a reconstrução associado a eles (L' e H'), formando um sistema que é chamado *'quadrature mirror filters':*

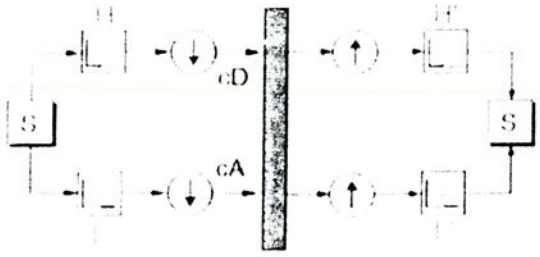


Figura (2.29)

10.6. Reconstruções de Aproximações e Detalhes

É possível reconstruir o sinal original através dos coeficientes das aproximações e detalhes .

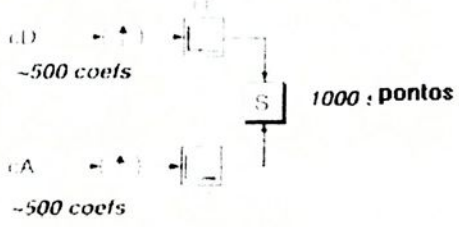


Figura (2.30)

Também é possível reconstruir as aproximações e detalhes dos vetores dos coeficientes. Como um exemplo, considera-se como ocorre a reconstrução a um-nível a aproximação Al do vetor coeficiente cA1.

Se passarmos o vetor coeficiente cA1 pelo mesmo processo usado, reconstruiría-se o sinal original, porém, em vez de combinar o vetor cA1 com o detalhe cD1 de um-nível, introduz-se um vetor composto de zeros no lugar dos detalhes (figura 2.31):

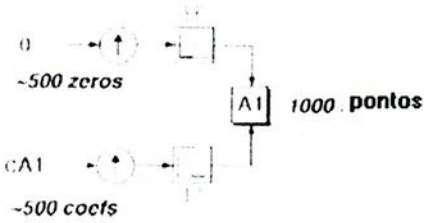


Figura (2.31)

O processo produz uma *aproximação* A1 reconstruída (figura 2.31), que tem a mesma duração do sinal original S e que é uma aproximação real dele.

Semelhantemente, pode-se reconstruir a um-nível o detalhe Dl (figura 2.32), utilizando o procedimento análogo:

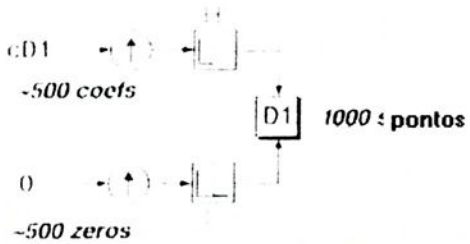


Figura (2.32)

Os detalhes e aproximações reconstruídos são as verdadeiras componentes do sinal original . De fato, isto foi encontrado quando combinou-se:

A1+D1 = S

Nota-se que os vetores dos coeficientes cA1 e cDl foram produzidos através de downsampling, e contêm distorção de aliasing, e possuem só a metade da duração do sinal original, tendo sido diretamente combinado para reproduzir o sinal. *É necessário reconstruir as aproximações e detalhes antes de combiná-los.*

Estendendo esta técnica para as componentes de uma análise de multi-níveis, tem-se relações semelhantes, influenciando a reconstrução de todas as componentes do sinal (figura 2.33). Quer dizer, há vários modos para a reunião do sinal original:

unesp

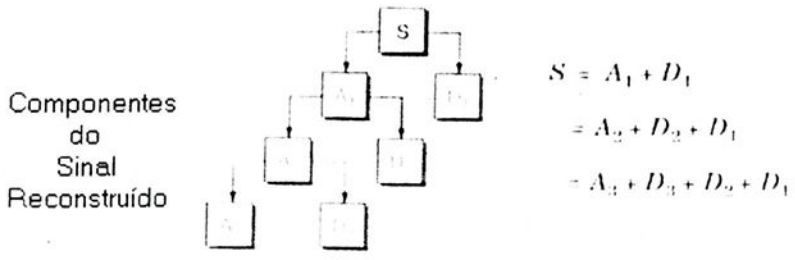


Figura (2.33)

10.7. Relação de filtros para formas de wavelet

Na seção "Reconstrução de Filtros", tratou-se da importância de escolher os filtros certos . A escolha de filtros não só determina se a reconstrução perfeita é possível, como também determina a forma da wavelet a ser usada para executar a análise.

De fato, para construir uma wavelet de utilidade prática, raramente começa-se extraindo uma forma de onda, normalmente faz mais sentido projetar uma "quadrature mirror filters" apropriada e então usa-se criar a forma de onda. A maneira como isto é feito é enfocada no exemplo a seguir.

Considera-se a reconstrução do filtro passa-baixo (L') para a wavelet db2.

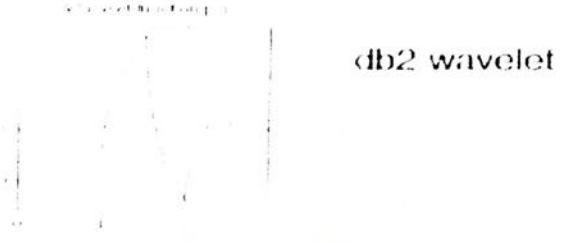


Figura (2.34)

Os coeficientes do filtro podem ser obtidos do comando de dbaux:

Lprime = dbaux(2)

Lprime = 0.3415 0.5915 0,1585 -0.0915

Reverte-se a ordem do vetor (wrev), e ainda em seguida multiplica-se tudo por -1, obtendo-se o filtro de passa-alto (H'):

Hprime = 0,0915 -0.1585 -0.5915 -0.3415

Em seguida, na amostra acima Hprime por dois (dyadup), inserindo zeros em posições alternadas :

HU = 0.0915 0 -0.1585 0 -0.5915 0 -.3415 0

unesp

Finalmente, convoluí-se o vetor da amostra acima com o filtro original de passa-baixo:

```
H2 = conv(HU,Lprime);
plot(H2)
```

Figura (2.35)

Ao iteragir este processo mais algumas vezes, repetidamente a amostra acima e convoluindo o vetor resultante com o vetor de filtro Lprime de quatro-elemento, um modelo começa a emergir:

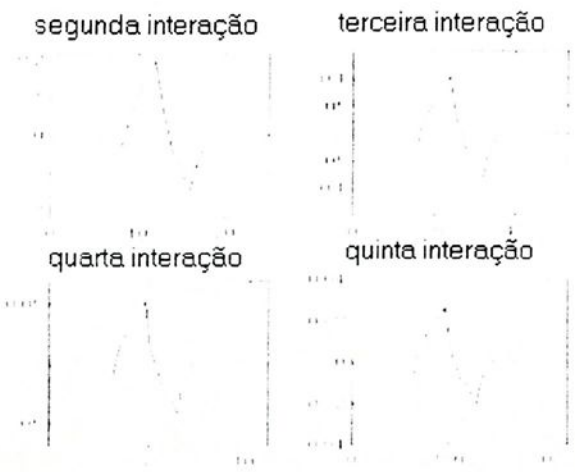


Figura (2.36)

A curva começa a formar-se mais progressivamente, com o significado da wavelet 'db2'. Isto significa que a onda wavelet é completamente determinada pela reconstrução dos coeficientes dos filtros .

Esta relação tem profundas implicações, significa que não se pode escolher qualquer onda, escolhe-se uma wavelet, e então realiza-se a análise. Em outras palavras, não se pode escolher arbitrariamente uma forma de onda wavelet, se quiser reconstruir o sinal original

unesp

com precisão. Obrigatoriamente tem que se escolher uma onda determinada pela "quadrature mirror" dos filtros de decomposição.

11. A Função Escala

Já foi vista a inter-relação de wavelets e "quadrature mirror" de filtros, a função wavelet ψ é determinada pelo filtro de passa-alta que também produz os detalhes da decomposição wavelet.

Há uma função adicional associada com algumas wavelets, mas não todas. Esta é a *função escala* denominada, ϕ. A função escala é bem parecida com a função wavelet. É determinada pela "quadrature mirror" de filtros passa-baixa, e assim é associado com as aproximações da decomposição wavelet.

Do mesmo modo que a amostra acima, iteragindo e convoluindo o filtro de passa-alta produzirá uma onda que se aproxima da função wavelet, a amostra acima iteragida e convoluída do filtro de passa-baixa produzirá uma onda que se aproxima da função escala.

12. Decomposição de multi-passos e reconstrução

Uma análise multi-passos, pode ser representada como um processo sintetizado:

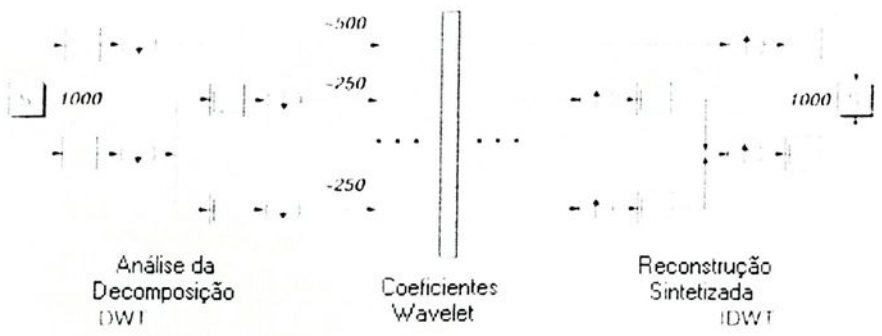


Figura (2.37)

Este processo envolve três aspectos: separando-se um sinal para obter os coeficientes de wavelet, modificando os coeficientes de wavelet, e recompondo os coeficientes do sinal original.

Já discutiu-se sobre decomposição e reconstrução, é claro que, ninguém separa os pontos de um sinal somente para ter a satisfação de reconstruí-los imediatamente. Realizou-se uma análise wavelet, porque os coeficientes obtidos assim, possuem muitos

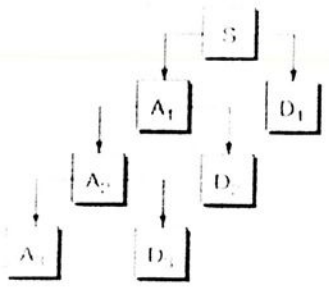
usos conhecidos, eliminação de ruídos e compressão, como por exemplo uma queda de energia, que provoca ruídos, estando avançados os estudos sobre eles .

Mas a análise wavelet ainda é um novo campo que está emergindo. A caixa de ferramentas de wavelet do programa Matlab pode ser uns dos meios de explorar possíveis usos e que até agora, não foram exploradas nas aplicações da análise wavelet.

13. Pacote de Análise Wavelet

O método do *Pacote Wavelet* é uma generalização da decomposição wavelet que oferece um maior número de possibilidades para análise de sinais.

Na análise wavelet, um sinal é dividido em uma aproximação e um detalhe. A aproximação é então dividida em uma aproximação de segundo-nível e detalhes, e o processo é repetido (figura 2.38). Para um decomposição de n-níveis, há n+1 possíveis modos para decompor ou codificar o sinal.



$$S = A_1 + D_1$$
$$= A_2 + D_2 + D_1$$
$$= A_3 + D_3 + D_2 + D_1$$

Figura (2.38)

Na análise do pacote wavelet, os detalhes como também as aproximações podem ser divididos. Isto produz 2n modos diferentes para codificar o sinal. Esta é a *árvore do pacote de decomposição wavelet* :

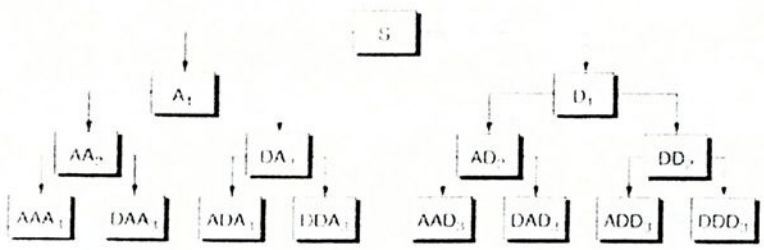


Figura (2.39)

Por exemplo, a análise do pacote wavelet permite para o sinal S ser representado como AI + AAD3 + DAD3 + DD2. Este é um exemplo de uma representação que não é possível com a análise de wavelet ordinária.

Escolhendo uma completamente fora, estas possíveis codificações, terá um problema interessante. Nesta caixa de ferramentas, utilizou-se um critério baseado na *entropia* para selecionar a decomposição mais satisfatória de um determinado sinal. Isto significa olhar cada nó da árvore de decomposição e quantificar o ganho de informação em torno de cada divisão realizada.

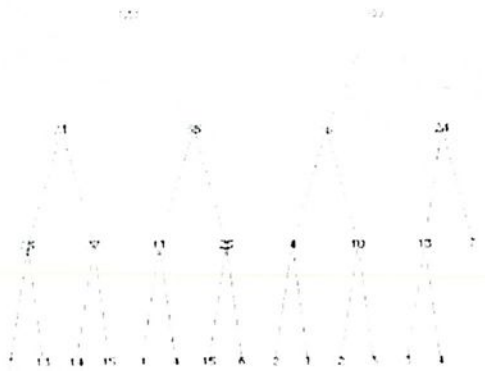


Figura (2.40)

Algoritmos simples e eficientes existem para decomposição de ambos no pacote wavelet e realiza uma decomposição ótima. Esta caixa de ferramentas usa uma adaptação de algoritmo de filtros, com aplicações diretas em codificação de sinal ótimo e compressão de dados .

Tais algoritmos permitem para o Pacote Wavelet 1-D e Pacote Wavelet 2-D, incluir ferramentas para o "Melhor Nível" e a "Melhor Árvore", características que otimizam a decomposição e respeitando totalmente ambos a cada nó.

14. História das Wavelets

De um ponto de vista histórico, a análise wavelet é um método novo, entretanto seu tratamento matemático datam anteriormente ao trabalho de 'Joseph Fourier' no décimo nono século. Fourier, fundamentou-se em suas teorias em análise de freqüência, que provou ser enormemente importante e influente.

unesp

O cuidado de pesquisadores mudou gradualmente de análise de freqüência-base para análise de escala-base, quando começou a ficar claro que uma aproximação medindo flutuações comuns em escalas diferentes, poderiam provar ser menos sensíveis à ruídos.

O termo wavelet foi registrado pela primeira vez em 1909, em uma tese de 'Alfred Haar'.

O conceito de wavelets em sua forma teórica presente foi proposto primeiro por 'Jean Morlet' e a equipe do Centro de Físicas Teóricas de Marseille, trabalhando no comando de 'Alex Grossmann' na França.

Os métodos de análise wavelet foram desenvolvidos principalmente por 'Yves Meyer' e seus colegas, que garantiram a disseminação dos métodos. Os principais algoritmos datam sobre o trabalho de 'Stephane Mallat' em 1988. Desde então, a pesquisa em wavelets tornou-se internacional. Tal pesquisa está ativa particularmente nos Estados Unidos onde é desenvolvida pelo trabalho de cientistas como 'Ingrid Daubechies', 'Ronald Coifman', e 'Victor Wickerhauser'.

15. Uma introdução para as Famílias de Wavelet

São incluídas várias famílias de wavelets que provaram ser especialmente úteis nesta caixa de ferramentas, o que se segue é uma introdução a estas famílias de wavelet. Para explorar as famílias de wavelet por conta própria, utiliza-se a ferramenta Wavelet Display:

1. Digita-se wavemenu no comando de linha do MATLAB, observando-se a caixa de ferramentas de Wavelet que aparecerá no menu principal .

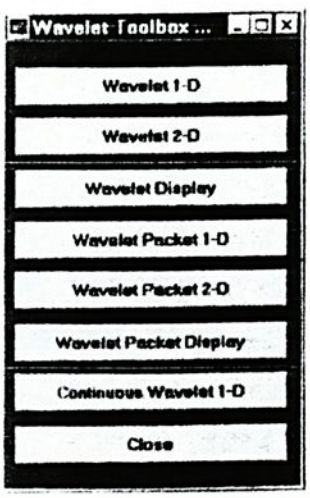


Figura (2.41)

2. Clica-se no item Wavelet Display do menu, a ferramenta Wavelet Display aparecerá.

3. Seleciona-se uma família do menu Wavelet à direita no alto da ferramenta.

4. Clica-se o botão Display, os quadros de wavelets e os filtros associados a elas aparecerão.

5. Obtém-se mais informação clicando nos botões de informações localizados à direita.

Neste trabalho foi mostrado somente a família 'Daubechies', pois é a que foi utilizada durante as compcatações, por se tratar da mais apropriada, mediante pesquisas desenvolvidas em computadores e artigos publicados.

15.1. Daubechies

'Ingrid Daubechies', uma das estrelas mais luminosas no mundo da pesquisa de wavelet, desenvolveu o que é chamado wavelets de suporte compacto ortonormal, fazendo assim, a análise wavelet discreta praticável.

Os nomes das wavelets da família 'Daubechies' são escritos por dbN, onde N é a ordem, e db o "sobrenome" da wavelet. A wavelet dbl, como mencionado acima, é igual a de 'Haar'. Tem-se aqui os próximos nove membros da família:

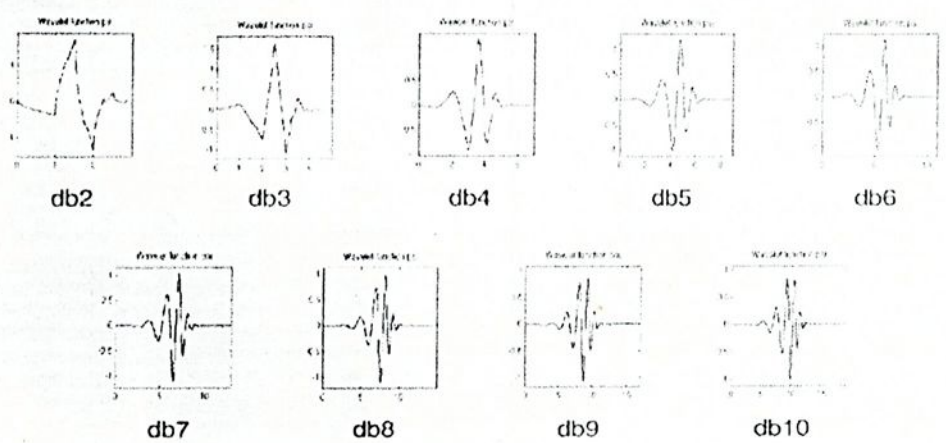


Figura (2.42)

Pode-se obter mais informações das principais propriedades desta família digitando-se waveinfo (' db') no comando de linha do MATLAB .

Capítulo – 3

1. Wavelet – Formalização Matemática

Segundo 'Núbia S. D. Brito' [...], a Teoria Wavelet é um novo modo de representar funções, através de uma técnica para análise do tempo-freqüência. A Transformada Wavelet é uma operação linear que decompõe uma função em um conjunto de funções especiais chamadas wavelets.

Matematicamente, uma função $\psi(t)$ para ser considerada uma wavelet mãe, deve pertencer ao espaço $L^2(\Re)$ e satisfazer a seguinte condição:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t)dt = 0 \tag{3.1}$$

Sem muito rigor matemático, uma wavelet mãe é uma função que oscila, tem energia finita e valor médio nulo.

2. Definição da Transformada Wavelet Contínua - CWT

Supondo que $\psi(t)$ seja uma wavelet mãe, a Transformada Wavelet Contínua de uma função $x(t) \in L^2(\Re)$ com relação à função $\psi(t)$ é dada por:

$$(W_\psi x)(a,b) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)}dt \tag{3.2}$$

com a e $b \in \Re$ $(a \neq 0)$, e ainda na equação (3.2), a representa o parâmetro escala; b representa o parâmetro translação e t é o tempo.

A idéia fundamental na Teoria Wavelet é a operação realizada pelo parâmetro a. O escalamento possibilita a compressão ($a < 1$) ou dilatação ($a > 1$) da função wavelet mãe $\psi(t)$.

A wavelet mãe escalada quando deslocada no tempo (translação) origina as wavelets ou wavelets 'filhas':

$$\psi_{(a,b)}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{3.3}$$

unesp

O termo: $\frac{1}{\sqrt{|a|}}$ torna a energia das wavelets filhas a mesma da wavelet mãe .

A figura 1 mostra algumas wavelets filhas derivadas da wavelet mãe dada na mesma figura . Observa-se que as funções wavelets filhas têm a mesma forma da wavelet mãe.

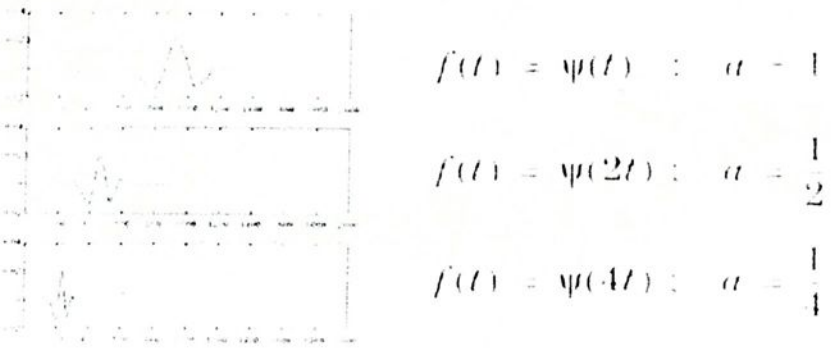


Figura (3.1) – Wavelet mãe (a=1) e wavelet filhas

Usando o produto interno usual a Transformada Wavelet Contínua pode ser escrita assim:

$$(W_\psi x)(a,b) = \left\langle x, \frac{1}{\sqrt{|a|}}\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)\right\rangle \qquad (3.4)$$

Portanto, a Transformada Wavelet é uma operação de produto interno, o qual pode ser interpretado como uma medida de semelhança entre a função **x(t)** e cada uma das wavelets filhas.

No contexto de processamento de sinal, a Transformada Wavelet comporta-se como uma operação de filtragem.

3. Transformada Wavelet Contínua Inversa

De acordo com Young, a Transformada Wavelet é uma operação de ruptura. Seguindo seu raciocínio, a Transformada Wavelet "quebra" uma função em muitos pedaços, que são representados pelos coeficientes wavelet $(W_\psi x)(a,b)$.

Os coeficientes wavelet representam um "casamento" entre a função $x(t)$ e as filhas e quanto "melhor o casamento", maior será o valor do coeficiente wavelet. O conjunto de todos os coeficientes wavelet constitui a representação da função $x(t)$ no domínio wavelet.

unesp

Para recuperar $x(t)$ a partir dos coeficientes wavelet é necessário que a seguinte condição seja satisfeita:

$$C_\psi = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\Omega)|^2}{|\Omega|} d\Omega < \infty \tag{3.5}$$

em que, $\Psi(\Omega)$ é a Transformada de Fourier de $\psi(t)$ e C_ψ é chamada Constante de Admissibilidade da função $\psi(t)$.

A equação (3.5) é conhecida como Condição de Admissibilidade e limita a classe das funções que podem ser usadas como wavelets mãe. A Constante de Admissibilidade apenas será finita se $\Psi(0) = 0$, ou seja, se a equação (3.1) for satisfeita.

Se $C_\psi < \infty$, tem-se a Transformada Wavelet Contínua Inversa:

$$x(t) = \frac{1}{C_\psi} \int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \{(W_\psi x)(a,b)\} \left\{ \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \right\} \frac{dadb}{a^2} \tag{3.6}$$

Observa-se na equação (3.6) que o mesmo núcleo: $\frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$ é utilizado na Transformada Wavelet Contínua e em sua inversa.

Segundo Daubechies, a equação (3.6) pode ser vista de dois modos diferentes:

- um modo de reconstrução de $x(t)$, desde que sua Transformada Wavelet Inversa seja conhecida;
- um modo de representação de $x(t)$, como uma superposição de wavelets filhas.

4. Transformada Wavelet Discreta – DWT

Embora a Transformada Wavelet Contínua seja de grande interesse teórico, principalmente para a derivação e compressão das propriedades matemáticas, a sua discretização é necessária para aplicações práticas.

A necessidade de discretização é resultante da redundância presente na equação (3.2) já que os parâmetros (a,b) da transformada variam continuamente. O processo de discretização origina a Transformada Wavelet Discreta.

Na Transformada Wavelet Discreta apenas os parâmetros da transformada são discretizados ou seja, o parâmetro escala (a) e o parâmetro translação (b). De acordo com a literatura, uma discretização típica é do tipo:

unesp

$$a = a_0^m \tag{3.7}$$

$$b = na_0^m b_0 \tag{3.8}$$

com m e $n \in Z$, $a_0 > 1$ e $b_0 \neq 0$.

Deste modo, tem-se a Transformada Wavelet Discreta:

$$(W_\psi x)(m,n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi \left(\frac{t - na_0^m b_0}{a_0^m} \right) dt \tag{3.9}$$

Nestas equações observa-se:

- a Transformada Wavelet Discreta é definida apenas para valores de escalas positivos $a_0 > 1$;
- o passo da translação é proporcional à escala $b = na_0^m b_0$;
- a Transformada Wavelet Discreta produz um conjunto finito de coeficientes wavelet $(W_\psi x)(m,n)$;
- o processamento é realizado sobre o tempo contínuo.

5. Transformada Wavelet Discreta Inversa

No caso contínuo, de uma função wavelet mãe, uma função qualquer $x(t)$ pode sempre ser recuperada do seu conjunto de coeficientes wavelet contínuos. No caso discreto entretanto, o processo de reconstrução pode não convergir para a função $x(t)$. A reconstrução depende da escolha da wavelet mãe e do processo de discretização realizado.

De acordo com Daubechies, a reconstrução ideal seria aquela que ocorresse com o máximo de eficiência e com um mínimo de perda de informação. Neste sentido, a função $x(t)$ pode ser reconstruída dos seus coeficientes wavelet discretos com uma aproximação razoavelmente boa por:

$$x(t) \approx c \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{n=0}^{\infty} \left((W_\psi x)(m,n) \right) \left(\psi_{(m,n)}(t) \right) \tag{3.10}$$

onde, c é uma constante que depende do processo de discretização e da wavelet mãe .

unesp

6. Série Wavelet Discreta no Tempo – DTWS

Quando o sistema em questão for discreto no tempo ou seja, a Transformada Wavelet deve ser aplicada a funções discretas (seqüências de pontos), então surge uma nova variante da Teoria Wavelet: a Série Discreta no Tempo, a qual é dada por:

$$(W_\psi x)(m,n) = \frac{1}{\sqrt{a_0^m}} \sum_{k=-\infty}^{\infty} x(k)\psi\left(\frac{k - nb_0a_0^m}{a_0^m}\right) \tag{3.11}$$

A Série Wavelet Discreta no Tempo pode ser vista como a Transformada Wavelet Discreta de um sinal discreto. Observa-se na equação (3.11) que a wavelet mãe e as filhas, são funções discretas, as quais são obtidas da forma contínua por:

$$\psi(k) = \psi(t = k), \quad k \in Z \tag{3.12}$$

Por ser uma função discreta, a wavelet mãe só é definida em argumentos inteiros e por isso, a_0 e b_0 devem ser inteiros. Dependendo das restrições impostas na wavelet mãe e da escolha dos tamanhos dos passos da escala e translação, a DTWS assume formas e denominações diferentes, as quais são consideradas como casos especiais.

Se o processo de discretização dos parâmetros da transformada tem como objetivos eliminar a redundância presente na forma contínua e garantir a inversibilidade, então a escolha de a_0 e b_0 deve ser feita de modo que as wavelets filhas formem uma base ortonormal para $L^2(\Re)$.

Escolhendo-se: a_0=2, b_0=1, é possível construir funções wavelet mãe de modo que as wavelets filhas formem uma base ortonormal.

7. As funções Escalamento e Wavelet

A função wavelet mãe $\psi(t)$ é definida a partir da função escalamento $\phi(t)$ e para que o conjunto $\{\psi_{m,n}; m,n \in Z\}$ seja uma base ortonormal, é necessário fazer-se uma escolha apropriada da função escalamento $\phi(t)$.

A função escalamento $\phi(t)$ é escolhida de modo que exista uma seqüência quadrática somável $\{c_n\}$, tal que:

$$\phi(t) = 2\sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_n\phi(2t - n) \tag{3.13}$$

unesp

A seqüência $\{c_n\}$ deve satisfazer:

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} c_n = 1 \tag{3.14}$$

$$\sum_{n=-\infty}^{+\infty} |nc_n| = K < \infty \tag{3.15}$$

Se as wavelets devem ter suporte compacto, ou seja, duração finita, então adiciona-se outra exigência à seqüência $\{c_n\}$: a seqüência $\{c_n\}$ não deve ser nula apenas no intervalo $0 \le n \le N-1$. Deste modo, a função $\phi(t)$ será não nula apenas no intervalo $0 \le t \le N-1$.

A equação (3.13) é a equação fundamental da Análise Multiresolução, a partir da qual a função wavelet mãe é definida. Assim, tem-se:

$$\psi(t) = 2\sum_{n=-\infty}^{+\infty} d_n \phi(2t-n) \tag{3.16}$$

onde, a seqüência $\{d_n\}$ é quadrática somável.

unesp

Capítulo - 4

1. Compactação de dados na qualidade de energia elétrica - uma aproximação da Transformada Wavelet

Neste capítulo propõe-se a aplicação de uma aproximação da transformada de wavelet para a redução de dados de um sinal elétrico. Nesta aproximação, o sinal será comprimido pelo método da transformada de wavelet, deste modo, a quantidade de dados será significativamente reduzida, a transmissão de dados e a capacidade de armazenamento podem ser aumentadas. Examinou-se o método proposto para a redução de dados em sinais com harmônicas e os resultados dos testes demonstraram a efetividade do método para esta aplicação.

2. Paradigmas de Wavelet

Em contraste com as aproximações baseadas na transformada de Fourier, em que uma janela é uniformemente usada para freqüências altas, a wavelet usa pequenas janelas para freqüências altas e janelas longas para freqüências baixas. Por este método, as características de sinais não-estacionários, podem ser melhor monitorados. Em outras palavras, através das wavelets, podem ser obtidas informações de tempo e freqüência. Em vez de transformar uma pura descrição de tempo em uma descrição de freqüência, a transformada wavelet permite encontrar uma boa descrição de tempo-freqüência.

A transformada wavelet pode ser formulada por um filtro de passa-baixa $h[n]$ e um filtro de passa-alta $g[n]$, decompondo o sinal original $c_0[n]$ nos sinais $cA_1[n]$ e $cD_1[n]$, a figura 1 demonstra esta decomposição. Os sinais decompostos são localizados em duas faixas diferentes, esta tarefa pode ser chamada de decomposição de duas-faixas. Nesta figura, o sinal $cA_1[n]$ é computado da convolução de $c_0[n]$ com $h[n]$ mais uma amostra baixa com um fator de dois, enquanto o sinal $cD_1[n]$ é obtido da convolução de $c_0[n]$ com $g[n]$ mais uma amostra baixa com um fator de dois. Esta operação habilita o sinal $cA_1[n]$ a conter as componentes de freqüências mais baixas, e o sinal $cD_1[n]$ contém as componentes de freqüência mais altas.

unesp

As relações entre $c_0[n]$, $cA_1[n]$ e $cD_1[n]$ podem ser escritas da seguinte maneira:

$$cA_1[k] = \sum_n \overline{h[n-2k]}.c_0[n] \tag{4.1}$$

$$cD_1[k] = \sum_n \overline{g[n-2k]}.c_0[n] \tag{4.2}$$

O sinal original pode também ser reconstruído dos sinais decompostos. A figura 2 apresenta uma reconstrução de duas-faixas, em que, os sinais $cD_1[n]$ e $cA_1[n]$ eram amostras altas com um fator de dois. Estes sinais de amostras altas são então convoluídos com $g[n]$ e $h[n]$, respectivamente. O sinal final reconstruído é a adição destes sinais convoluídos. Esta operação pode ser expressa da seguinte forma:

$$c_0[n] = \sum_k h[n-2k]cA_1[k] + \sum_k g[n-2k]cD_1[k]. \tag{4.3}$$

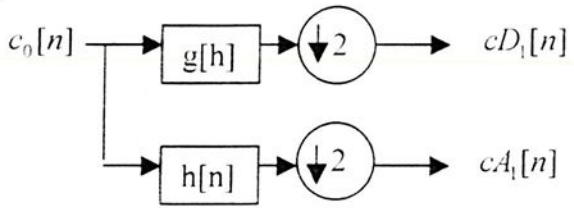


Figura (4.1) Decomposição de duas-faixas.

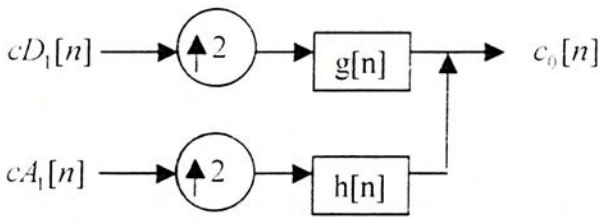


Figura (4.2) Reconstrução de duas-faixas.

Nota-se que a operação acima de duas-faixas pode ser generalizada para n-faixas de decomposição onde n é igual ao número de faixas de freqüência que localizam a decomposição dos sinais. A decomposição de um sinal em três sinais é mostrado na figura (4.3)(a), enquanto a reconstrução destes sinais decompostos é mostrada na figura (4.3)(b).

Embora uma operação de faixa mais alta pode resultar em uma relação de compressão mais alta, o tempo de computação será mais longo. Uma decomposição de

duas-faixas foi selecionada dentro do processo de compressão, e serão utilizadas wavelets de 'Daubechies' com um filtro de quatro coeficientes como paradigmas de wavelet.

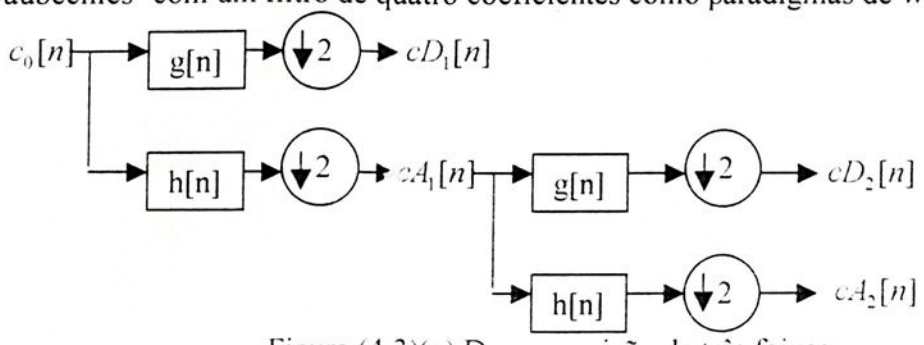


Figura (4.3)(a) Decomposição de três faixas.

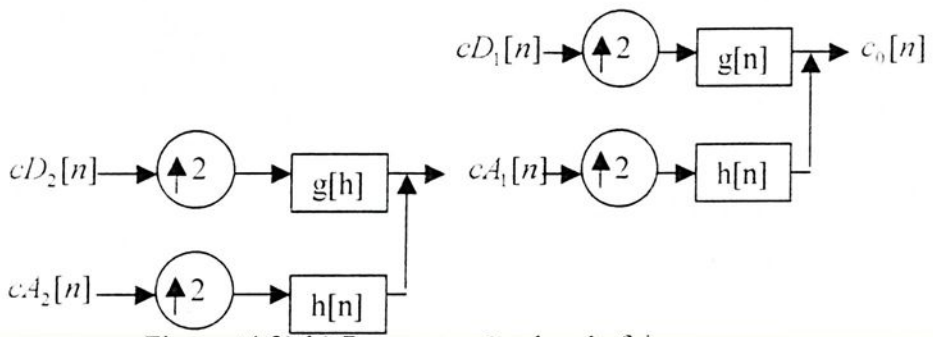


Figura (4.3)(b) Reconstrução de três faixas.

3. A Aproximação Proposta

A estrutura do método proposto é mostrada na figura (4.4), em que a transformada wavelet é aplicada para alcançar a compressão de dados.

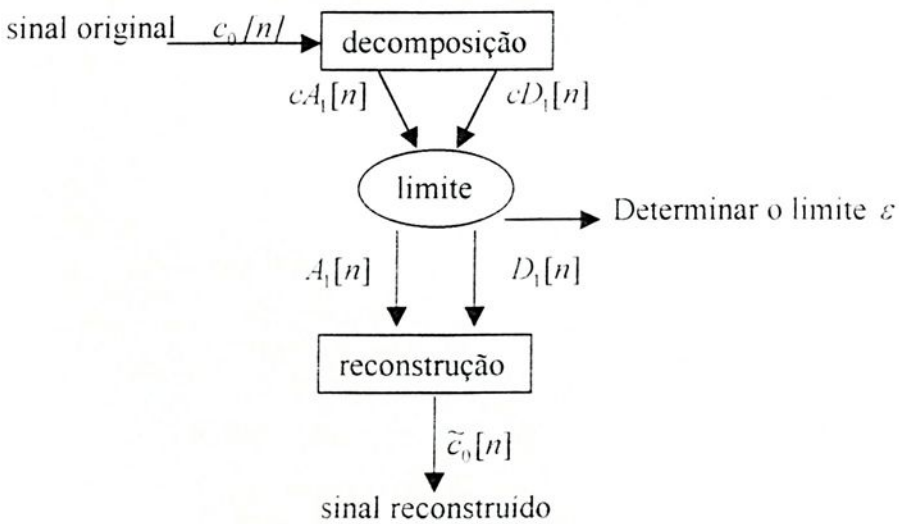


Figura (4.4) A estrutura proposta.

3.1. Decomposição

A figura (5.1)(a) do capítulo 5 descreve um exemplo de sinal em que, o eixo horizontal representa os pontos da amostra, enquanto o eixo vertical por unidades (p.u.). Foram utilizados 1200 pontos de prova no sinal e o espaço de armazenamento será reduzido. Isto é obtido usando as equações (4.1) e (4.2) encontrando os sinais decompostos $cA_1[n]$ e $cD_1[n]$ mostrados nas figuras (5.1)(b) e (5.1)(c) do capítulo 5, respectivamente, sendo obtidos 603 pontos de amostra devido a um processo de 'amostras baixas'.

No capítulo 5 as figuras (5.1), (5.6) e (5.11) mostram três sinais compostos de diferentes harmônicas, gerados pelo computador em um programa DasyLab, os quais foram decompostos e reconstruídos pela transformada wavelet da família 'db4' de nível 1.

3.2. Limite

O limite é uma forma de estabelecer uma região próxima do zero de um determinado sinal, para uma possível eliminação desses valores, de tal maneira que seja preservada as características mais importantes do sinal, por exemplo em sinal ruidoso pode-se reduzir os dados das ondas de baixa-freqüência, preservando as de alta-freqüência (se este for o interesse).

Nos coeficientes da transformada wavelet, o limite pode ser realizado no sinal de vários modos. Nas aplicações os sinais $cA_1[n]$ e $cD_1[n]$ contêm muitos elementos próximos de zero, o limite é mostrado abaixo:

$$A_1[n] = \begin{cases} cA_1[n] & |cA_1[n]| \geq \varepsilon \\ 0 & |cA_1[n]| < \varepsilon \end{cases} \tag{4.4}$$

$$D_1[n] = \begin{cases} cD_1[n] & |cD_1[n]| \geq \varepsilon \\ 0 & |cD_1[n]| < \varepsilon \end{cases} \tag{4.5}$$

unesp

Capítulo – 5

1. Resultados Simulados

Neste capítulo, foram elaborados três sinais elétricos com diferentes conteúdos harmônicos, para a aplicação da transformada wavelet estabelecendo limites convenientes e utilizando-se a wavelet da família 'Daubechies' de quatro coeficientes com nível 1, com o objetivo de compactar os dados.

2. Simulação 1 - Os gráficos dos sinais $A_1[n]$ e $D_1[n]$ são mostrados individualmente nas figuras (5.1)(d) e (5.1)(e). Nas figuras (5.1)(b) e (5.1)(c), se o valor do ε for fixado a 0,5179 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 0 pontos, totalizando 603 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 49,75%. Nas figuras (5.1)(b) e (5.1)(c), se o valor do ε for fixado a 0,2906 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 167 pontos, totalizando 770 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 35,83%. Nas figuras (5.1)(b) e (5.1)(c), se o valor do ε for fixado a 0,2121 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 314 pontos, totalizando 917 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 23,58%.

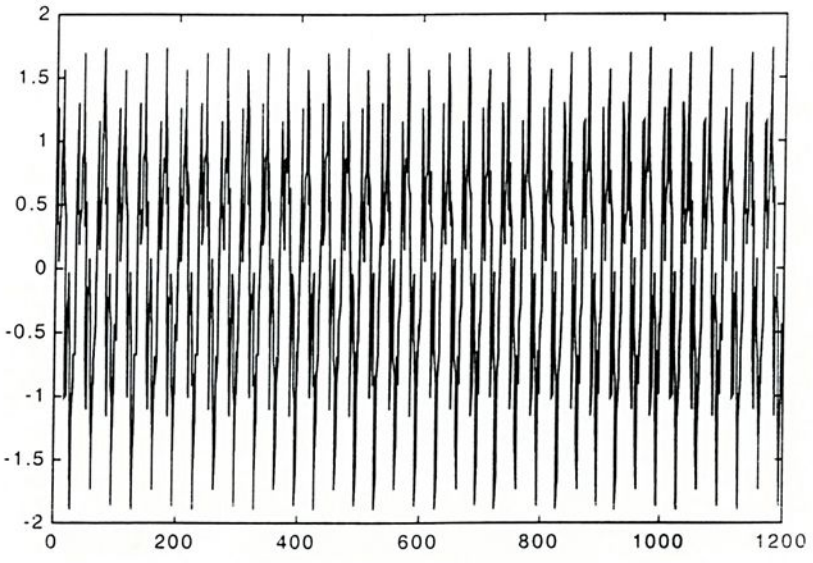


Figura (5.1)(a) Sinal Original $c_0[n]$

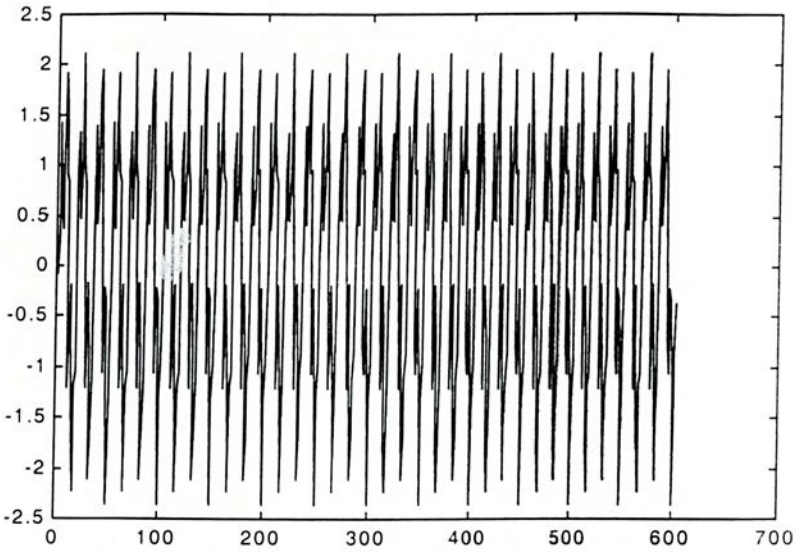


Figura (5.1)(b) $cA_1[n]$, extração dos coeficientes das aproximações.

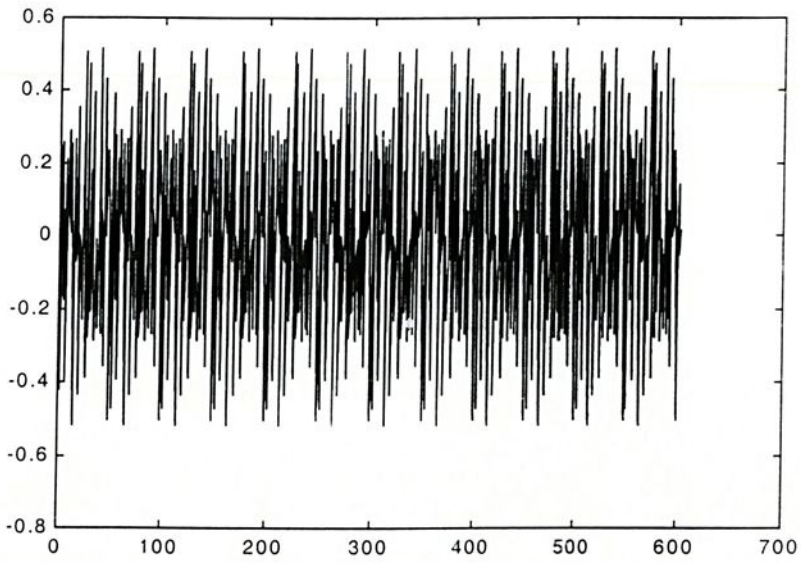


Figura (5.1)(c) $cD_1[n]$, extração dos coeficientes dos detalhes.

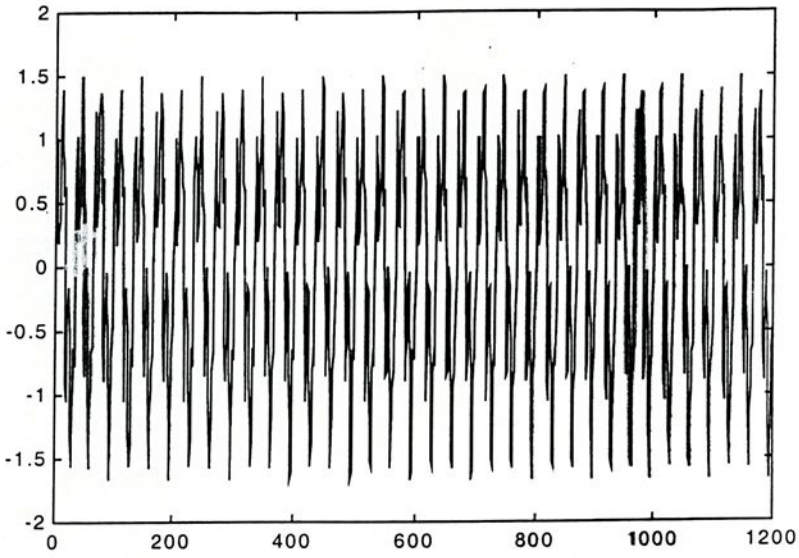


Figura (5.1)(d) $A_1[n]$, reconstrução dos coeficientes da aproximação.

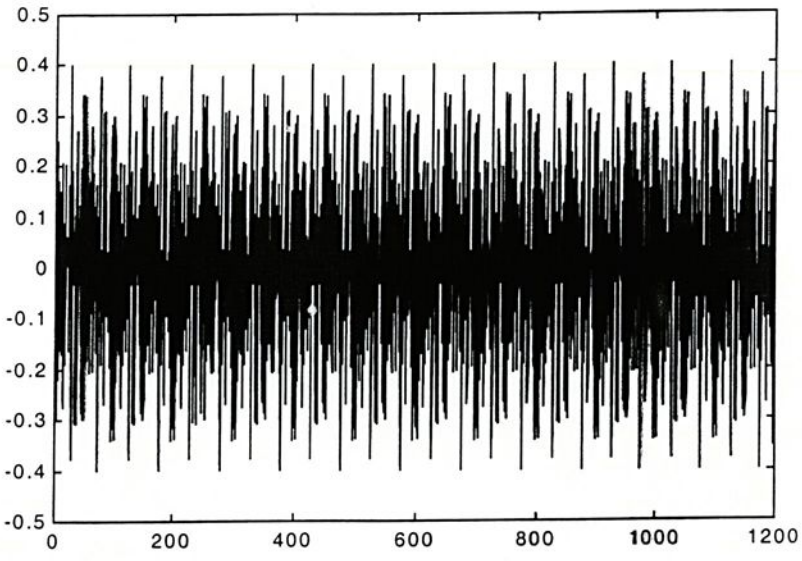


Figura (5.1)(e) $D_1[n]$, reconstrução dos coeficientes dos detalhes.

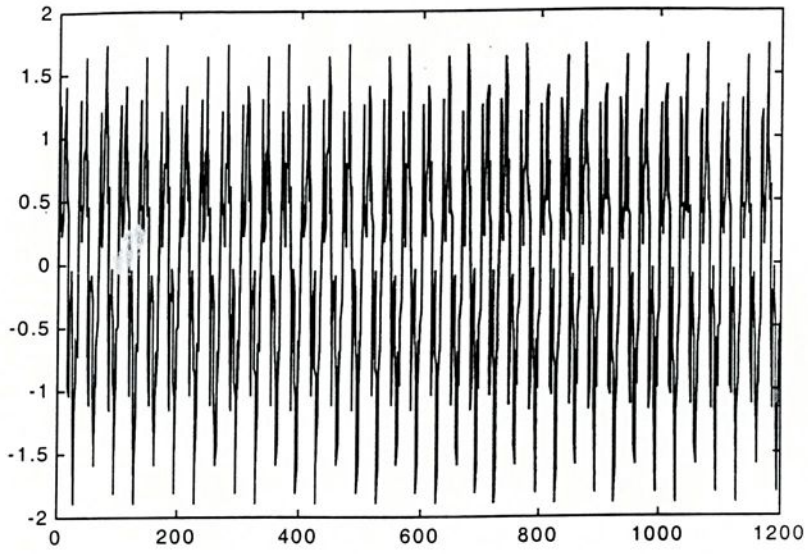


Figura (5.1)(f) $\tilde{c}_0[n]$, reconstrução do sinal original.

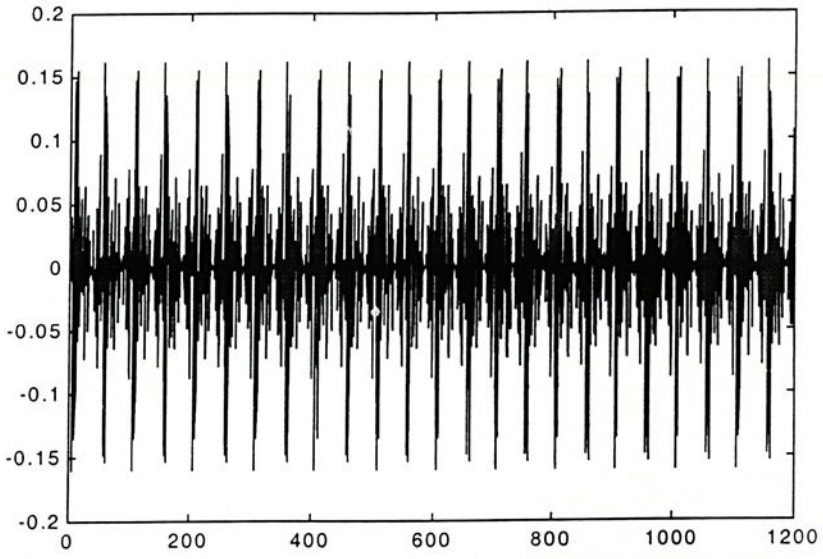
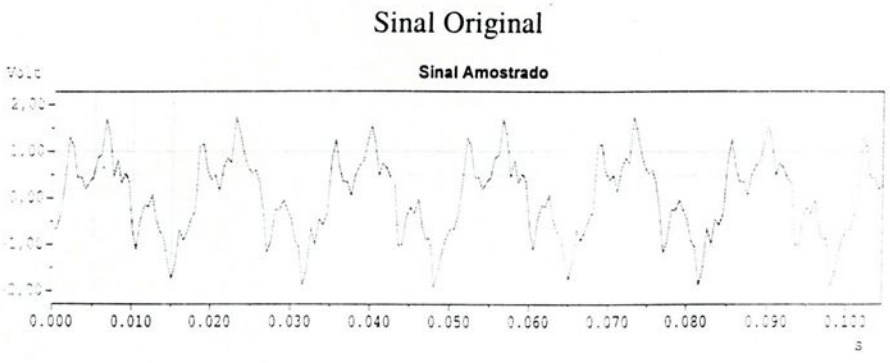
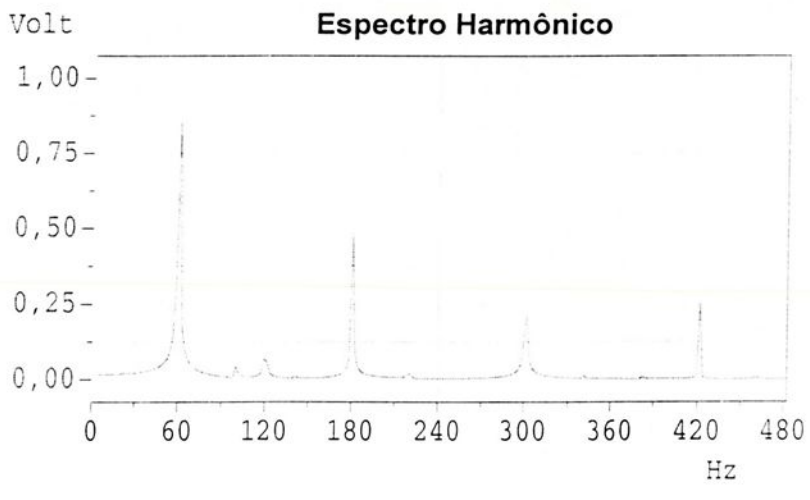


Figura (5.1)(g) $c_0[n] - \tilde{c}_0[n]$, erro da diferença entre o sinal original e o sinal original reconstruído.

2.1. Sinal 1



(a)

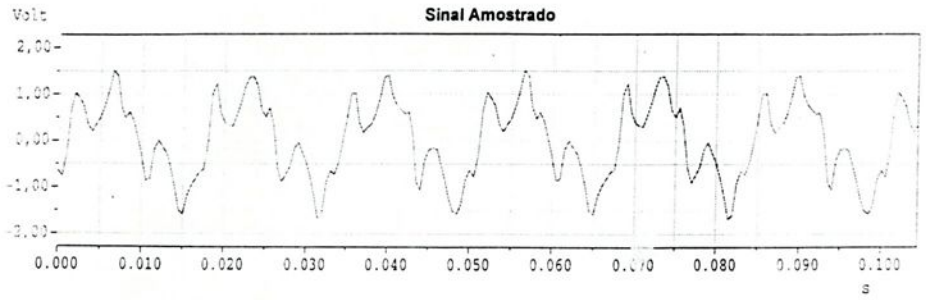


(b)

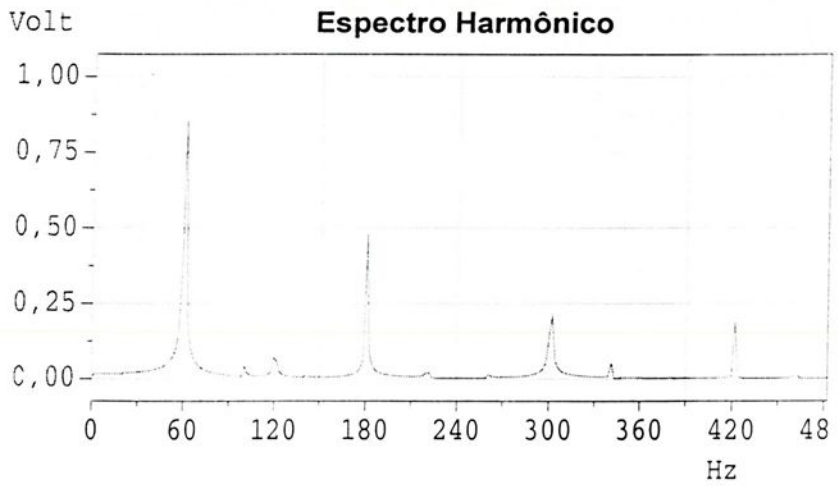
Figura 2 – Sinal elétrico original com conteúdo harmônico:

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)

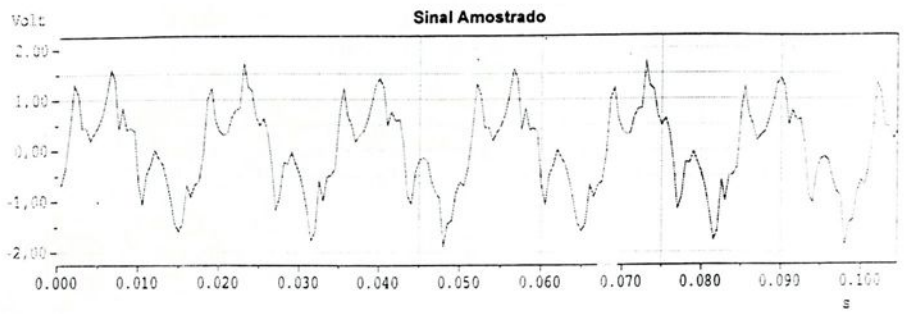


(b)

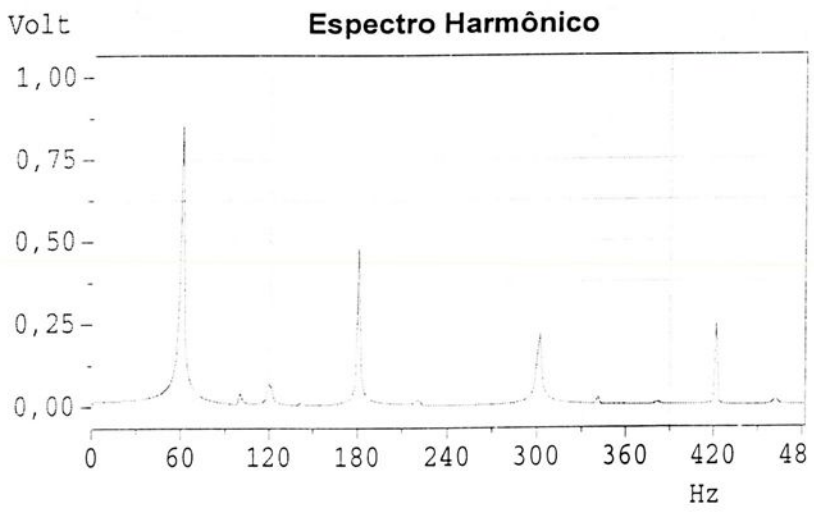
Figura 3 – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.5179 e zeros = 49.75%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)

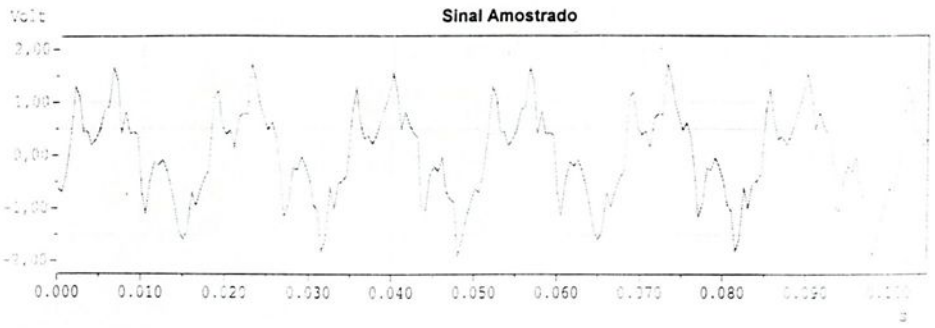


(b)

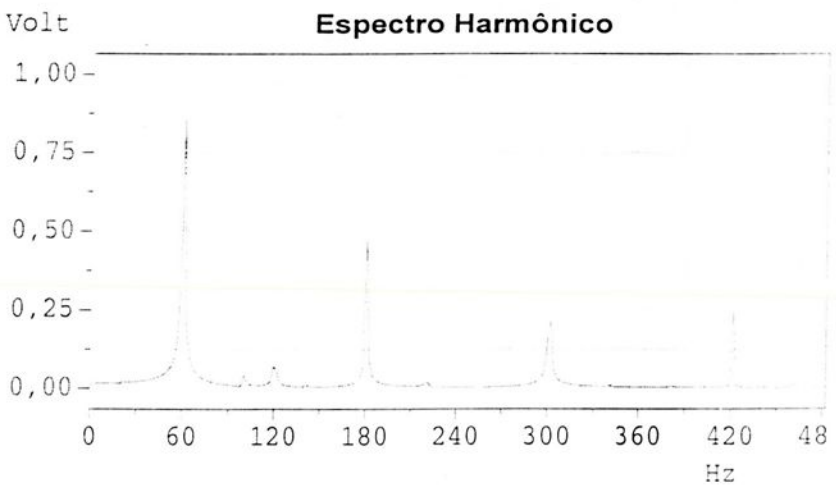
Figura 4 – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.2906 e zeros = 35.83%)

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)



(b)

Figura 5 – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.2121 e zeros = 23.58%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.

2.2. Tabela 1 - Resultados da compactação do 1º sinal amostrado.

Sinal - 1			
Limite (p.u.)	0,5179	0,2906	0,2121
Compactação (%)	49,75	35,83	23,58
Erros em relação ao conteúdo harmônico do sinal original (em %)			
Fundamental – 60Hz	0	0	0
3ª harmônica – 180Hz	0	0	0
5ª harmônica - 300Hz	4,55	0	4,55
7ª harmônica - 420Hz	26,92	3,85	3,85

3. Simulação 2 - Na figura a seguir, os gráficos dos sinais $A_1[n]$ e $D_1[n]$ são mostrados individualmente nas figuras (5.6)(d) e (5.6) (e). Nas figuras (5.6)(b) e (5.6)(c), se o valor do ε for fixado a 0,7831 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 11 pontos, totalizando 614 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 48,83%. Nas figuras (5.6)(b) e (5.6)(c), se o valor do ε for fixado a 0,3826 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 155 pontos, totalizando 758 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 36,83%. Nas figuras (5.6)(b) e (5.6)(c), se o valor do ε for fixado a 0,2080 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 360 pontos, totalizando 963 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 19,75%.

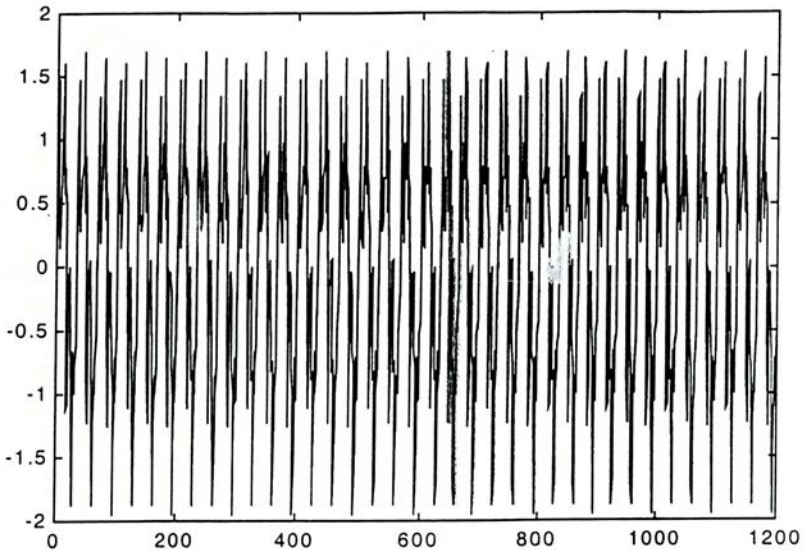


Figura (5.6)(a) Sinal Original $c_0[n]$

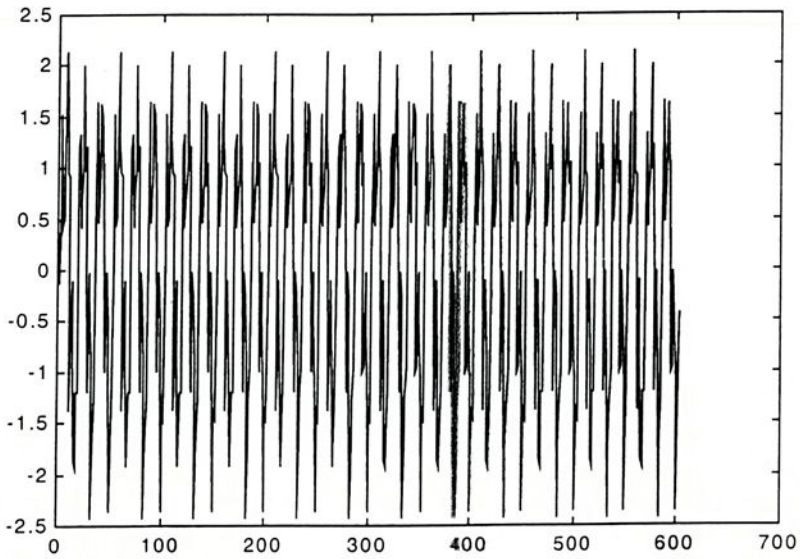


Figura (5.6)(b) $cA_1[n]$, extração dos coeficientes da aproximação.

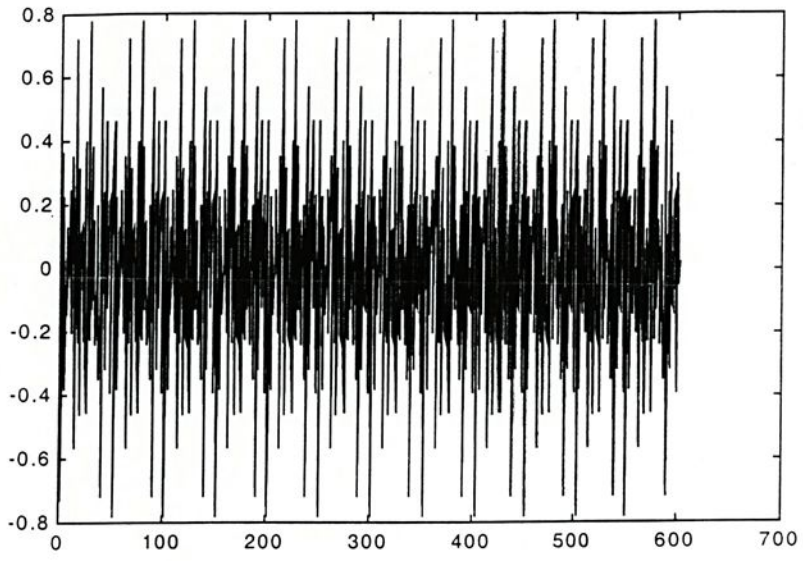


Figura (5.6)(c) $cD_1[n]$, extração dos coeficientes dos detalhes.

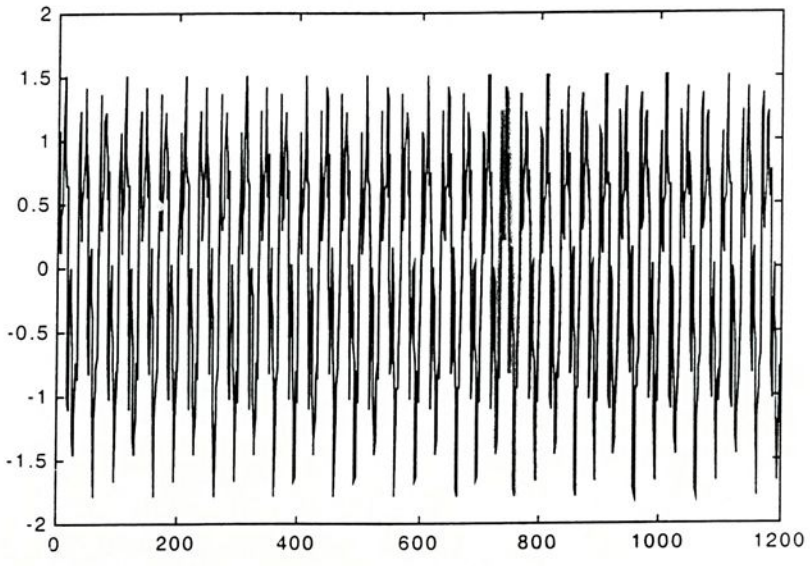


Figura (5.6)(d) $A_1[n]$, reconstrução da aproximação.

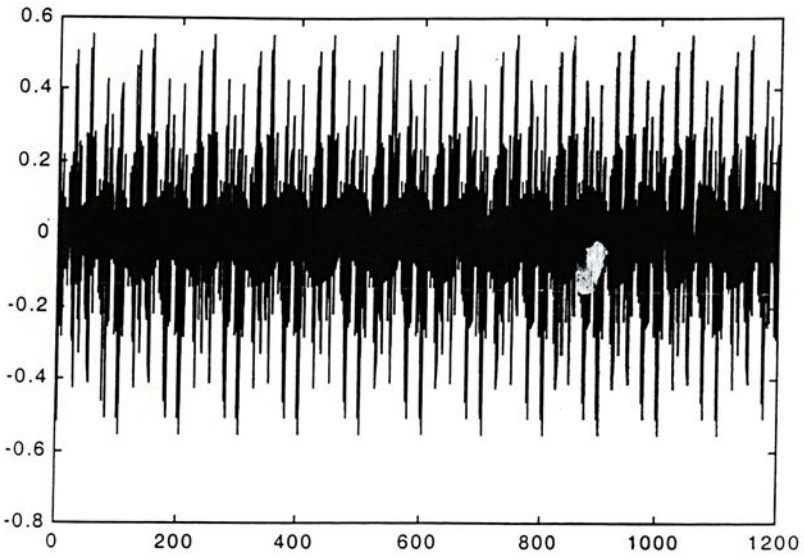


Figura (5.6)(e) $D_1[n]$, reconstrução dos detalhes.

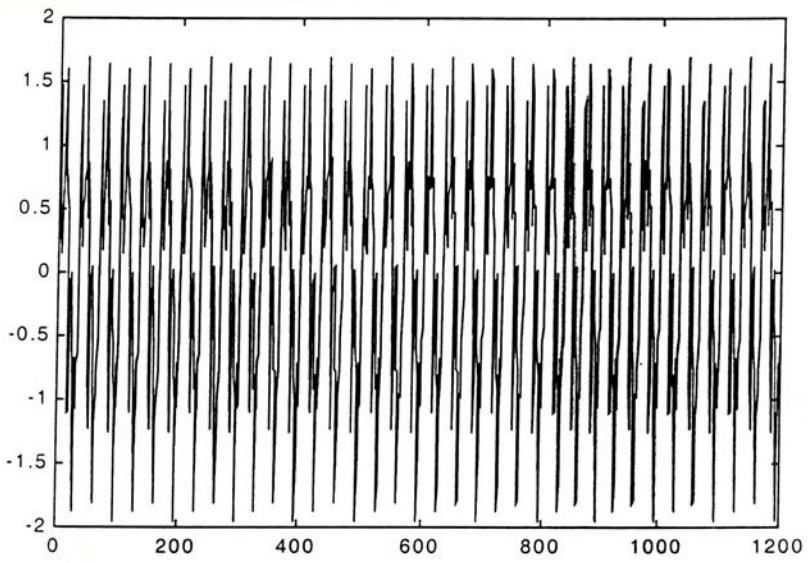


Figura (5.6)(f) $\tilde{c}_0[n]$, reconstrução do sinal original.

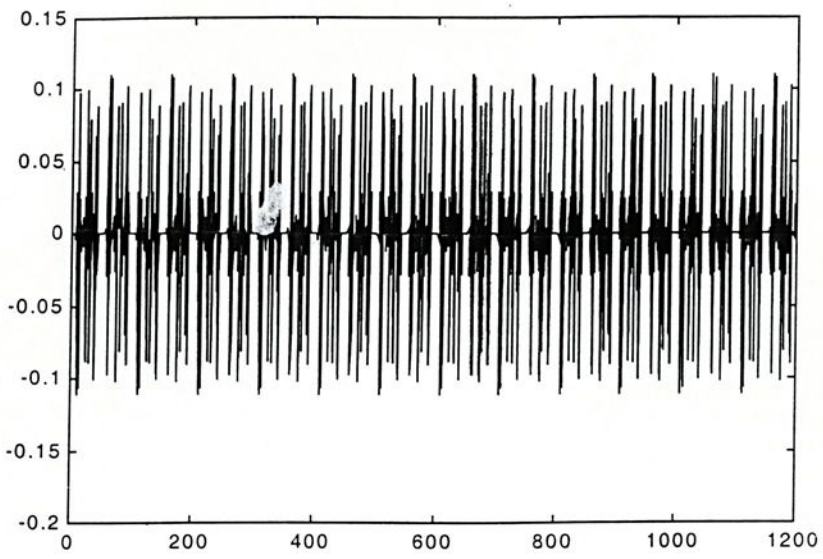
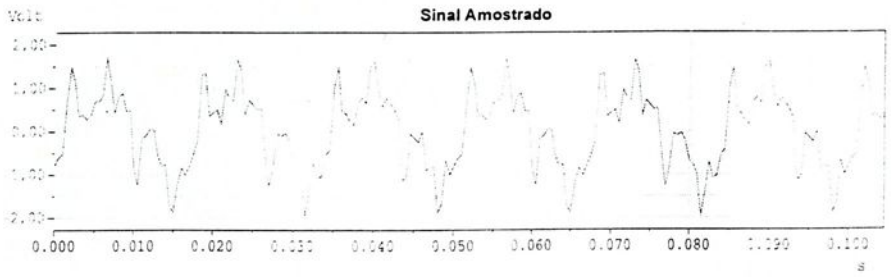


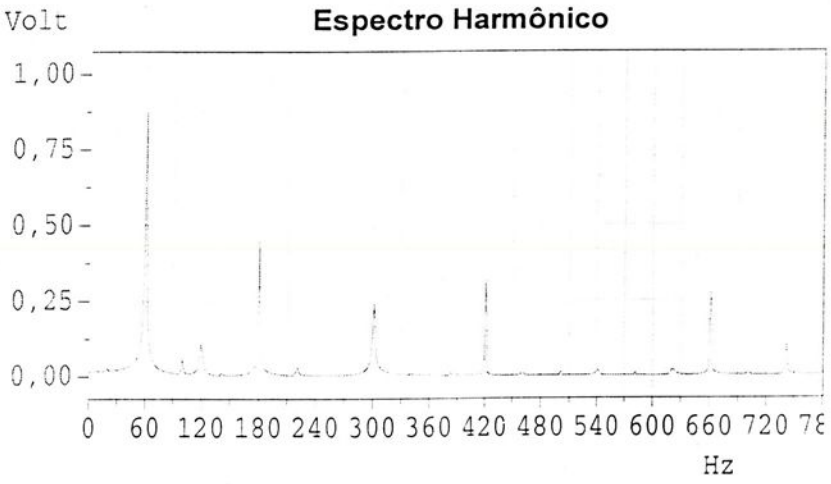
Figura (5.6)(g) $c_0[n] - \tilde{c}_0[n]$, o erro da diferença entre o sinal original e o sinal original reconstruído.

3.1. Sinal 2

Sinal original



(a)



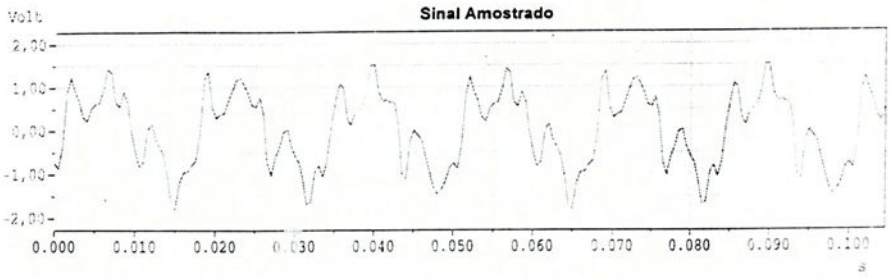
(b)

Figura (5.7) – Sinal elétrico original com conteúdo harmônico:

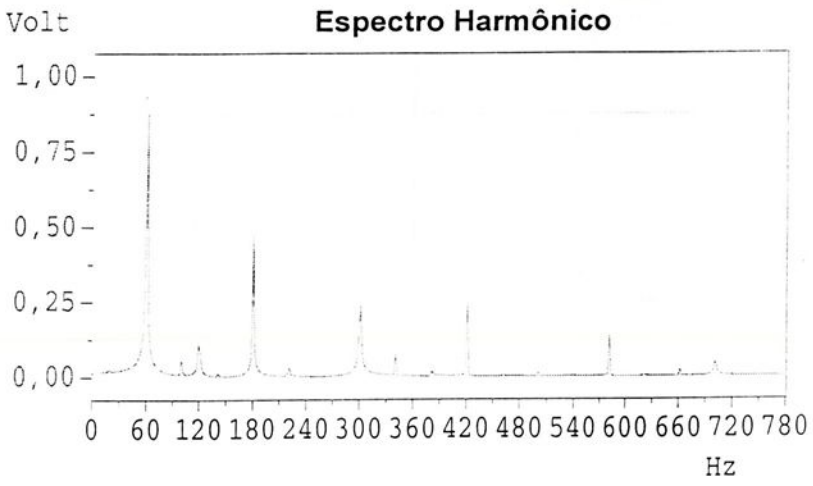
(a) no tempo:

(b) espectro harmônico

BCpIS - FEIS - UNESP



(a)

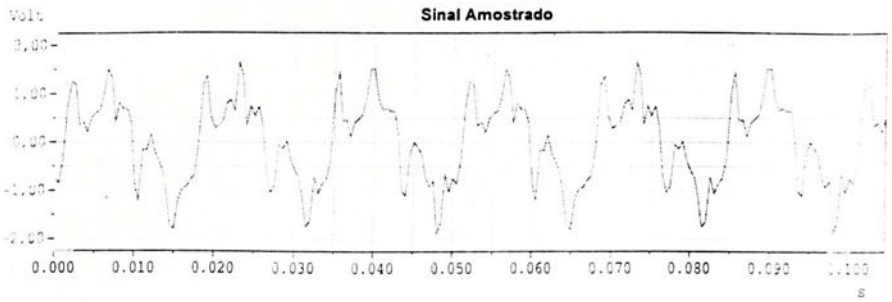


(b)

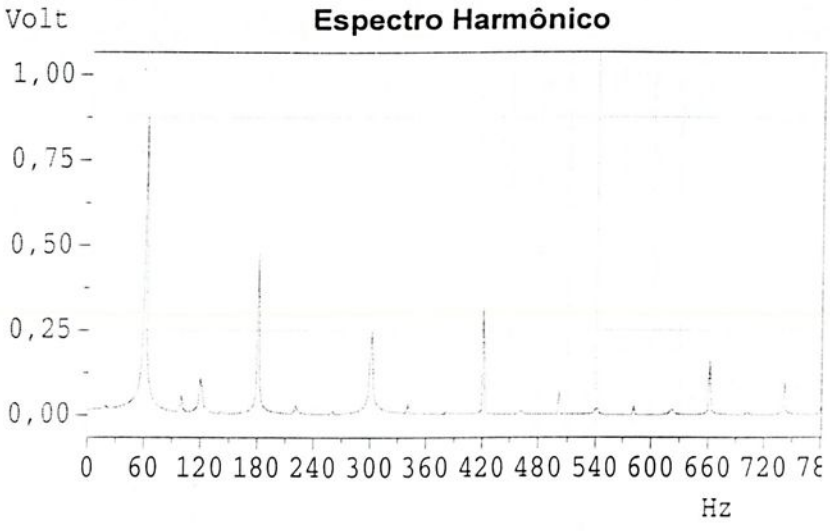
Figura (5.8) – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.7831 e zeros = 48.83%):

(a) no tempo

(b) espectro harmônico.



(a)

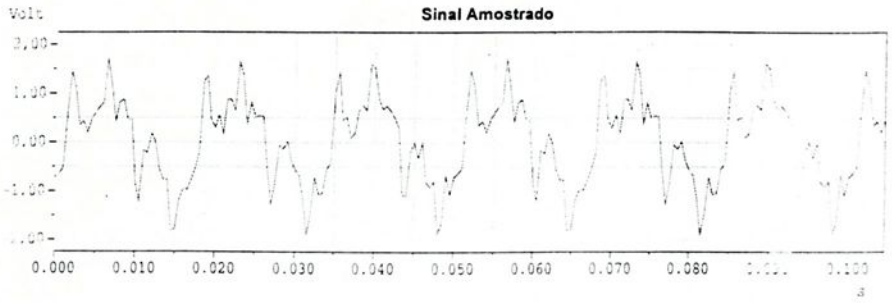


(b)

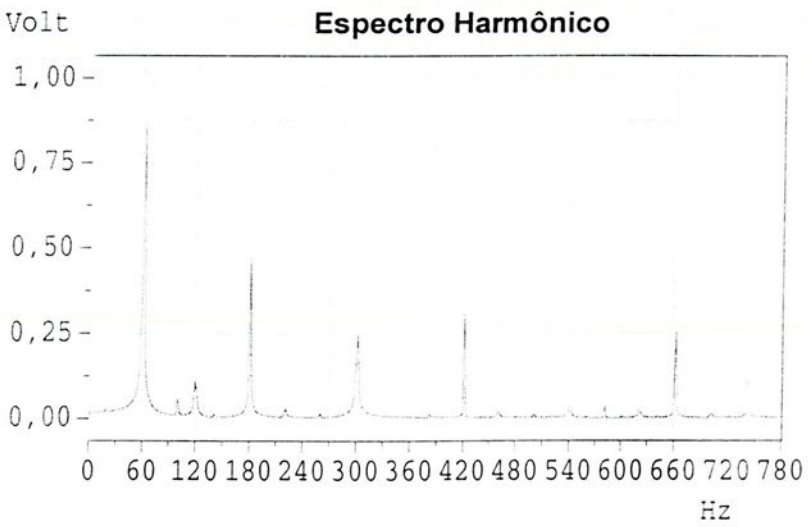
Figura (5.9) – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.3826 e zeros = 36.83%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)



(b)

Figura (5.10) – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.2080 e zeros = 19.75%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.

3.2. Tabela 2 - Resultados da compactação do 2º sinal amostrado.

Sinal - 2			
Limite (p.u.)	0,7831	0,3826	0,2080
Compactação (%)	48,83	36,83	19,75
Erros em relação ao conteúdo harmônico do sinal original (em %)			
Fundamental – 60Hz	0	0	0
3ª harmônica – 180Hz	0	0	0
5ª harmônica - 300Hz	4,55	4,17	4,17
7ª harmônica - 420Hz	21,88	0	3,13
11ª harmônica - 660Hz	89,29	4,29	7,14

4. Simulação 3 - No próximo exemplo, os gráficos dos sinais $A_1[n]$ e $D_1[n]$ são mostrados individualmente nas figuras (5.11)(d) e (5.11)(e). Nas figuras (5.11)(b) e (5.11)(c), se o valor do ε for fixado a 0,9689 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 23 pontos, totalizando 626 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 47,83%. Nas figuras (5.11)(b) e (5.11)(c), se o valor do ε for fixado a 0,4845 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 23 pontos, totalizando 626 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 47,83%. Nas figuras (5.11)(b) e (5.11)(c), se o valor do ε for fixado a 0.2928 p.u., neste caso, $cA_1[n]$ possuirá 603 pontos e $cD_1[n]$ possuirá 144 pontos, totalizando 747 pontos, comparados com 1200 pontos da amostra do sinal original, haverá uma compactação de 37,75%.

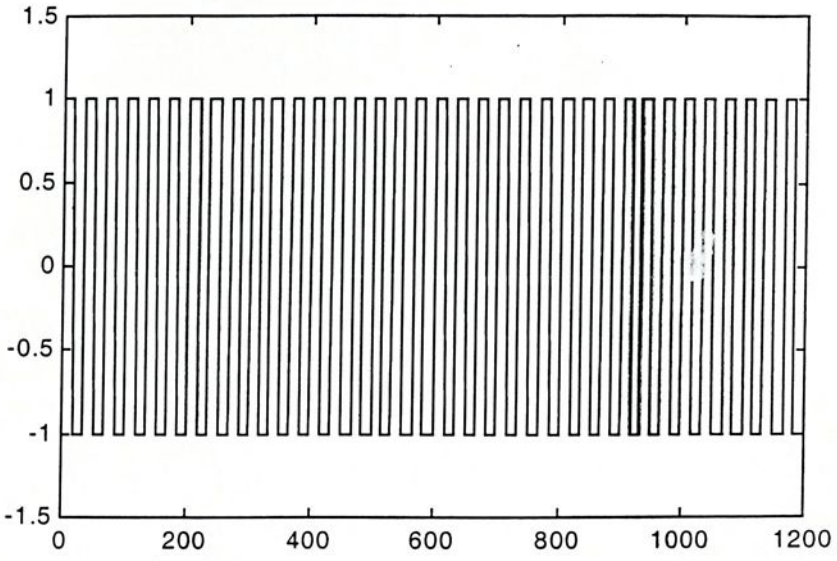


Figura (5.11)(a) Sinal Original $c_0[n]$.

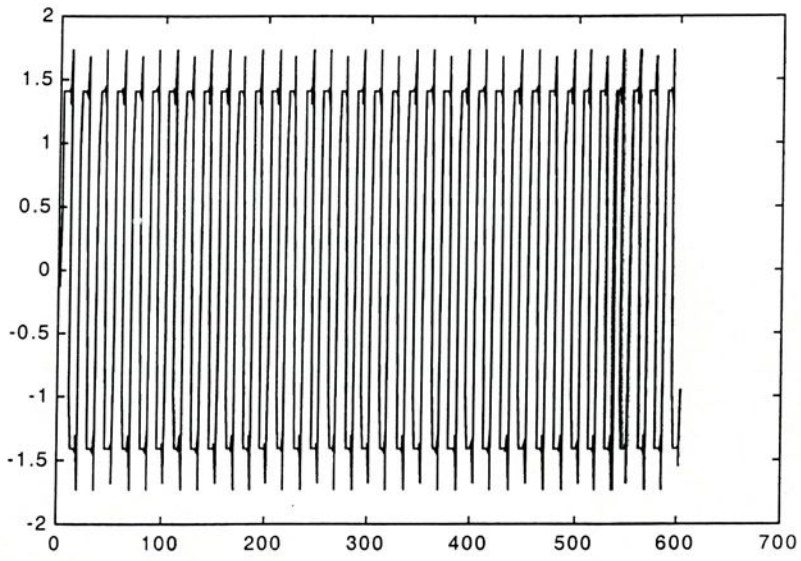


Figura (5.11)(b) $cA_1[n]$, extração dos coeficientes da aproximação.

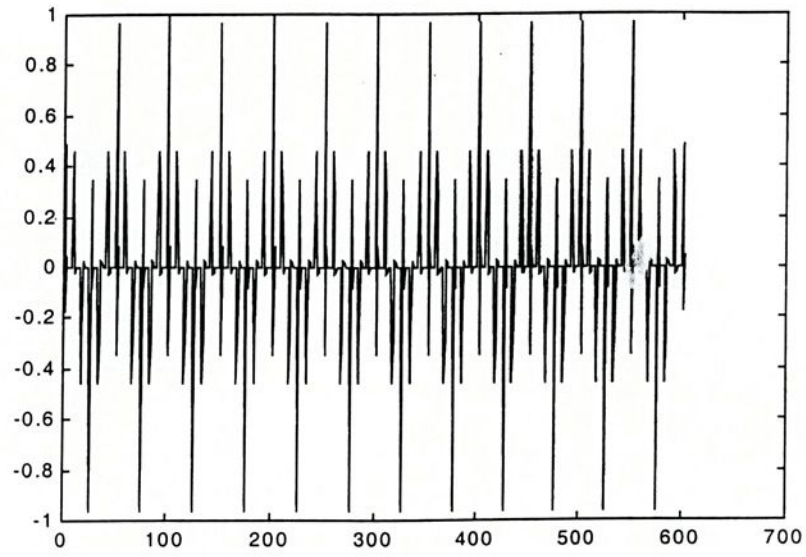


Figura (5.11)(c) $cD_1[n]$, extração dos coeficientes dos detalhes.

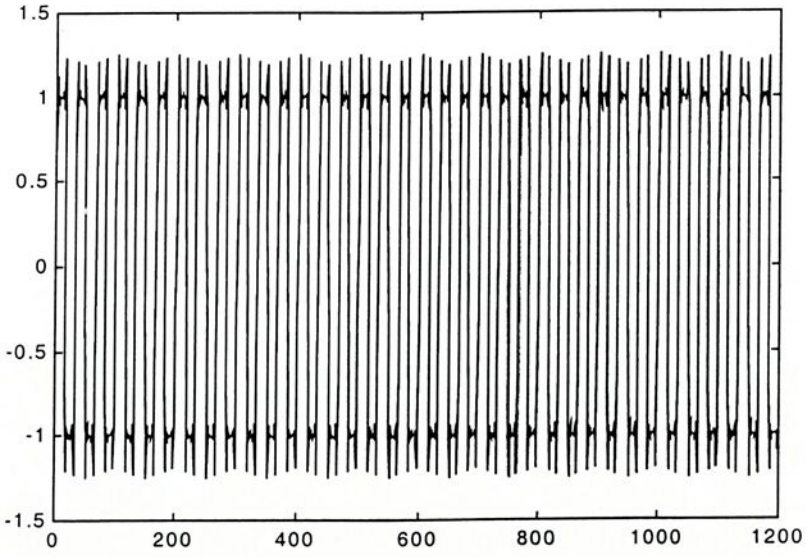


Figura (5.11)(d) $A_1[n]$, reconstrução da aproximação.

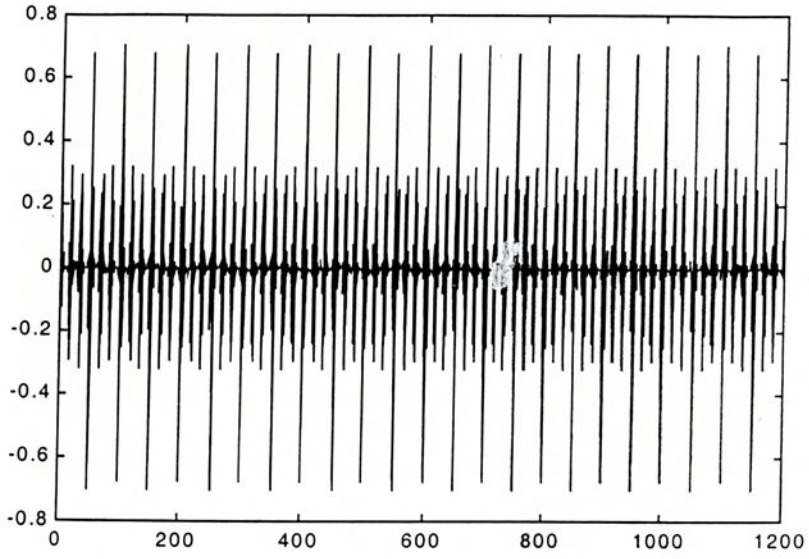


Figura (5.11)(e) $D_1[n]$, reconstrução dos detalhes.

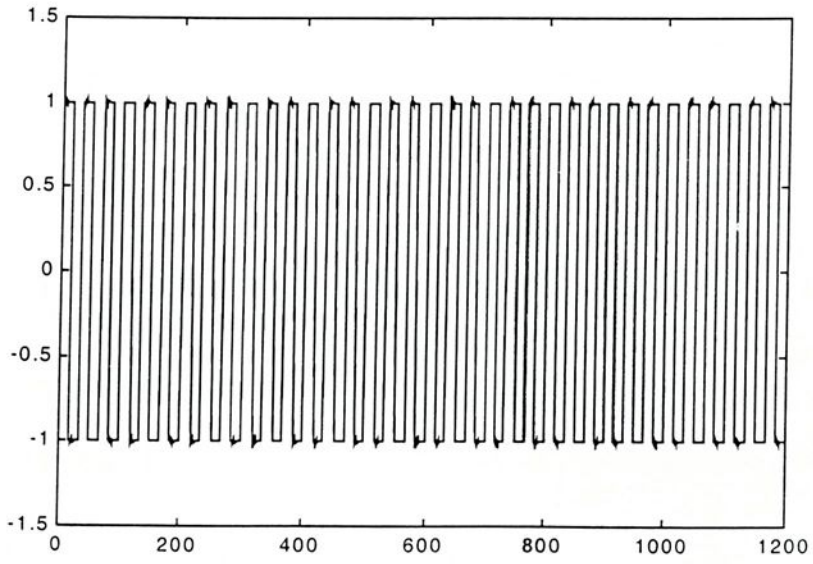


Figura (5.11)(f) $\tilde{c}_0[n]$, reconstrução do sinal original.

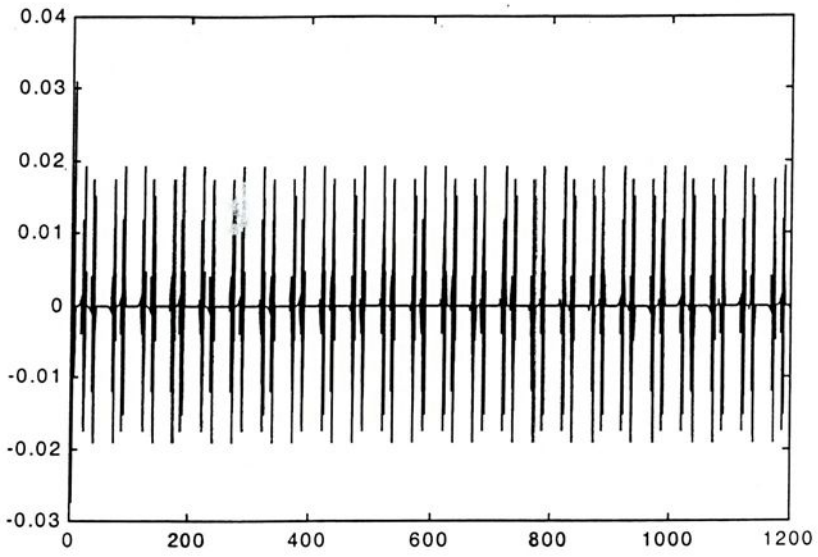


Figura (5.11)(g) $c_0[n] - \tilde{c}_0[n]$, o erro da diferença entre o sinal original e o sinal original reconstruído.

4.1. Sinal 3

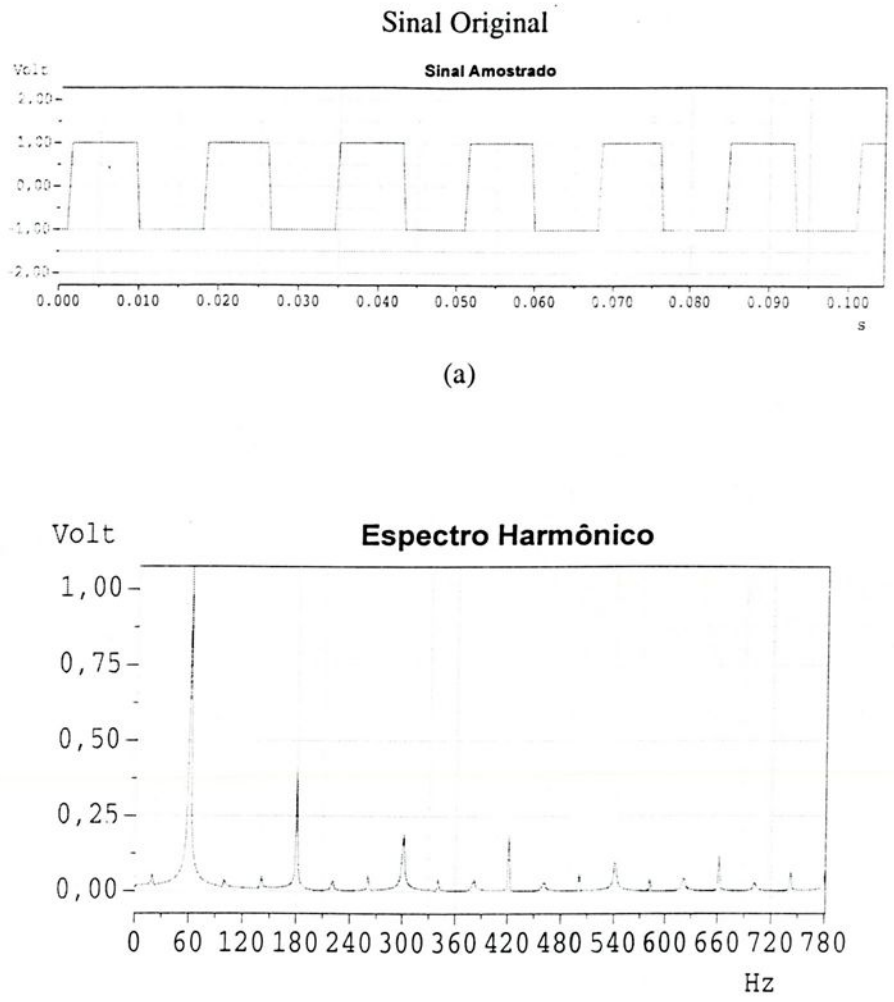
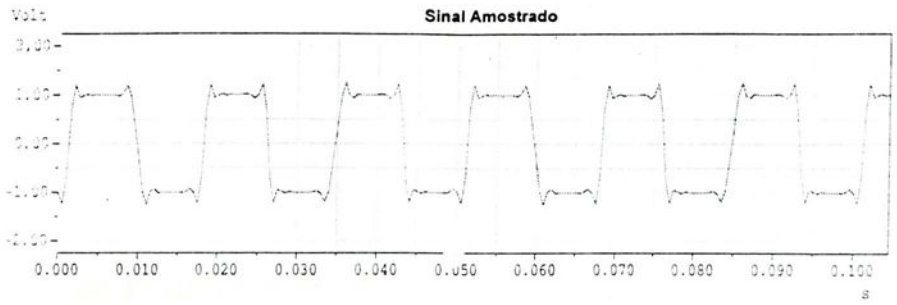


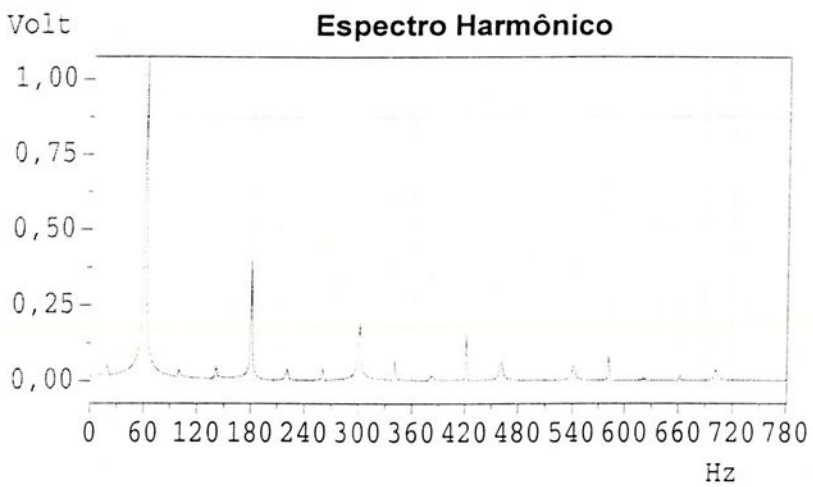
Figura (5.12) – Sinal elétrico original com conteúdo harmônico:

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)

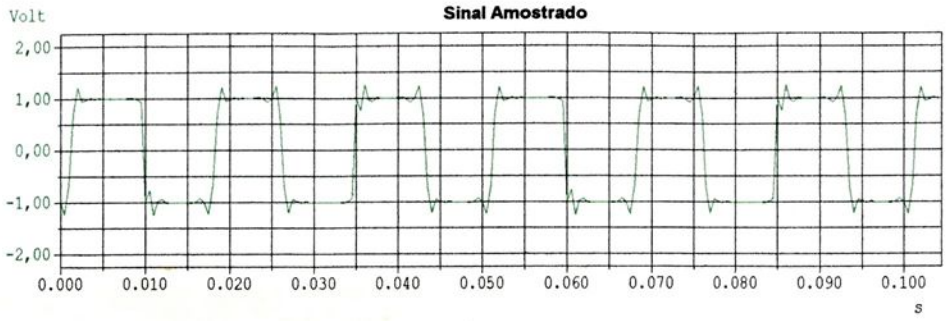


(b)

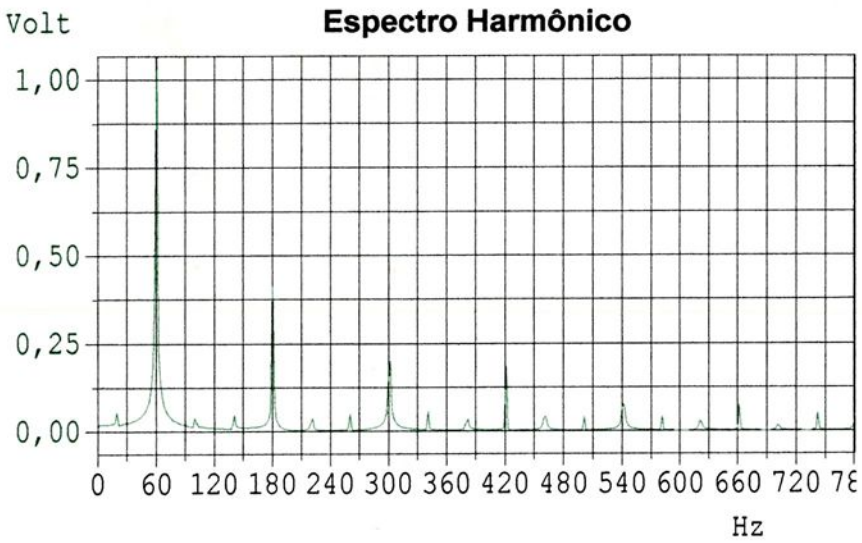
Figura (5.13) – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.9689 e zeros = 47.83%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)

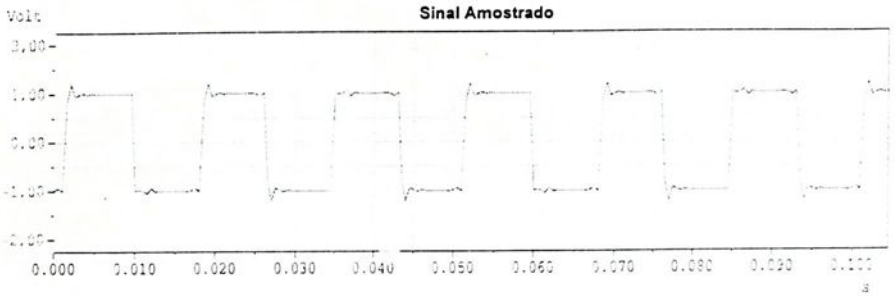


(b)

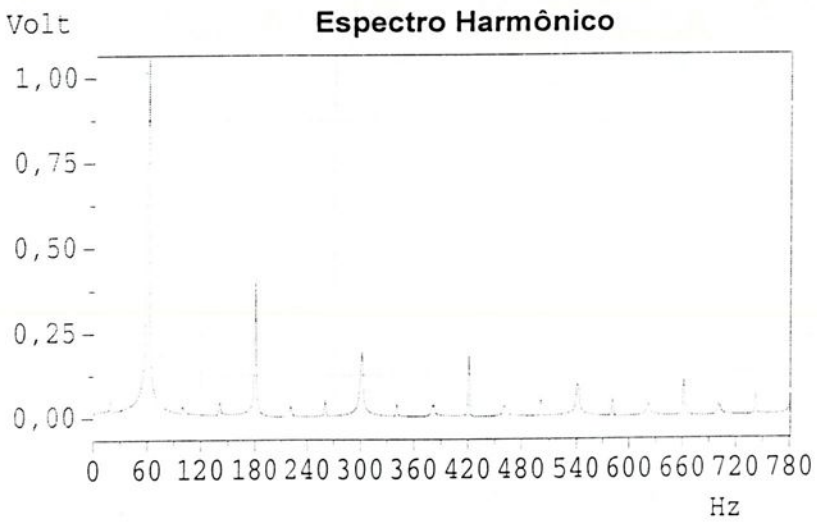
Figura (5.14) – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.4845 e zeros = 47.83%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.



(a)



(b)

Figura (5.15) – Sinal elétrico reconstruído (com limite de 0.2928 e zeros = 37.75%):

(a) no tempo;

(b) espectro harmônico.

4.2. Tabela 3 - Resultados da compactação do 3º sinal amostrado.

Sinal - 3			
Limite (p.u.)	0,9689	0,4845	0,2928
Compactação (%)	47,83	47,83	37,35
Erros em relação ao conteúdo harmônico do sinal original (em %)			
Fundamental - 60Hz	0	0	0
3ª harmônica - 180Hz	0	0	0
5ª harmônica - 300Hz	0	5,26	0
7ª harmônica - 420Hz	11,11	0	5,56
9ª harmônica - 540Hz	40,00	20,0	0
11ª harmônica - 660Hz	80,00	41,67	8,33

Capítulo - 6

Conclusão

Atualmente com a crescente demanda em torno da monitoração e controle da qualidade da energia elétrica, houve um aumento significativo na quantidade de dados armazenados. Por esta razão, faz-se necessária uma aproximação eficiente no papel de redução de dados para a análise da qualidade de energia. Foi proposta uma estrutura baseada na Transformada Wavelet para a redução de dados, sendo que a forma utilizada nesta pesquisa, para avaliar o erro cometido no sinal reconstruído foi o conteúdo harmônico. Demonstrou-se ainda, através da prova de resultados que a utilização da ferramenta wavelets proposta, não só reduziu a quantidade de dados armazenados, como também possuiu a capacidade de reconstrução do sinal aproximado em relação ao sinal original, com uma diferença pouco significativa, conforme visto nas figuras do capítulo 5, o que revela a viabilidade do método como ferramenta de apoio na área de análise de sinais em sistemas de energia elétrica.

Na 1ª simulação com o valor do ε fixado em 0,5179 p.u., houve uma compactação de 49,75%, para ε de 0,2906 p.u., houve uma compactação de 35,83%, para ε de 0,2121 p.u., houve uma compactação de 23,58%.

Na 2ª simulação com o valor do ε fixado em 0,7831 p.u., houve uma compactação de 48,83%, para ε de 0,3826 p.u., houve uma compactação de 36,83%, para ε de 0,2080 p.u., houve uma compactação de 19,75%.

Na 3ª simulação com o valor do ε fixado em 0,9689 p.u., houve uma compactação de 47,83%, para ε de 0,4845 p.u., houve uma compactação de 47,83%, para ε de 0,2928 p.u., houve uma compactação de 37,75%.

Como sugestão para futuros trabalhos propõe-se:

- desenvolvimento de instrumentação digital utilizando-se mecanismos de compactação de dados baseados na Teoria Wavelet.

- avaliar o erro cometido no sinal reconstruído por outro modo além do conteúdo harmônico (por exemplo, calculando os índices de conteúdos harmônicos, DHT (distorção harmônica total) e outros).

unesp

Bibliografia

[1] MISITI, M.; Y. Misiti; G. Oppenhein; J. M. Poggi, "Matlab: Wavelet Toolbox User's Guide", MathWorks, Inc., 1997.

[2] GOMES, Jonas M. et al., "Wavelets: Teoria, Software e Aplicações", IMPA ,Rio de Janeiro,1997.

[3] CHUI, C. K., "An Introduction to Wavelets", Academic Press, Inc., Boston, 1992.

[4] HUANG, Shyh-Jier, et al., "Data reduction of power quality disturbances – a wavelet transform approach" , Eletric Power Systems Research 47 (1998) 79-86, Elsevier Science S.A,1998.

[5] HUANG, Shyh-Jier, et al., "Application of wavelets to classify power system disturbances" , Eletric Power Research 47 (1998) 87-93, Elsevier Science S.A,1998.

[6] BRITO, Núbia S. D., "Teoria Wavelet e sua aplicação em Sistemas de Energia Elétrica"; Tese de Mestrado, UNICAMP, Campinas, S.P., 1996.

[7] VIEIRA, Luviana A.; et al., "Instrumento para monitorar os parâmetros de qualidade de energia", Universidade Federal do Pará, Belém, P.A., 1999.

[8] HSU, H. P., "Análise de Fourier", trad. Paulo Ivo de Queiroz LTC Editora Ltda., Rio de Janeiro,1972.

[9] IEEE, Std 1159: "IEEE Recommended Practice for Monitoring Electric Power Quality", 1995.

[10] NIELSON, J. T., "Analysis of transients in power distribution networks, wavelet analysis", Master's Thesis - Elektronisk Institut, Danmarks Tekniske Universitet - Alemanha, pp. 3, Agosto 1995.

unesp

[11] BRUCE, A.; D. Donoho, & Hong-Ye Gao, "Wavelet Analysis", IEEE Spectrum, october 1996, pp. 26-35.

[12] FIGLIOLA, A.; & E. Serrano, "Analysis of Physiological Time Series Using Wavelet Transform", IEEE BEM Magazine, may/june 1997, pp.74-79.

[13] SAHAMBI, J. S.; S. N. Tandon ;R. K. P. Bhatt, "Using Wavelet Transforms for ECG Characterization", IEEE EMB Magazine, january/february 1997, pp. 77-83.

[14] SPIEGEL, Murray R. , "Análise de Fourier", trad. A. A. Farias, McGraw-Hill do Brasil,São Paulo, 1976.

[15] HERNANDEZ, E.; G. Weiss, "A First Course on Wavelet", Boca Raton. CRC Press, 1996.

[16] WALTER, G. G. , "Wavelets and Others Orthogonal Systems with Applications", CRC Press. Inc. N.W. Boca Raton, Florida, 1994.

[17] BENEDETO, J. J.; M. W. Frazier, "Wavelets: Mathematics and Applications", [edited by] John J., N. W. CRC Press Inc. Boca Raton, Florida, 1993.

[18] RIOUL, O. ; M. Vetterli, "Wavelets and Signal Processing", IEEE Signal Processing Magazine, 8(4), pp. 14-38, Oct. 1991.

[19] SATISH, L. Satish, "Short-time Fourier and wavelet transforms for fault detection in power transformers during impulse tests", IEE Proc.-Sci. Meas. Technol., Vol. 145. No. 2, March 1998.

[20] ROBERTDON, D. C.; O. I. Camps; J.S. Mayer; W. B. Gish, "Wavelet and Electromagnetic System Transients", IEEE Power Engineering Society, Portland.OR., 1995.

cm 1 2 3 4 5 6 7 8 unesp 12 13 14 15 16 17 18

Apêndice - a

1. Usando Wavelets

A caixa de ferramentas Wavelet contém ferramentas gráficas e funções de comando de linha permitindo que se:

· Examine e explore as características individuais de wavelets e o pacote de wavelet.

· Examine as estatísticas dos sinais e as componentes dos sinais.

· Realize uma transformada contínua wavelet de um sinal uni-dimensional.

· Realize uma análise discreta e a síntese de sinais de uma ou duas dimensões.

· Realize uma análise do pacote wavelet de sinais de uma ou duas dimensões.

· Comprima e remoção de ruído de sinais e imagens.

Além do anterior, a caixa de ferramentas faz facilmente com pouco custo a representação e visualização dos dados, escolhe-se:

· Quais sinais serão exibidos;

· A região de interesse para aumentar;

· Um esquema de coloração para exibir os detalhes dos coeficientes wavelet

Este capítulo o leva passo a passo por exemplos que ensinam como usar as ferramentas gráficas e funções de comando de linha . Estes exemplos incluem:

· Análise de Wavelet Contínua (uni-dimensional);

unesp

· Análise de Wavelet Discreta uni-dimensional;

· Análise de Wavelet Discreta bi-dimensional;

2. Análise Wavelet Contínua (uni- imensional)

Esta seção o leva pelas características de análise wavelet contínua que usa a wavelet da caixa de ferramentas MATLAB .

A caixa de ferramentas de wavelet requer só uma função para análise wavelet contínua: cwt.

Nesta seção será mostrado como:

- Carregar um sinal;

- Realizar uma transformada wavelet contínua de um sinal;

- Produzir um gráfico dos coeficientes;

- Ampliar em um detalhe;

- Exibir os coeficientes em modo normal ou modo absoluto;

- Escolher as escalas às quais a análise é executada.

Pode-se realizar análises através do comando de linha ou usando as ferramentas da interface gráfica, esta seção tem subseções que mostram cada método.

A subseção final discute como trocar informação do sinal e do coeficiente, entre o disco e as ferramentas gráficas.

2.1. Análise Contínua usando comando de linha

A figura 1 é um exemplo que envolve um sinal senoidal com ruído.

unesp

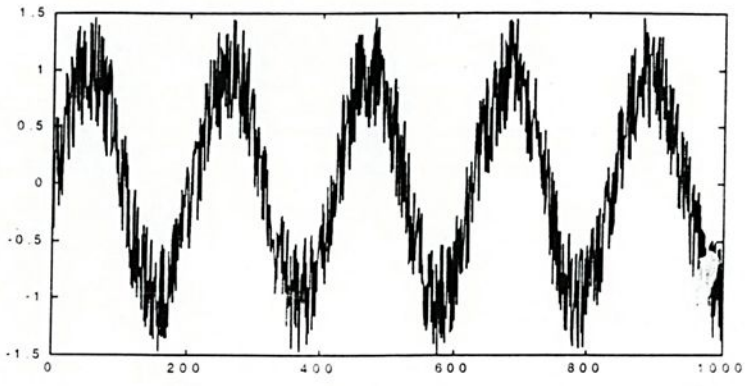


Figura 1

2.1.1. Carregando um sinal

1. Na área de trabalho do MATLAB, digita-se:

load noissin;

Tem-se agora o sinal noissin na área de trabalho:

whos

Name	Size	Elements	Bytes	Density	Complex
noissin	1 by 1000	1000	8000	Full	No

2.1.2. Realizando uma Transformada Contínua Wavelet

2. Utiliza-se o comando cwt. Digita-se:

c = cwt (noissin,1:48, ' db4 ');

Os argumentos para cwt especificam o sinal a ser analisado, as escalas da análise, e a wavelet a ser usada. O argumento C contém os coeficientes a várias escalas. Neste caso, C é uma matriz 48-por1000, cada fila da qual corresponde a uma única escala.

2.1.3. Plotando os Coeficientes

O comando de cwt aceita um quarto argumento. Esta é uma seção que, quando presente, produz cwt em um gráfico dos valores absolutos da transformada wavelet contínua dos coeficientes.

3. Digita-se

```
c = cwt(noissin,1:48, ' db4 ', ' plot ');
```

A seguinte figura aparecerá:

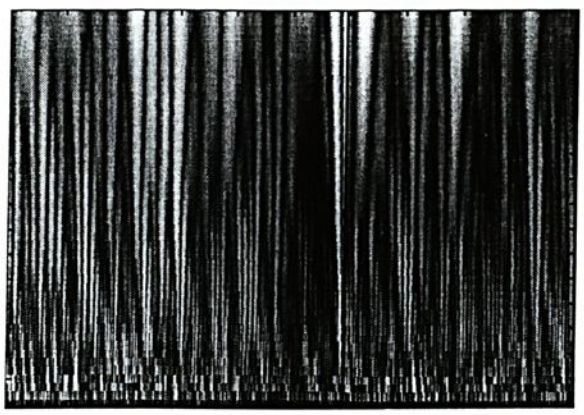


Figura 2

É claro que, o gráfico dos coeficiente gerados pelo comando de linha podem ser manipulados, pois usam comandos gráficos ordinários do MATLAB. A cor para o quadro pode ser modificada para cor-de-rosa, para isto digita-se:

```
colormap(pink)
```

2.1.4. Escolhendo as escalas para a análise

O segundo argumento para cwt dá um preciso controle em cima do nível de escala na qual a análise contínua é realizada. No exemplo anterior, usou-se todas as escalas de 1 a 48, mas pode-se construir qualquer vetor de escalas, sujeito aos seguintes procedimentos:

. As escalas devem ser números reais positivos;

. A escala inicial deve ser positiva;

. O incremento da escala deve ser positivo;

. A escala mais alta não pode exceder um máximo, dependendo do sinal.

4. Repita-se a análise usando outra escala de 2 a 128, para fazer isto, digita-se:

```
c = cwt(noissin,2:2:128, ' db4 ', ' plot');
```

Uma nova figura aparecerá:

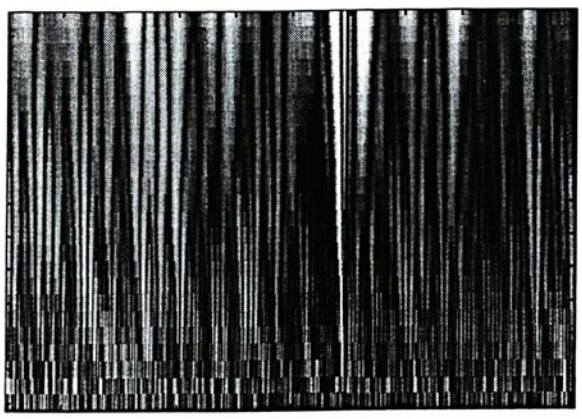


Figura 3

Esta figura dá um quadro mais claro do que está acontecendo com o sinal e identifica a periodicidade.

2.2. Análise Contínua usando a interface gráfica

Usou-se a Continuous Wavelet 1-D da ferramenta, para analisar o mesmo sinal senoidal com ruído.

2.2.1. Começando a ferramenta da Wavelet Contínua 1-D

1.Na tela do MATLAB, digita-se wavemenu .

Aparecerá Wavelet Toolbox do menu principal.

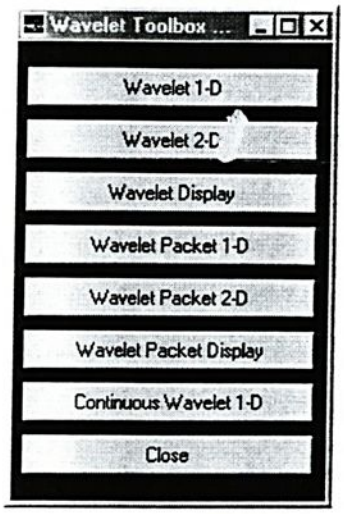


Figura 4

2. Clica-se no item do menu Continuous Wavelet 1-D.

Aparecerá a ferramenta para análise dos dados da wavelet contínua de sinais unidimensionais.

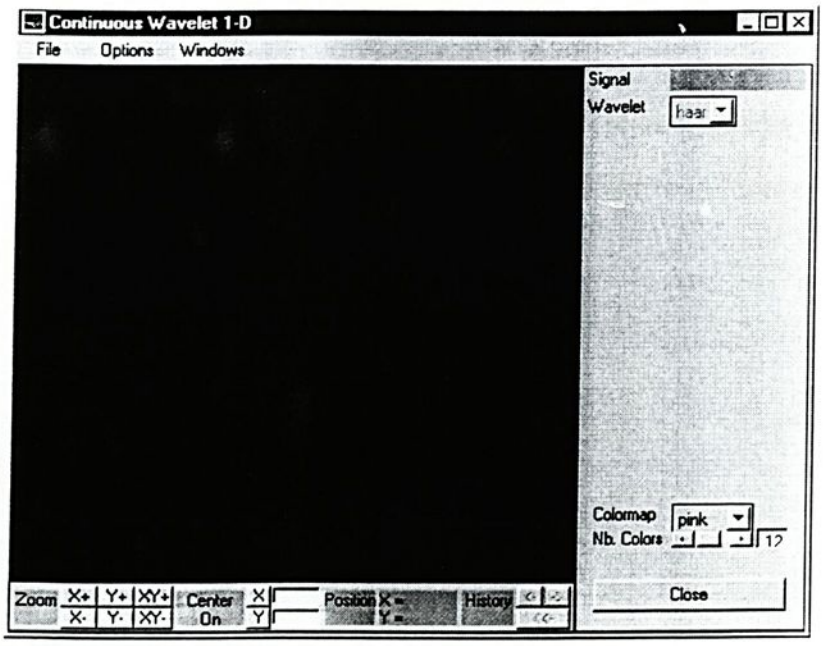


Figura 5

2.2.2. Carregando um Sinal

3. Escolhe-se no menu a opção File ⇒ Load Signal.

4. Quando aparecer a caixa de diálogo Load Signal, seleciona-se o arquivo demonstrativo .MAT noissin.mat, que se encontra no diretório do MATLAB toolbox/ wavelet/wavedemo. Clica-se no botão OK.

O sinal senoidal com ruido está carregado na ferramenta Continuous Wavelet 1-D .

2.2.3. Realizando uma Transformada Contínua Wavelet

Para começar a análise, realiza-se uma análise que usa a wavelet db4 com escalas de 1 por 48, da mesma maneira que foi feito usando funções de comando de linha na seção anterior.

5. Na parte direita superior da ferramenta Continuous Wavelet 1-D, seleciona-se a wavelet db4 com nível de escala 1-48.

6. Clica-se o botão Analyze.

Depois de uma pausa para computação, a ferramenta exibe o gráfico dos coeficientes.

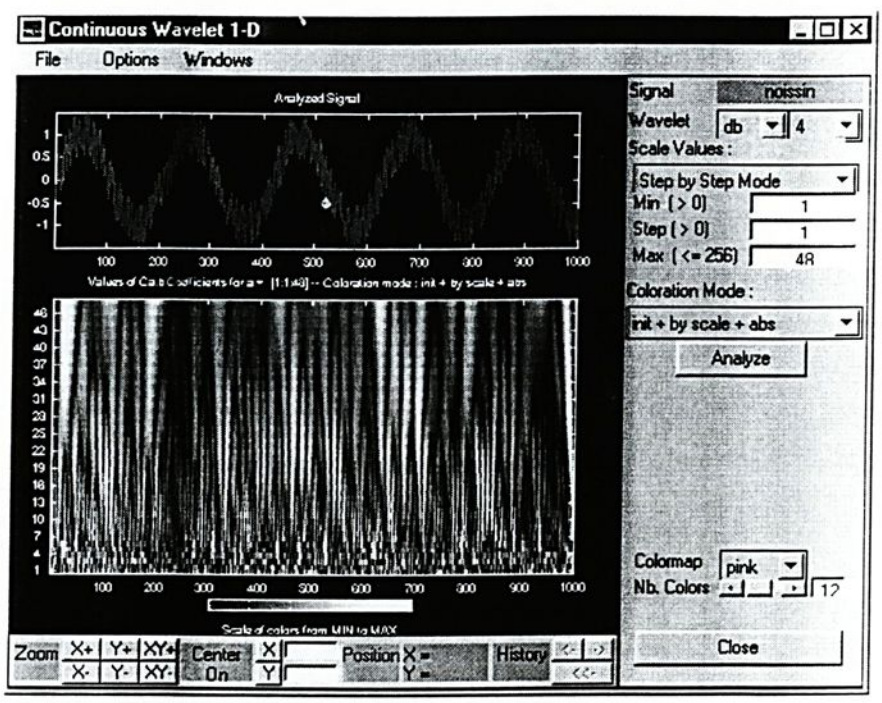


Figura 6

2.2.4. Ampliando em um detalhe

7. Seleciona-se uma faixa na figura 6 (segurando o botão esquerdo do mouse) em cima da parte do sinal que se quer aumentar.

8. Clica-se o botão X+ (localizado abaixo na tela da figura 6), ampliará apenas horizontalmente.

A ferramenta Continuous Wavelet 1-D aumenta o sinal exibido e o gráfico dos coeficientes.

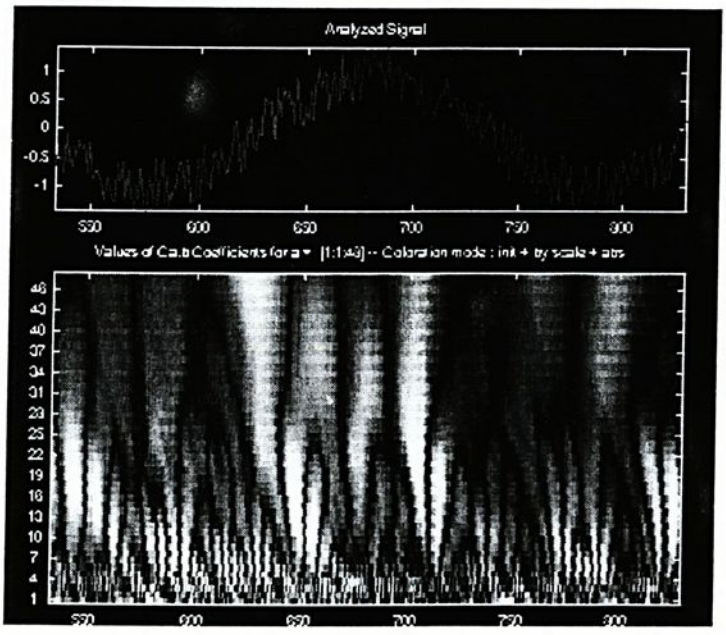


Figura 7

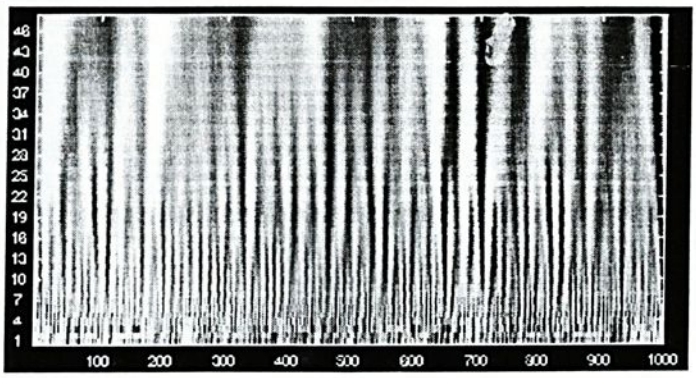
Do mesmo modo que a análise do comando de linha nas páginas anteriores, pode-se mudar as escalas ou a wavelet analisada e repetir a análise. Para fazer isto, basta editar os campos necessários e apertar o botão Analyze.

2.2.5. Vista Normal ou Absoluta dos coeficientes

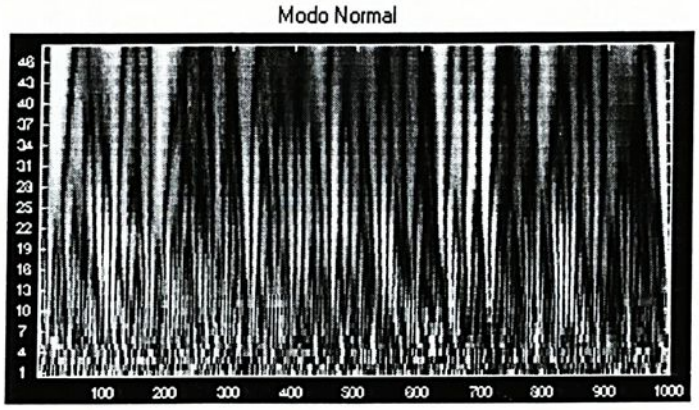
A ferramenta Continuous Wavelet 1-D, permite ou plotar os valores absolutos dos coeficientes da wavelet, ou os próprios coeficientes.

9. Escolhe-se o Absolute Mode ou Normal Mode e a Coloration Mode no menu, basta localizar e clicar o botão Analyze. Em modo normal, as cores são escaladas entre o mínimo e o máximo dos coeficientes, em modo absoluto, as cores são escaladas entre zero e o valor máximo absoluto dos coeficientes.

O gráfico dos coeficientes é mostrado no modo que foi selecionado.



Modo Normal



Modo Absoluto

Figura 8

2.3. Importando e exportando informação da interface gráfica

A ferramenta Continuous Wavelet 1-D da interface gráfica permite importar e exportar informações para o disco.

Pode-se:

. Carregar sinais do disco para dentro da ferramenta Continuous Wavelet 1-D.

unesp

. Salvar os coeficientes da wavelet da ferramenta Continuous Wavelet 1-D no disco.

2.3.1. Carregando sinais na ferramenta Continuous Wavelet 1-D

Para carregar um sinal construído na área de trabalho do MATLAB na ferramenta Continuous Wavelet 1-D, salva-se o sinal em um arquivo .MAT que tem o mesmo nome como o da própria variável do sinal.

Por exemplo, supõe-se que projetou-se um sinal chamado warma e se quer analisá-lo na ferramenta Continuous Wavelet 1-D, digita-se:

```
save warma
```

Na área de trabalho a variável warma deve ser um vetor.

```
sizwarma = size(warma}

sizwarma =
                1          1000
```

Para carregar este sinal na ferramenta Continuous Wavelet 1-D, usa-se a opção do menu File ⇒ Load Signal.

Uma caixa de diálogo aparecerá, e isso permitirá selecionar o arquivo .MAT apropriado a ser carregado.

2.3.2. Salvando os Coeficientes da Wavelet

A ferramenta Continuous Wavelet 1-D permite salvar os coeficientes da wavelet para o disco. A caixa de ferramentas cria um arquivo .MAT no diretório atual com a extensão wc1 e um nome previamente escolhido.

Para salvar os coeficientes da wavelet contínua da presente análise, utiliza-se a opção do menu File ⇒ Save Coefficients.

unesp

Uma caixa de diálogo aparecerá, permitindo especificar um diretório e o nome do arquivo para armazenar os coeficientes.

Considera-se a análise demonstrativa:

File ⇒ Demo Analysis ⇒ usando haar com escalas [1:1:64] ⇒ curva de Cantor.

Depois de salvar os coeficientes da wavelet contínua para o arquivo cantor.wcl, carregam-se as variáveis na área de trabalho.

```
load  wcantor.wcl -mat
whos
```

Name	Size	Elements	Bytes	Density	Complex
Coefs	64 by 2188	140032	1120256	Full	No
Scales	1 by 64	64	512	Full	No

As variáveis coefs e scales contêm os coeficientes da wavelet contínua e as escalas associadas. Mais precisamente, no exemplo acima coefs é uma matriz 64-por-2188, uma fila para cada escala, e cada escala é um vetor 1-por-64 (1:64).

3. Análise Wavelet Discreta uni-dimensional

Nesta seção serão vistas as características de uma análise wavelet discreta uni-dimensional que usa a caixa de ferramentas wavelet do MATLAB.

A caixa de ferramentas Wavelet fornece a essas funções uma análise de sinal uni-dimensional.

3.1. Análise da decomposição de funções:

Nome da função	Propósito
dwt	Decomposição de um-passo
wavedec	Decomposição de multi-passo

3.2. Sínteses das funções de reconstrução:

Nome da função	Propósito
idwt	Reconstrução de um-passo
waverec	Reconstrução cheia
wrcoef	Reconstrução seletiva
upcoef	Reconstrução única

3.3. Utilidades da estrutura da decomposição:

Nome da função	Propósito
detcoef	Extração dos coeficientes dos detalhes
appcoef	Extração dos coeficientes das aproximações
upwlev	Estrutura da decomposição e reconstrução

3.4. Compressão e eliminação de ruídos:

Nome da função	Propósito
Ddencmp	Eliminação de valores para compressão ou eliminação de ruídos
wdencmp	Wavelet de compressão ou eliminação de ruídos
wden	Wavelet automático para eliminação de ruídos

Nesta seção será mostrado como:

- Carregar um sinal;
- Realizar uma decomposição wavelet de um sinal de nível único;
- Construir os coeficientes das aproximações e detalhes;
- Exibir a aproximação e detalhe;

unesp

· Regenerar um sinal através da transformada wavelet inversa;

· Realizar uma decomposição wavelet de um sinal de vários níveis;

· Extrair os coeficientes de aproximação e detalhe;

· Reconstruir a aproximação em 3 níveis;

· Reconstruir os detalhes nos níveis 1, 2, e 3;

· Exibir os resultados de uma decomposição de vários níveis;

· Reconstruir o sinal original de decomposição de 3 níveis;

· Remover o ruído de um sinal;

· Refinar uma análise;

· Comprimir um sinal;

· Mostrar as estatísticas e histogramas de um sinal.

Então, pode-se realizar uma análise através do comando de linha ou usando as ferramentas da interface gráfica, observa-se agora cada método.

3.5. Análise uni-dimensional utilizando o comando de linha

Este exemplo envolve o consumo de um sinal elétrico no mundo real, medido durante três dias. Este sinal é particularmente interessante por causa do ruído introduzido quando um defeito aconteceu no equipamento de monitoramento quando estavam sendo feitas as medidas. A análise Wavelet remove o ruído efetivamente.

unesp

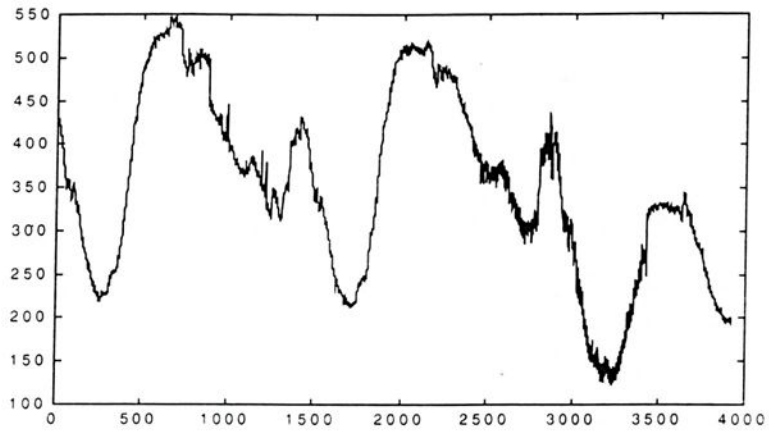


Figura 9

3.5.1. Carregando o sinal

1. Na tela do MATLAB, digita-se:

load leleccum;

2. Estabelecida a variável, digita-se:

s = leleccum (1:3920);
ls = length (s);

3.5.2. Realizando um-passo na Decomposição Wavelet de um sinal

3. Para realizar uma decomposição de um-passo de um sinal usando a wavelet dbl. Digita-se:

[cA1,cD1] = dwt (s, ' dbl');

Isto gera os coeficientes de nível 1 da aproximação (cA1) e detalhe (cD1).

3.5.3. Construindo as Aproximações e Detalhes dos coeficientes

4. Para a construção de nível 1 da aproximação e detalhe (A1 e D1) do coeficientes cA1 e cD1, digita-se:

```
Al = upcoef ('a', cA1, ' db1',1,ls);
Dl = upcoef ('d', cDl, ' dbl',1,ls);
```

3.5.4. Exibindo a Aproximação e Detalhe

5.Para a exibição dos resultados da decomposição de um nível, digita-se:

```
subplot(1,2,l); plot(A1); title (' Aproximação A1 ')
subplot(l,2,2); plot(D1); title (' detalhe Dl')
```

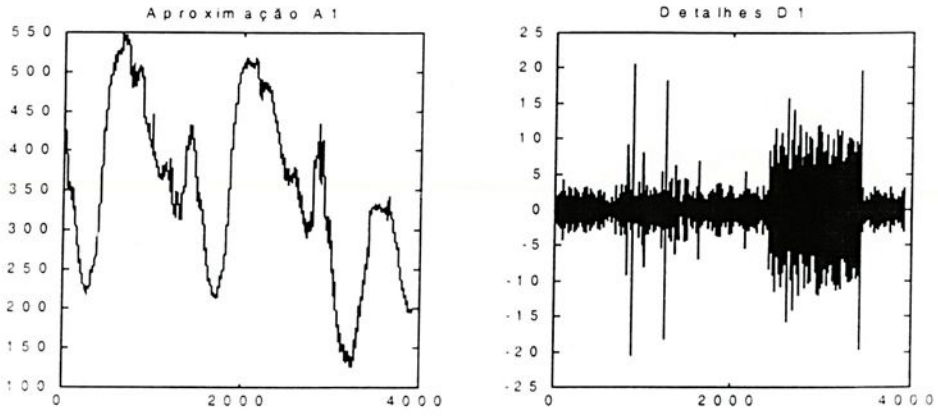


Figura 10

3.5.5. Reconstruindo um sinal pela Transformada Wavelet Inversa

6. Para achar a transformada inversa, digita-se:

```
A0 = idwt(cAl, cDl, ' dbl',ls);
```

3.5.6. Realizando uma Decomposição Wavelet em multi-níveis de um sinal

7.Para realizar a decomposição do sinal de 3 níveis (usando novamente a wavelet dbl), digita-se:

```
[C,L] = wavedec(s,3, ' dbl ');
```

Os coeficientes de todos os componentes de uma decomposição de terceiro-nível (quer dizer, a aproximação de terceiro-nível e os três primeiros níveis do detalhe) são retornados, relacionando em um vetor, C. Vetor L que dá as durações de cada componente (figura 11).

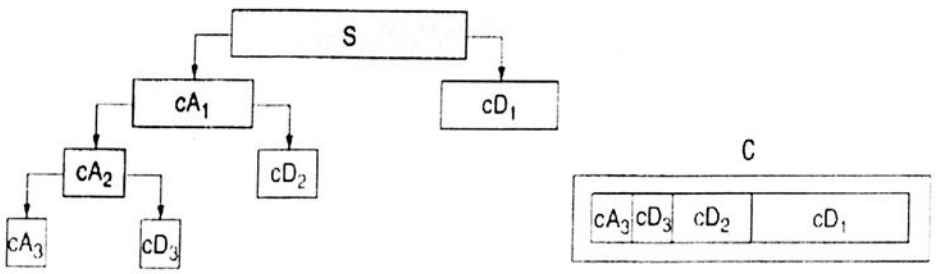


Figura 11

3.5.7. Extração dos coeficientes de Aproximação e Detalhe

8. Para extrair em 3 níveis os coeficientes de aproximação de C, digita-se:

```
cA3 = appcoef (C, L, ' dbl', 3);
```

9. Para extrair nos níveis 3, 2, e 1 os coeficientes de detalhe de C, digita-se:

```
cD3 = detcoef(C,L,3);
cD2 = detcoef(C,L,2);
cDl = detcoef(C,L,1);
```

3.5.8. Reconstruindo a Aproximação no nível 3

10. Para reconstruir a aproximação de C no nível 3, digita-se:

A3 = wrcoef (' a' ,C, L, ' db1 ', 3);

3.5.9. Reconstruindo os Detalhes nos níveis 1, 2 e 3

11.Para reconstruir os detalhes de C a níveis 1, 2 e 3, digita-se:

Dl = wrcoef ('d',C,L,'dbl',1);
D2 = wrcoef ('d',C,L,'dbl',2);
D3 = wrcoef ('d',C,L,'dbl',3);

3.5.10. Exibindo os resultados de uma Decomposição de multi-níveis

12. Para exibir os resultados da decomposição de nível 3, digita-se:

subplot(2,2,1); plot(A3); title ('Aproximação A3');
subplot(2,2,2); plot(D1); title ('Detalhe Dl');
subplot(2,2,3); plot(D2); title ('Detalhe D2 ');
subplot(2,2,4); plot(D3); title ('Detalhe D3 ');

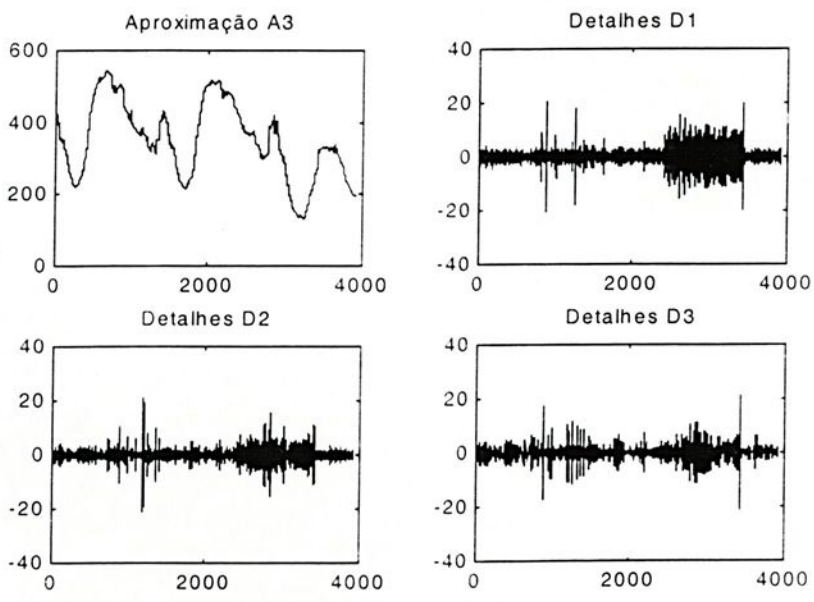


Figura 12

3.5.11. Reconstruindo o Sinal Original da Decomposição de nível 3

13. Para reconstruir o sinal original da estrutura da decomposição wavelet, digita-se:

```
A0 = waverec (C, L, 'dbl');
```

3.6. Eliminação de ruído de um sinal bruto

Usando wavelets para remover ruído de um sinal requer identificação de qual componente ou componentes contêm o ruído e reconstrói-se o sinal, então, sem essas componentes.

Neste exemplo, nota-se que aproximações sucessivas ficam menos ruidosas quando cada vez mais informações de alta-freqüência, são filtradas para fora do sinal.

Uma aproximação de nível 3, A3, é bastante limpa em uma comparação entre esta e a exposição do sinal original.

14. Para comparar a aproximação com o sinal original, digita-se:

```
subplot(2,1,1); plot(s); tit1e ('Origina1'); axis off
subplot(2,1,2); plot(A3); title ('Aproximação de Nível 3 '); axis off
```

Figura 13

É claro que, descartando toda a informação de alta-freqüência, perde-se também muitas das características mais afiadas do sinal original.

Uma eliminação de ruídos ótima requer uma aproximação mais sutil chamada thresholding, isto implica descartar só a porção dos detalhes que excedem um certo limite.

3.6.1. Removendo ruído por Thresholding

Observa-se, novamente, a análise dos detalhes de nível 3 .

15. Para exibir os detalhes D1, D2, e D3, digita-se:

```
subplot(3,1,1); plot(Dl); title ('Detalhe Nível 1'); axis off
subplot(3,1,2); plot(D2); title ('Detalhe Nível 2'); axis off
subplot(3,1,3); plot(D3); title ('Detalhe Nível 3'); axis off
```

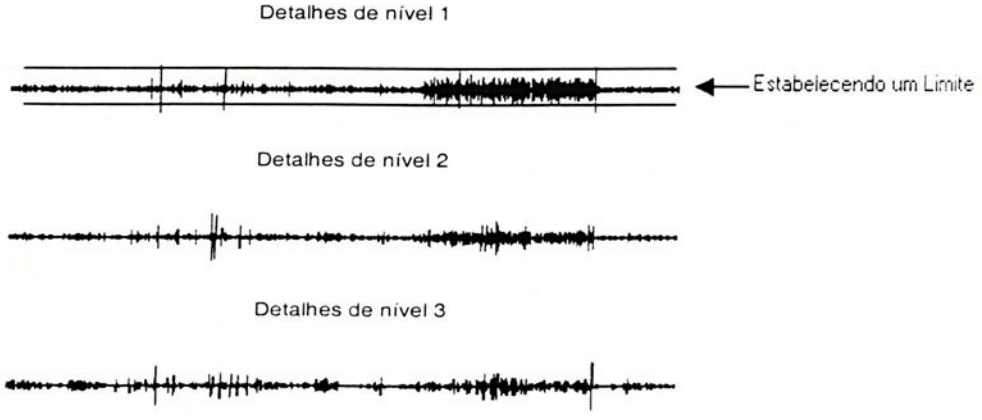


Figura 14

A maioria dos ruídos acontecem na parte posterior do sinal, onde os detalhes mostram a sua maior atividade. O que aconteceria ao limitar a força dos detalhes restringindo os seus valores de máximo? Isto teria o efeito de corte do ruído, embora deixaria os detalhes inalterados na maior parte de sua duração, mas há um modo melhor.

Nota-se que cD1,cD2, e cD3 são justamente vetores do MATLAB, e poderia-se manipular cada vetor diretamente, situando cada elemento para alguma fração dos picos

dos vetores ou a média dos valores. Então poderia-se reconstruir os novos detalhes do sinal, D1, D2, e D3 do thresholded dos coeficientes.

16. Para eliminação do ruído de um sinal, usa-se o comando ddencmp para calcular os parâmetros que faltam e o comando wdencmp para realizar a atual eliminação de ruídos, digita-se:

```
[thr,sorh,keepapp] = ddencmp ('den','wv',s);
clean = wdencmp ('gbl',C,L,'dbl',3,thr,sorh,keepapp);
```

Nota-se que passou-se para wdencmp os resultados da decomposição (C e L), calculados no passo 7 anteriormente. Também especificou-se que foi usada a wavelet dbl para realizar a análise do sinal original, e especificou-se a opção de thresholding global 'gbl'.

17. Para exibir ambos os sinais, original e eliminação de ruídos, digita-se:

```
subplot(2,1,1); plot(s(2000:3920)); title ('Original')
subplot(2,1,2); plot(clean(2000:3920)); title ('Eliminação de Ruídos')
```

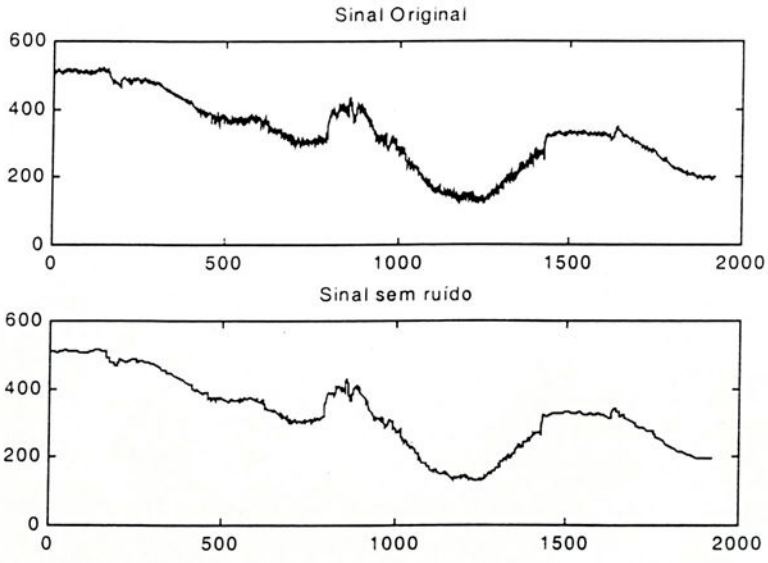


Figura 15

Tem-se plotados aqui só a parte posterior ruidosa do sinal. Observa-se como removeu-se o ruído para fora sem comprometer o detalhe agudo do sinal original, esta é uma força da análise de wavelet.

Enquanto usando as funções de comando de linha para remover o ruído de um sinal, podem ser incômodos, a caixa de ferramentas Wavelet da interface gráfica incluem uma eliminação de ruídos fácil de usar, característica que inclui thresholding automático.

4. Análise uni-dimensional que utiliza a interface gráfica

Nesta seção explorou-se o mesmo sinal de consumo elétrico como na seção passada na figura 9, mas serão usadas as ferramentas da interface gráfica para analisar o sinal.

4.1. Começando com a análise da ferramenta Wavelet 1-D

1. Na tela do MATLAB, digita-se wavemenu. Aparecerá Wavelet Toolbox do menu principal, visto na figura 4.
2. Clica-se o item Wavelet 1-D do menu. Aparecerá a ferramenta de análise da wavelet discreta para os dados de sinais uni-dimensionais, na figura 16.

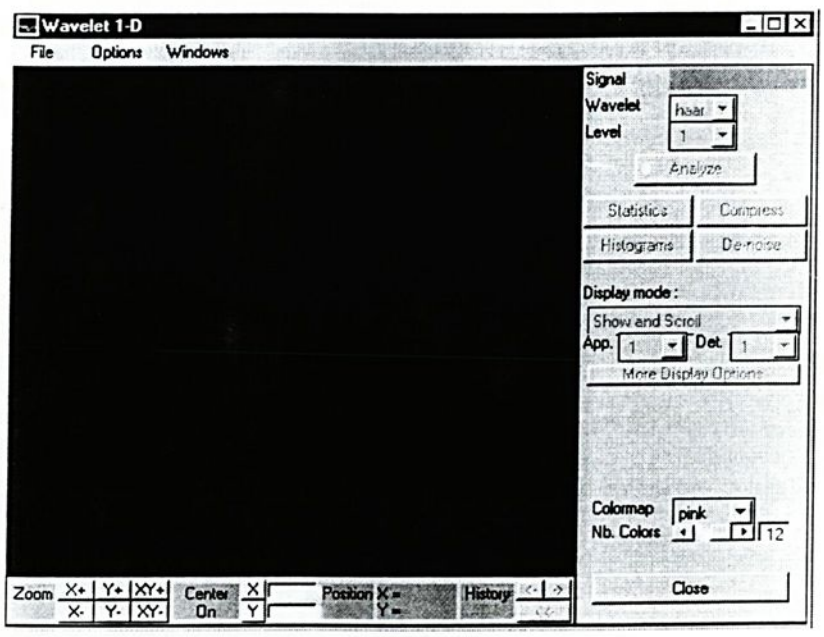


Figura 16

4.2. Carregando um sinal

3. Do menu File, escolhe-se a opção Load Signal.

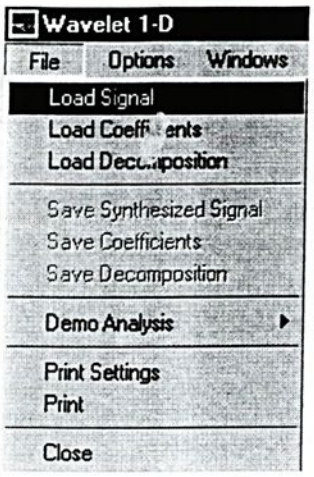


Figura 17

4. Quando aparecer a caixa de diálogo Load Signal, seleciona-se o demonstrativo Mat-file leleccurn.mat, que deve residir no diretório do MATLAB, toolbox/wavelet/wavedemo. Clica-se no botão OK.

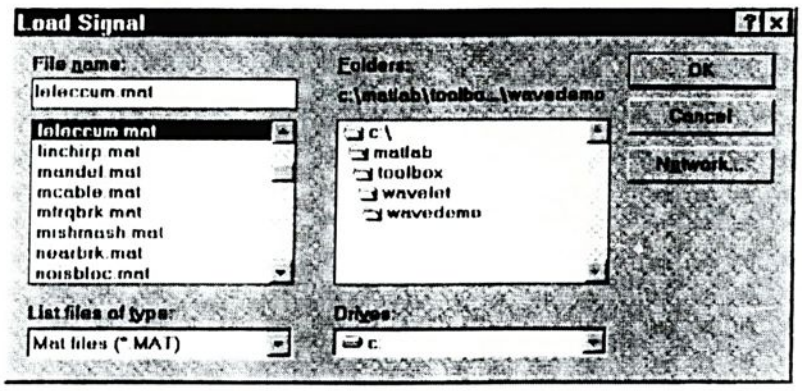


Figura 18

O sinal de consumo elétrico está carregado na ferramenta Wavelet 1-D.

4.3. Realizando a Decomposição Wavelet de um sinal a um-passo.

Começando a análise, realiza-se uma decomposição de um único-nível que usa o wavelet db1, da mesma maneira que foi feito usando as funções de comando de linha na seção anterior.

5. Na parte superior direita da ferramenta Wavelet 1-D, seleciona-se o wavelet db1 e decomposição de único-nível (figura 16).

6. Clica-se o botão Analyze.

Depois de uma pausa para computação, a ferramenta exibirá a decomposição.

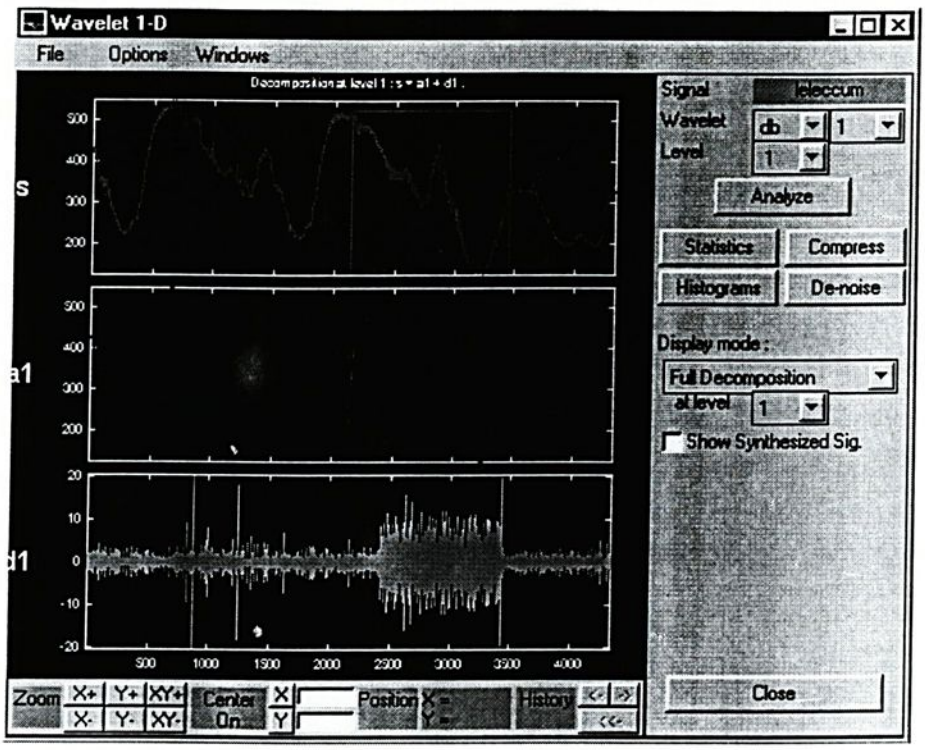


Figura 19

4.4. Ampliando um detalhe relevante

Uma vantagem de usar as ferramentas da interface gráfica é que pode-se ampliar facilmente em qualquer parte do sinal e pode-se examinar isto com maior detalhe.

7. Seleciona-se uma faixa na caixa (segurando o botão esquerdo do mouse) em cima da parte do sinal que se quer aumentar. Aqui, selecionou-se a parte ruidosa do sinal original.

8. Clica-se o botão XY+ (localizado na tela abaixo da figura 19) ampliando ambos horizontalmente e verticalmente.

A ferramenta Wavelet 1-D exibirá os sinais ampliados.

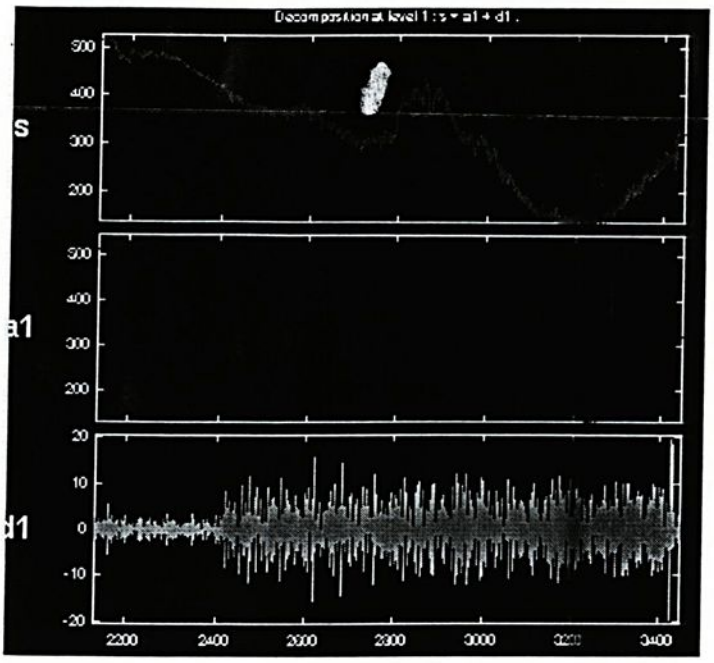


Figura 20

Os outros controles ampliam para mais ou para menos conforme se requisitar. Por exemplo, o botão X- amplia horizontalmente. A função mantém o caminho de todas as visões do sinal. Retorna-se em um nível da ampliação anterior clicando a seta esquerda do botão.

4.5. Realizando uma Decomposição de um sinal de multi-níveis

Novamente, serão usadas as ferramentas gráficas, copiando o que foi feito na seção anterior, que usa funções de comando de linha, realizando uma decomposição de sinal de nível 3 usando a wavelet dbl:

9. Simplesmente seleciona-se " 3 " do menu no lado direito superior da figura 19, e então clica-se o botão Analyze novamente.

Depois que a decomposição for realizada, vê-se uma nova análise aparecer na ferramenta Wavelet 1-D.

unesp

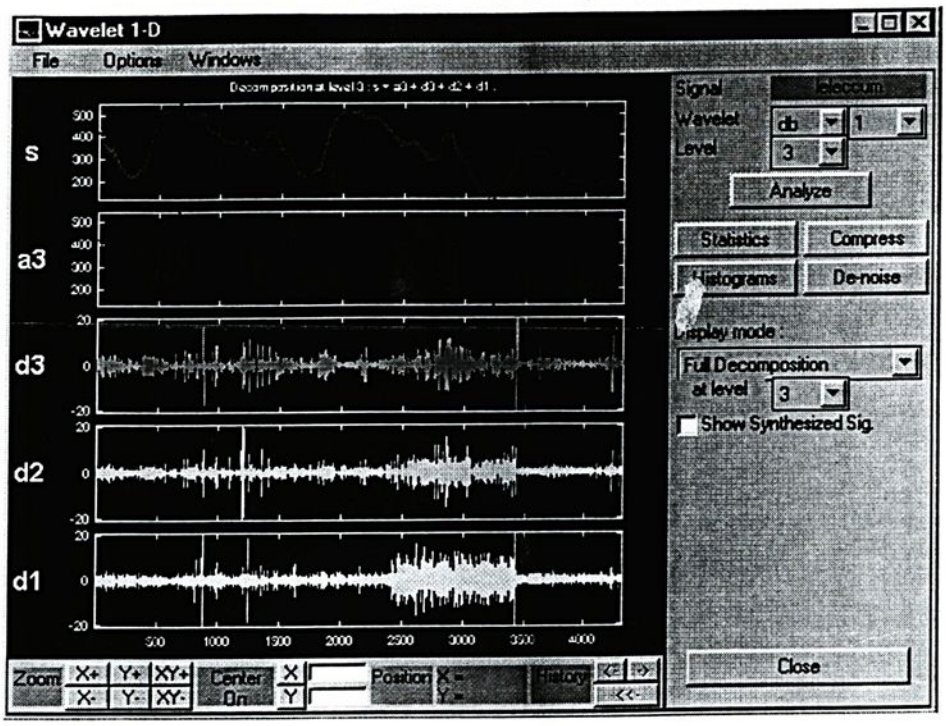


Figura 21

4.6. Selecionando diferentes perspectivas da Decomposição

O menu à direita no meio possibilita escolher diferentes perspectivas da decomposição wavelet.

A maneira de exibição negligente é chamado " Modo de Decomposição Cheia". Outras alternativas incluem:

· " Separate Mode", que mostra os detalhes e as aproximações em colunas separadas.

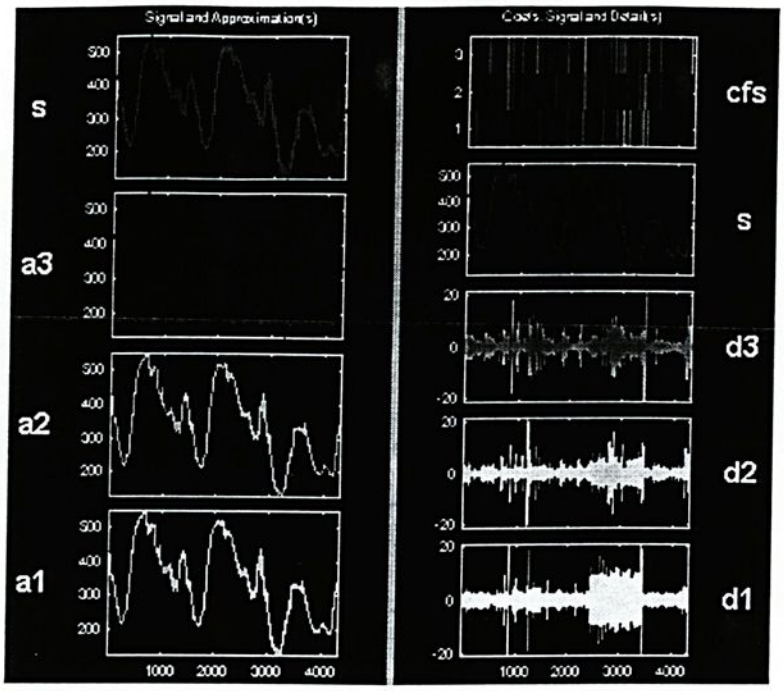


Figura 22

· " Superimpose Mode", que mostra os detalhes em um único gráfico sobreposto em cores diferentes. As aproximações são semelhantemente plotadas.

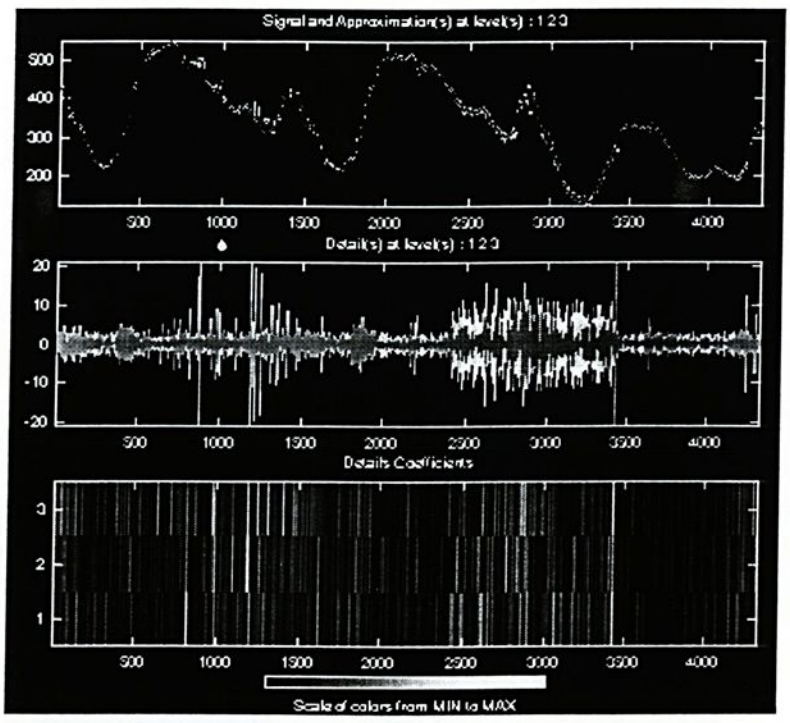


Figura 23

· " Tree Mode", que mostra a árvore da decomposição, o sinal original, e uma componente adicional previamente selecionada. Clica-se na árvore de decomposição e seleciona-se a componente do sinal que se gostaria de ver.

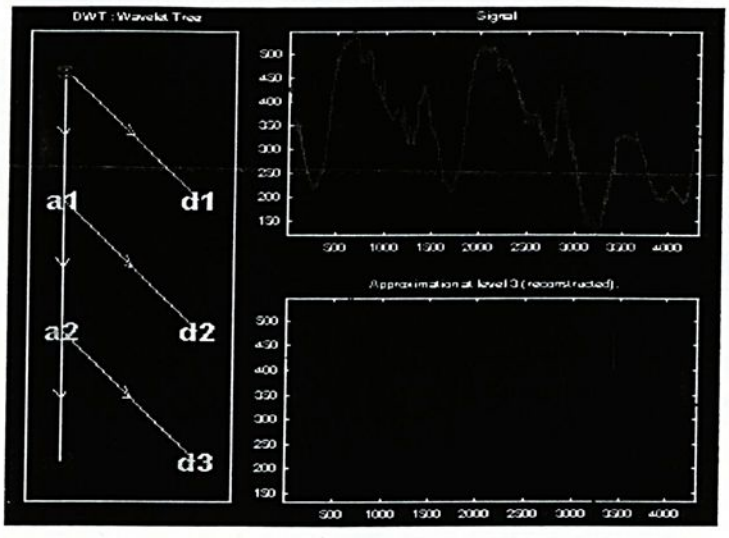


Figura 24

· " Show and Scroll Mode", que exibem três janelas. A primeira mostra a sobreposição do sinal original em uma aproximação selecionada. A segunda janela mostra um detalhe selecionado. A terceira janela mostra os coeficientes wavelet.

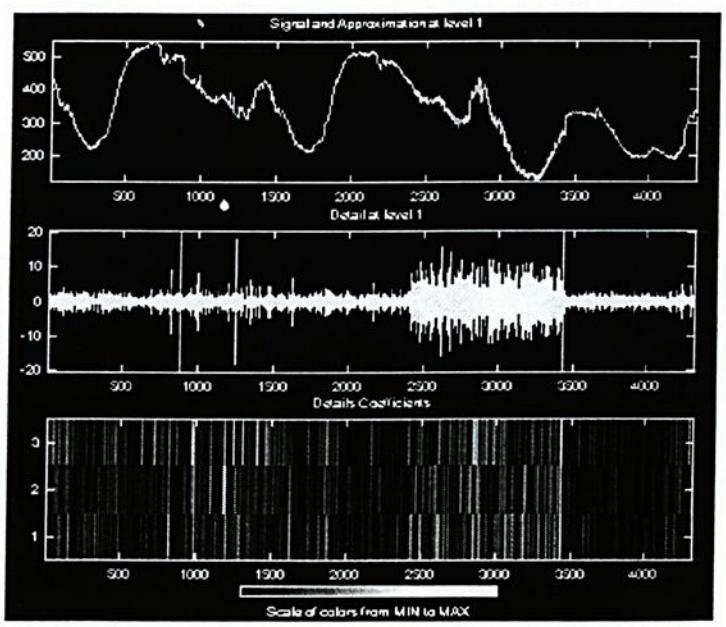


Figura 25

Pode-se mudar o modo de exibição negligente em uma base por sessão. Seleciona-se o modo desejado no Options ⇒ Default Display Mode do menu.

Dependendo em qual modo de exibição selecionado, pode-se ter acesso a opções adicionais de exibição diretamente no botão More Display Options que aparecerá nas figuras 22,23,24 e 25.

Estas opções incluem a habilidade para suprimir a exibição de vários componentes, e escolher se exibe ou não o sinal original junto com os detalhes e aproximações.

4.7. Removendo ruído de um sinal

As ferramentas da interface gráfica caracterizam uma opção de eliminação de ruidos com thresholding automático. Com isto, se torna muito fácil remover ruído de um sinal.

10. Para buscar a ferramenta de eliminação de ruído clica-se no botão De-noise, localizado à direita no meio da janela, debaixo do botão Analyze da figura 21.

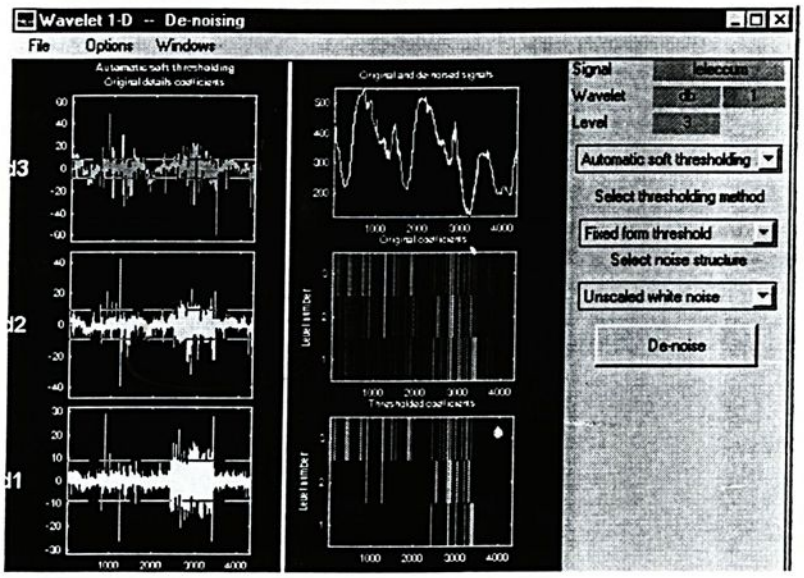


Figura 26

Enquanto várias opções estão disponíveis para um bom afinamento no algorítimo eliminação de ruído, aceita-se um thresholding suavemente baixo e ruído branco sem escala.

11. Continua-se clicando o botão de De-noise.

O sinal sem ruído aparecerá sobreposto ao original. A ferramenta também plotará os coeficientes wavelet de ambos os sinais (figura 26).

Para visualizar melhor amplia-se dentro dos sinais original e sem ruído.

12. Seleciona-se uma faixa ao redor do sinal, na área em que ele está, então clica-se o botão XY+ (figura 26).

A janela De-noise aumentará, por baixo, o sinal original será mostrado em vermelho, e o sinal sem ruído em amarelo.

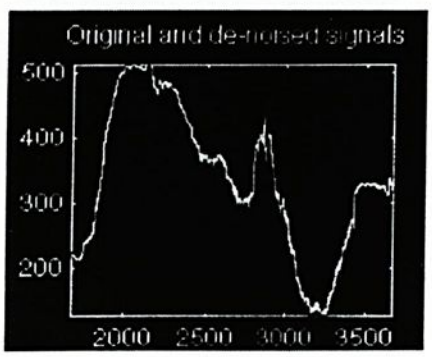


Figura 27

13. Para sair da janela Wavelet 1-D De-noising, clica-se o botão Close da figura 26.

Não se pode ter as janelas de De-noise e Compression abertos simultaneamente, assim fecha-se a janela Wavelet 1-D De-noising para continuar. Quando aparecer a caixa de diálogo Update Synthesized Signal, clica-se No (se clicar Yes, o Sinal Sintetizado estará então disponível na janela principal da Wavelet 1-D).

4.8. Uma análise refinada

As ferramentas gráficas fazem uma análise refinada a qualquer hora que se quiser, até agora, foi vista uma análise de nível 3 que usa dbl. Usando a wavelet db3 com nível 5 é possível refinar a análise do sinal de consumo elétrico.

14. Seleciona-se nível 5 no menu no lado direito superior da figura 26, e seleciona-se o wavelet db3. Clica-se o botão Analyze.

4.9. Comprimindo um sinal

As ferramentas da interface gráfica caracterizam uma opção de compressão com thresholding automático ou manual.

15 – Depois de realizar o item 14 será exposto a janela de Compression: clica-se o botão de Compress, localizado no lado direito mediano da janela, debaixo do botão Analyze.

A janela Compression aparecerá.

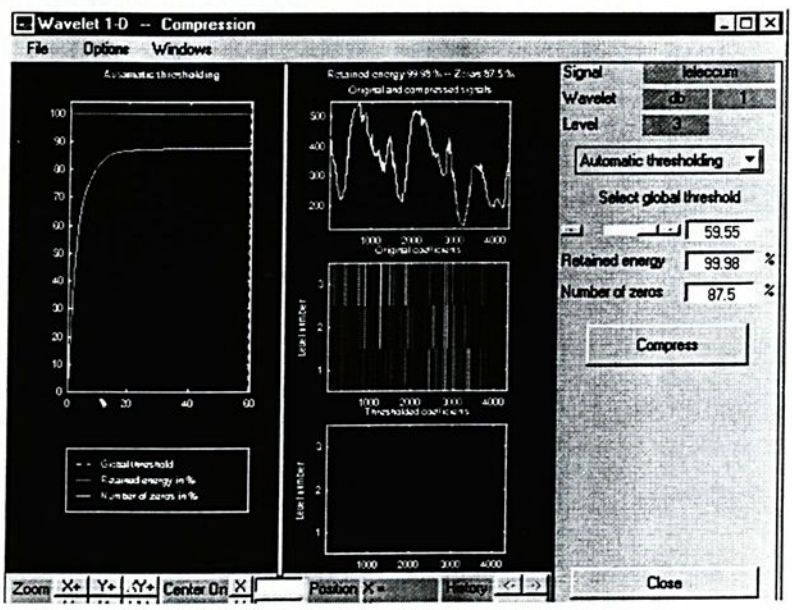


Figura 28

Enquanto sempre tem-se a opção de escolher thresholding manual, aqui será tirado proveito da característica do thresholding automático para compressão rápida e fácil.

Nota: Se quiser experimentar com thresholding manual, escolhe-se aquela opção do menu localizado à direita, acima na janela Wavelet 1-D Compression (figura 28). O slide localizado, debaixo deste menu controla os níveis dependentes do thresholds, indicado através de linhas pontilhadas amarelas horizontais, visto no gráfico esquerdo da janela.

16. Clica-se o botão Compress, localizado à direita no centro da figura 28.

Depois de uma pausa para computação, o sinal de consumo elétrico é plotado em vermelho com a versão comprimida sobreposta em amarelo. Abaixo, há uma ampliação adquirida para ver melhor a parte ruidosa do sinal.

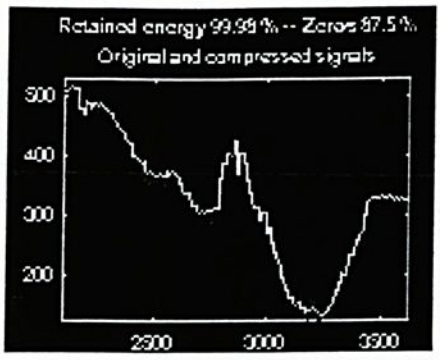


Figura 29

Pode-se observar que o processo de compressão removeu a maioria dos ruídos, mas preservou 99.74% da energia do sinal. O thresholding automático era muito eficiente e zerou tudo menos 3.2% dos coeficientes da wavelet.

17. Para sair da janela Wavelet 1-D Compression: clica-se o botão Close da figura 28. Quando a caixa de diálogo Update Synthesized Signal aparecer, clica-se No.

4.10. Mostrando as Estatísticas

Pode-se ver uma variedade de estatísticas sobre o sinal e suas componentes

18. Na ferramenta Wavelet 1-D da figura 21, clica-se o botão Statistics.

A janela Wavelet 1-D Statistics aparecerá na figura 19.

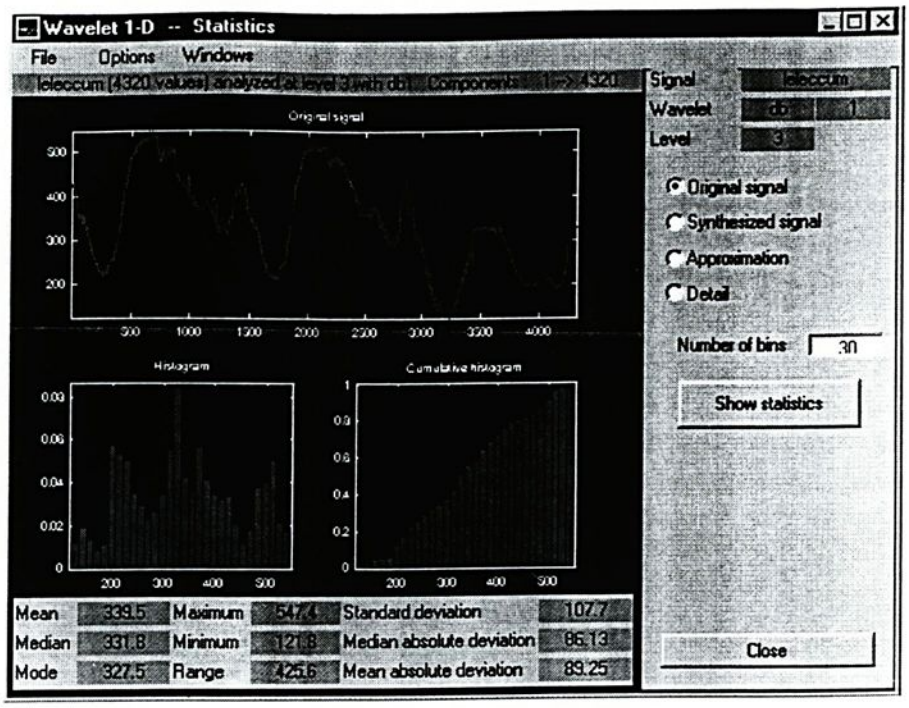


Figura 30

19. Seleciona-se o sinal ou a componente do sinal, cujas estatísticas se quer examinar. Clica-se no botão apropriado da janela, então aperta-se o botão Show Statistics. Aqui, escolheu-se examinar o sinal original, visto na figura 30.

As estatísticas exibidas incluem medidas de tendência central (média, moda, mediana) e de dispersão (amplitude, desvio normal).

Além disso, a ferramenta provê diagrama da distribuição de freqüência (histogramas e histogramas acumulativos). Pode-se plotar estes histogramas separadamente usando o botão Histograms da janela Wavelets 1-D da figura 21.

20. Seleciona-se o botão da janela Approximation. O menu aparecerá para ser escolhido o nível da aproximação que se quer examinar.

21. Seleciona-se Level 1 e clica-se novamente o botão Show Statistics.

Aparecerão as estatísticas para aproximação de nível 1.

unesp

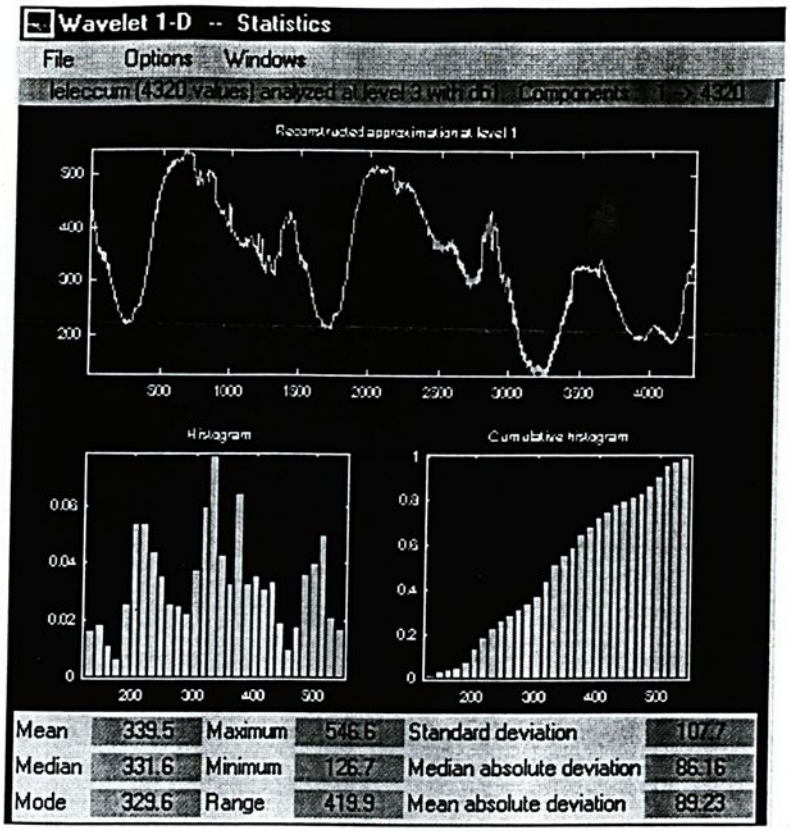


Figura 31

5. Importando e exportando informação da interface gráfica

A ferramenta Wavelet 1-D da interface gráfica permite importar ou exportar informações para o disco.

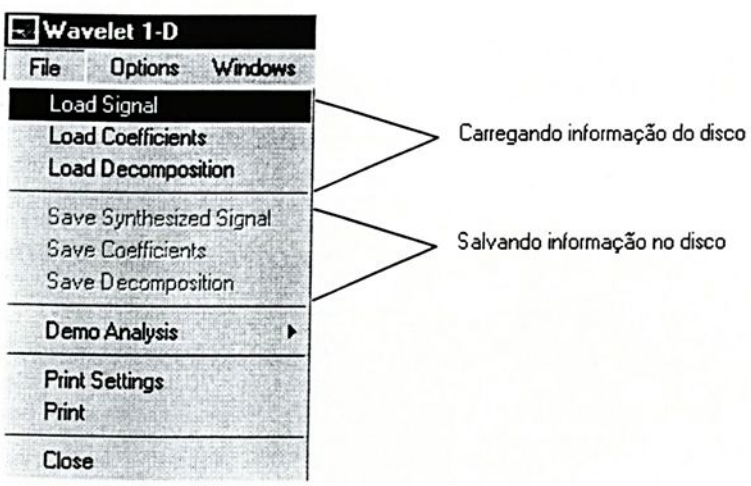


Figura 32

BCpIS - FEIS - UNESP

5.1. Salvando informação no disco

Pode-se salvar sinais sintetizados, coeficientes, e decomposição da ferramenta Wavelet 1-D no disco, onde a informação pode ser manipulada e depois reimportada para dentro da ferramenta gráfica.

5.2. Salvando sinais sintetizados

Pode-se processar um sinal na ferramenta Wavelet 1-D e então salva-se o sinal processado para um arquivo .MAT.

Por exemplo, carrega-se a análise demonstrativa: File⇒ Demo Analyses⇒ with db3 at level 5⇒ Sum of sines, e realiza-se uma operação de compressão ou eliminação de ruídos no sinal original. Ao fechar o De-noise ou Compression da janela Wavelet 1-D, atualiza-se o sinal sintetizado clicando Yes na caixa de diálogo.

Então, na ferramenta Wavelet 1-D, seleciona-se o File⇒ Save Synthesized Signal no menu de opções.

Uma caixa de diálogo aparece permitindo selecionar um diretório e um nome para o arquivo .MAT. Para este exemplo, escolhe-se o de nome synthsig.

Carrega-se o sinal na área de trabalho, simplesmente digitando:

```
load synthsig
whos
Name       Size        Elements    Bytes    Density    Complex
synthsig   1 by 1000   1000        8000     Full       No
```

5.3. Salvando os coeficientes da Transformada Wavelet Discreta

A ferramenta Wavelet 1-D permite salvar os coeficientes de uma transformada wavelet discreta (DWT) para o disco. A caixa de ferramentas cria um arquivo .MAT no diretório corrente com o nome escolhido.

Para salvar os coeficientes de DWT da presente análise, usa-se a opção do menu File⇒ Save Coefficients. Aparecerá uma caixa de diálogo para especificar um diretório e o nome do arquivo para armazenar os coeficientes. Considera-se a análise demonstrativa:

unesp

File ⇒ Demo Analysis ⇒ with db1 at level 5 ⇒ Cantor curve.

Depois de salvar os coeficientes da wavelet para o arquivo cantor.mat, carrega-se as variáveis na área de trabalho.

```
load cantor
whos
Name    Size        Elements    Bytes    Density    Complex
coefs   1 by 2190   2190        17520    Full       No
longs   1 by 7      7           56       Full       No
```

A variável coefs contém os coeficientes da wavelet discreta. Mais precisamente, no exemplo acima coefs é um vetor de coeficientes relacionados 1 por 2190, e longs é um vetor que dá as durações de cada componente do coefs.

5.4. Salvando a Decomposição

A ferramenta Wavelet 1-D permite salvar todos os dados de uma análise wavelet discreta para o disco. A caixa de ferramentas cria um arquivo .MAT no diretório atual com um nome previamente escolhido, seguido pela extensão wa1 (análise wavelet 1-D).

Abre-se a ferramenta Wavelet 1-D e carrega-se a análise demonstrativa:

File ⇒ Demo Analysis ⇒ with db3 at level 5 ⇒ Sum of sines.

Para salvar os dados desta análise, usa-se a opção do menu:

File ⇒ Save Decomposition.

Uma caixa de diálogo aparecerá isso permite especificar um diretório e um nome de arquivo para armazenar os dados da decomposição. Digita-se o nome wdecex.

Depois de salvar os dados da decomposição para o arquivo wdecexld.wal, carrega-se as variáveis na área de trabalho.

unesp

load wdecexld.wal -mat

whos

Name	Size	Elements	Bytes	Density	Complex
coefs	1 by 1023	1023	8184	Full	No
data-name	1 by 8	8	64	Full	No
longs	1 by 64	64	512	Full	No
wave-name	1 by 3	3	24	Full	No

5.5. Carregando informação na ferramenta Wavelet 1-D

Pode-se carregar sinais, coeficientes, ou decomposição na interface gráfica. A informação carregada pode ser previamente exportada da interface gráfica e então pode ser manipulada na área de trabalho, ou pode ser a informação gerada inicialmente no comando de linha.

Em qualquer caso, tem-se que observar rigorosamente os formatos do arquivo e as estruturas dos dados usadas pela ferramenta Wavelet 1-D, ou então podem ocorrer erros quando você se tenta carregar informação.

5.6. Carregando sinais

Para carregar um sinal construído na área de trabalho do MATLAB na ferramenta Wavelet 1-D, salva-se o sinal em um arquivo MAT. que tem o mesmo nome da variável do sinal.

Por exemplo, constrói-se um sinal chamado warma e faz-se uma análise na ferramenta Wavelet 1-D, digitando os seguintes passos:

1°.

save warma

Na área de trabalho, a variável warma deve ser um vetor,.

2°.

sizwarma = size(warma)

sizwarma =

1 1000

unesp

Para carregar este sinal na ferramenta Wavelet 1-D, usa-se a opção do menu File⇒ Load Signal.

Uma caixa de diálogo aparecerá, isso permitirá selecionar o arquivo MAT. apropriado a ser carregado.

5.7. Carregando os coeficientes da Transformada Wavelet Discreta

Para carregar os coeficientes da transformada wavelet discreta na ferramenta Wavelet 1-D, é necessário salvar os dados apropriados primeiro em um arquivo .MAT que contém só as duas variáveis coefs e longs.

A variável coefs é o vetor dos coeficientes da DWT (relacionado para os vários níveis), e a variável longs o vetor que especifica o comprimento de cada componente do coefs como também o comprimento do sinal original.

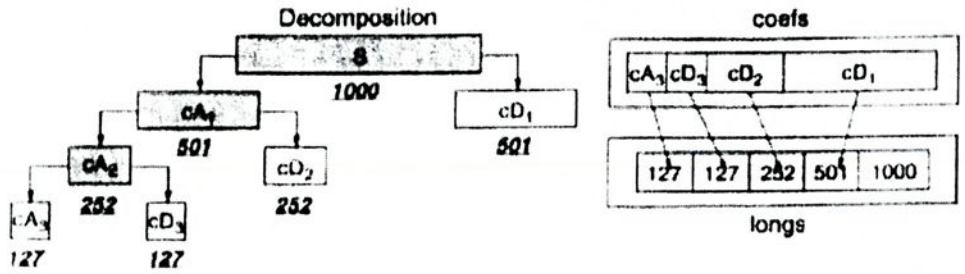


Figura 33

Depois de construir ou editar os dados apropriados na área de trabalho, digita-se:

save myfile

Usa-se o File⇒Load Coefficients na opção do menu na ferramenta Wavelet 1-D para carregar os dados na ferramenta gráfica.

Uma caixa de diálogo aparecerá e permitirá escolher o diretório e arquivo nos quais os dados estão armazenados.

5.8. Carregando a Decomposição

Para carregar os dados da decomposição da transformada wavelet discreta na interface gráfica da Wavelet 1-D, é necessário salvar os dados apropriados primeiro em um arquivo MAT. com extensão wa1 (análise wavelet 1-D). O arquivo .MAT tem que conter estas variáveis:

Variável	Descrição
coefs	Vetor dos coeficientes relacionados a DW'T
data-name	Linha que especifica o nome da decomposição
longs	Vetor que especifica o comprimento das componentes dos coeficientes e do sinal original
wave-name	Linha que especifica o nome da wavelet usada para a decomposição . . (por exemplo, db3)

Depois de construir ou editar os dados apropriados na área de trabalho, digita-se:
save myfile.wal

Usa-se o File⇒Load Decomposition na opção do menu da ferramenta Wavelet 1-D para carregar os dados da decomposição na ferramenta gráfica.
Uma caixa de diálogo aparecerá e permitirá escolher o diretório e arquivo nos quais os dados ficarão armazenados.

unesp

PREFEITURA MUNICIPAL DE MONTE APRAZÍVEL

Praça São João, 117 - 15150-000 - Monte Aprazível - SP - Fone: (17) 3275-9500
CNPJ 53.221.701/0001-17 - E-mail: pm.ma@terra.com.br

A/C Luis A. Marçal

At.: Pedroca

unesp

cm 1 2 3 4 5 6 7 8 9 unesp 13 14 15 16 17 18 19 20 21 22

CONVITE

Prezado Amigo Luiz Antonio Marçal,

É com grande satisfação, que formalizo este convite para você comparecer nesta Quarta-feira, dia 31 de Março de 2004, as 20 horas, na Câmara Municipal de Monte Aprazível, para homenagearmos um atleta aprazivelense que foi destaque nas duas principais edições do Futebol de Salão do Estado de São Paulo.

Na oportunidade estaremos abordando a importância do Esporte na formação do ser humano.

Espero contar com sua presença, e ao ensejo manifesto meus sentimentos de elevada estima.

Um abraço, Pedroca.

UNIVERSIDADE ESTADUAL PAULISTA - UNESP
FACULDADE DE ENGENHARIA DE ILHA SOLTEIRA
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA
PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA
AV. BRASIL, 56 - CAIXA POSTAL 31
15385-000 - ILHA SOLTEIRA - SP