

Disciplina PSI 3472 – Prof. Emilio - 2019
(com Hae e Márcio)

Prof. Dr. Emilio Del Moral Hernandez

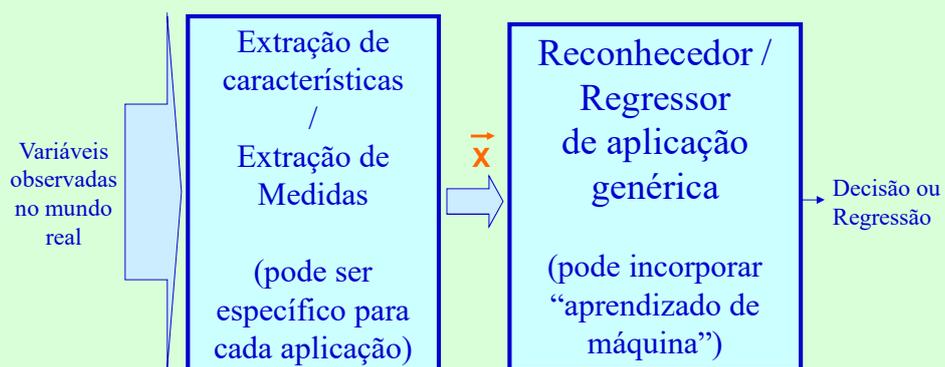
Contato: emilio.delmoral@usp.br / emilio@lsi.usp.br
Site do Grupo de Pesquisa: www.lsi.usp.br/ICONE



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

3

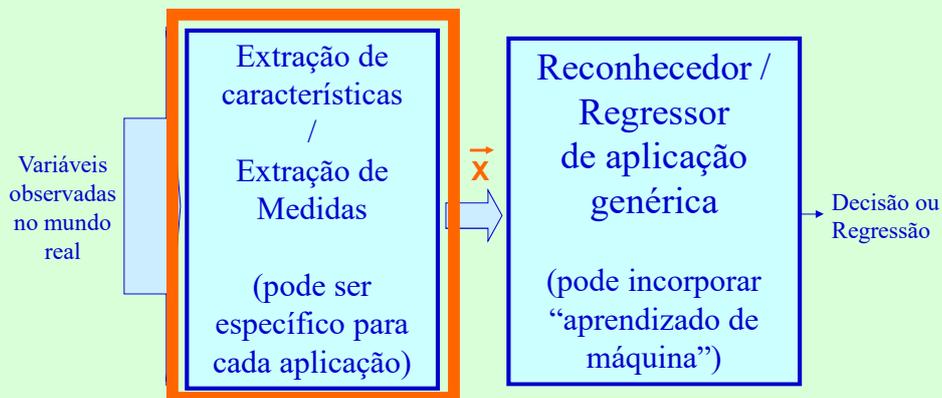
... Estratégias de solução em 2 estágios:
Extrator + Decisor/Regressor



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

7

... O 1o estágio gera um Vetor de Medidas, \vec{X}
(o segundo estágio operará sobre tal vetor)



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

8

Temas para hoje e amanhã ...

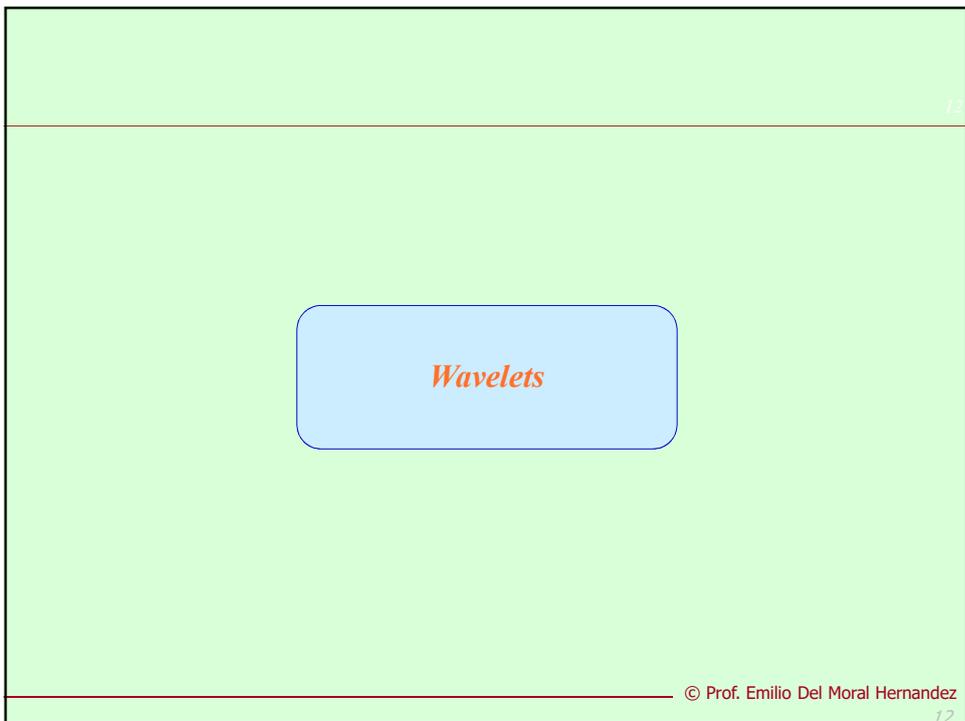
- Conceitos em wavelets e análise tempo-frequência
- Sistema auditivo, Sistema fonador, Mel Freq Cepstrum
- Disciplina PSI3501
(post de Jupiter e Janus – e diversas disciplinas)
- All Features em tese de Liselene / Prof Miguel
(post de trabalho de Liselene)
- Disciplinas eletivas de 5º ano e “eletivas de pós” – PSI3501, PSI3571, PSI5880, PSI5886 etc
- Explicitando dilemas de seleção de Características
- Alguns possíveis guias de seleção de características
- Dilemas arquitetura da RNAs ; Dilema de técnicas de extração de características ; Combinatória completa x combinatória parcial
(post de trabalho de Massaki e colegas em Genéticos)
- Nosso Calendário imediato em PSI3472-2019

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

9



11



12

O conceito de wavelets -

13

The slide features a collage of four images:

- Top Left:** A slide titled "ATASYB2: APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LOS SENSORES Y BIOSENSORES" with the sub-heading "Multiresolution Analysis Wavelets". It lists the author as Jesús Manuel de la Cruz García, Matilde Santos Peña, Dpto. Arquitectura de Computadores y Automática, Universidad Complutense, and includes contact information and a date: "Sao Paulo, Brasil, October 2010".
- Top Right:** A screenshot of the Wikipedia article "Wavelet transform". The article text includes: "For a broader coverage related to this topic, see Wavelet. In mathematics, a **wavelet series** is a representation of a square-integrable (real- or complex-valued) function by a certain orthonormal series generated by a subunit. This article provides a formal, mathematical definition of an **orthonormal wavelet** and of the **integral wavelet transform**." It also lists a table of contents with sections: 1. Definición, 2. Principios, 3. Wavelet continuous, 3.1. Método, 4. Comparison with Fourier transform and time-frequency analysis.
- Bottom Left:** Logos for USP (Universidade de São Paulo) and CNPq (Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico).
- Bottom Right:** A flyer for a course titled "Curso Inteligência Computacional para Sensores e Biosensores" held on October 20, 21, 25, and 27, 2010. The instructor is Prof. Jesús Manuel de la Cruz García from the Faculty of Informatics at the Complutense University of Madrid. The course material includes Support Vector Machines, Fuzzy, Genetic Algorithms, and Wavelets.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

13

Wavelets

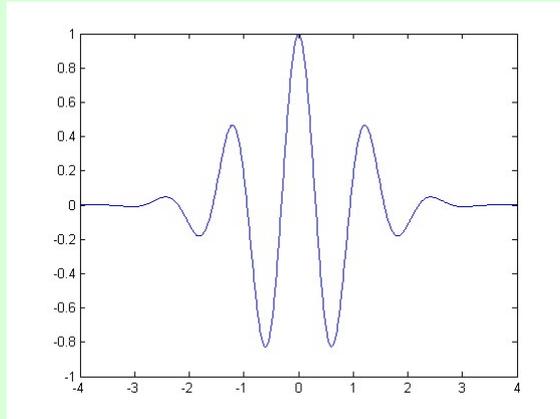
18

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

18

O conceito de wavelets / ondículas / “ondinhas” / ondas localizadas

19

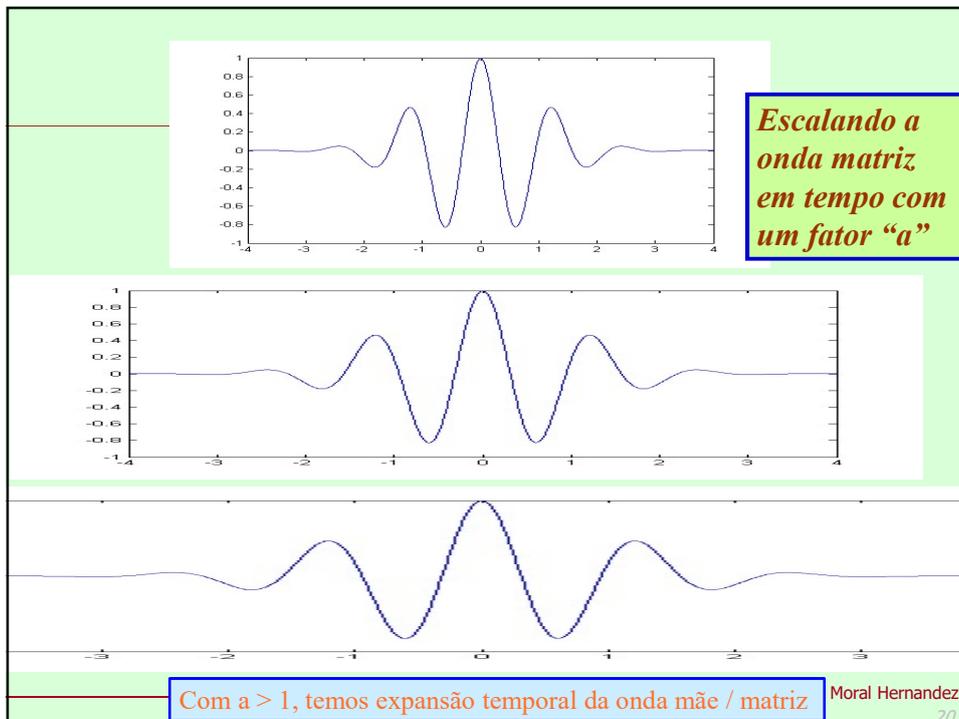


Uma onda matriz típica

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

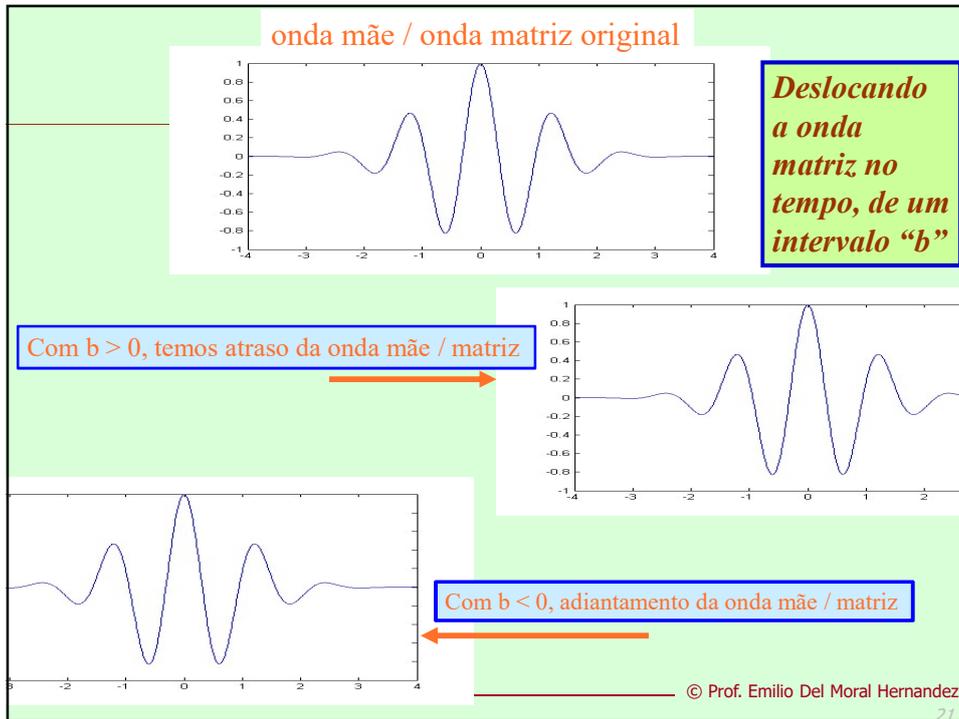
19

19



20

20



21

A análise

22

coeficientes wavelet

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt.$$

deslocamento

onda mãe sem escalamento ou atraso

escalamento

sinal de tempo sob análise

+ detalhes em <https://pt.wikipedia.org/wiki/Wavelet>

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

22

A síntese a partir dos coeficientes wavelet

23

$$f(t) = \frac{1}{C} \iint_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} W(a, b) \psi_{a,b}(t) da db,$$

↑ sinal de tempo sintetizado

coeficientes wavelet

↑ onda mãe deslocada de “b” e escalada de “a”

+ detalhes em <https://pt.wikipedia.org/wiki/Wavelet>

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

23

23

A análise em wavelets e a síntese

24

$$W(a, b) = \int_{-\infty}^{\infty} f(t) \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi^* \left(\frac{t - b}{a} \right) dt.$$
$$f(t) = \frac{1}{C} \iint_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} W(a, b) \psi_{a,b}(t) da db,$$

+ detalhes em <https://pt.wikipedia.org/wiki/Wavelet>

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

24

24

Algumas ondas mãe / ondas de matriz

26

Wavelets discretas [editar | editar código-fonte]

Coiflets

- Cohen-Daubechies-Feauveau wavelet
- Daubechies wavelet
- Haar wavelet
- Mathieu wavelet
- Legendre wavelet
- Villasenor wavelet
- Symlets

Wavelets contínuas [editar | editar código-fonte]

Reais

- Beta wavelet
- Hermitian wavelet
- Hermitian hat wavelet
- Mexican hat wavelet
- Meyer wavelet
- Shannon wavelet
- Gaussian wavelet
- Cos-gaussian wavelet
- Gabor wavelet

Complexas

- Complex Mexican hat wavelet
- Morlet wavelet
- Shannon wavelet

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

26

Algumas ondas mãe / ondas de matriz

27

Haar

Shannon or Sinc

Daubechies 4

Daubechies 20

Gaussian or Spline

Biorthogonal

Mexican Hat

Coiflet

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

27

Algumas ondas mãe / ondas de matriz

Lista [editar | editar código-fonte]
Abaixo encontram-se uma lista de wavelets.^[quem?]

Gaussian wavelet [editar | editar código-fonte]
Também chamada de *derivative-gaussian wavelet*, é muito utilizada, devido à sua elevada regularidade, pois as derivadas de $\psi(u)$ até a ordem $n - 1$ são nulas.

$$\psi(t) = \frac{d^n}{dt^n} e^{-\frac{t^2}{2}}$$

Cos-gaussian wavelet [editar | editar código-fonte]
Também chamada de *cosine-gaussian wavelet*, é a parte real da *Morlet wavelet*.

$$\psi(t) = \cos(\omega_0 t) \cdot e^{-\frac{t^2}{2}}$$

Haar wavelet [editar | editar código-fonte]
Ver artigo principal: Transformada de Haar
Introduzida por Haar em 1910, não encontrou muita aplicação na prática por apresentar baixa regularidade.

$$\psi(t) = \begin{cases} 0 & t < 0 \\ 1 & 0 < t < \frac{1}{2} \\ -1 & \frac{1}{2} < t < 1 \\ 0 & t > 1 \end{cases}$$

Mexican hat wavelet [editar | editar código-fonte]
Introduzida por Dennis Gabor, é a gaussiana com $n = 2$.

$$\psi(t) = (1 - t^2) \cdot e^{-\frac{t^2}{2}}$$

Gabor wavelet [editar | editar código-fonte]
Derivada da transformada de Fourier de curto termo e empregada por Morlet, Morlet e Grossmann na análise de padrões sonoros.

$$\psi(t) = e^{i\omega_0 t} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}}$$

onde i é a unidade imaginária. A rigor, não atende ao critério (1a), mas se aproxima o suficiente para valores adequadamente grandes de ω_0 .

Morlet wavelet [editar | editar código-fonte]
Derivada da Gabor wavelet, é dada por

$$\psi(t) = e^{i\omega_0 t} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}}$$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

28

Algumas ondas mãe / ondas de matriz

Google wavelets

Todas **Imagens** Vídeos Notícias Shopping Mais Configurações Ferramentas Ver itens salvos SafeSearch

wavelet families daubechies morlet seismic biorthogonal wavelets gaussian wavelet complex gaussian matlab morlet wavelet

db2 db3 db4 db5 db6 db7 db8 db9 db10 sym2 sym3 sym4 sym5 sym6 sym7 sym8

Introduction to Wavelet Families - MATLAB & Simulink mathworks.com

Introduction to Wavelet Fa... mathworks.com

Introduction to Wavelet Families - MATLAB & Simulink mathworks.com

Introduction to Wavelet Families - M... mathworks.com

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

29

O que é preciso na onda mãe?

30

Link Wikipedia para Wavelets.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas 25-Slides usados n... Link Wikipedia par... x Fazer logon

Compartilhar

Características

Para ser considerada uma *wavelet*, uma função tem de atender as seguintes características:

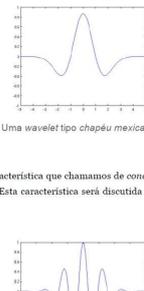
1. A área total sob a curva da função é 0, ou seja $\int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) dt = 0$ (1a)
2. A energia da função é finita, ou seja $\int_{-\infty}^{\infty} |\psi(t)|^2 dt < L$ $L \in \mathbb{N}$ (1b)

Estas condições são equivalentes a dizer que $\psi(t)$ é quadrado integrável ou que pertence ao conjunto $L^2(\mathbb{R})$ das funções quadrado integráveis. As propriedades acima sugerem que $\psi(t)$ tende a oscilar acima e abaixo do eixo t , e que tem sua energia localizada em uma certa região, já que ela é finita (*condição de regularidade*).

Essa característica de energia concentrada em uma região finita é que diferencia a análise usando *wavelets* da análise de Fourier, já que esta última usa as funções de seno e cosseno que são periódicas e infinitas. Uma outra forma de expressar a característica de regularidade é dizer que a transformação de *wavelet* é um operador local no domínio do tempo.

Para ser utilizada na análise de sinais uma função *wavelet* precisa também de outra característica que chamamos de *condição de admissibilidade*, e que permite a existência da "transformada inversa de *wavelet*". Esta característica será discutida mais abaixo.

Alguns exemplos de funções que atendem estas características são a função *wavelet* de Morlet (ver figura ao lado):

$$\psi(t) = e^{-t^2} \cos\left(\pi t \sqrt{\frac{2}{\ln 2}}\right) \approx e^{-t^2} \cos(2,885\pi t) \quad (2a)$$


Uma *wavelet* tipo chapéu mexicano.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

30

O que é preciso na onda mãe?

31

Link Wikipedia para Wavelets.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas 25-Slides usados n... Link Wikipedia par... x Fazer logon

Compartilhar

Transformada inversa de *wavelet*

Como usamos *wavelets* para transformar uma função, precisamos também da transformada inversa, de forma a recompor o sinal no domínio do tempo a partir da sua decomposição. Se chamarmos de $\Psi(\omega)$ a transformada de Fourier da função $\psi(t)$:

$$\Psi(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \psi(t) e^{-i\omega t} dt = \sqrt{a} \cdot \Psi(a\omega) \cdot e^{-i\omega t} \quad \omega = \frac{2\pi}{a} \quad (4a)$$

e se $W(a, b)$ for a transformada de *wavelet* da função $f(t)$ usando a *wavelet* $\psi(t)$, então temos que a transformada inversa é dada por:

$$f(t) = \frac{1}{C} \iint_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|a|^2} W(a, b) \psi_{a,b}(t) da db, \quad (4b)$$

onde $C = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega$. (4c)

Este parâmetro C necessita ser finito e positivo, o que nos leva a uma nova restrição. Esta restrição sobre o valor de C é a *condição de admissibilidade* citada anteriormente.^[nota 3]

Transformada de *wavelet* discreta

É derivada da transformada contínua fazendo-se a e b variáveis discretas, em lugar de contínuas, através de uma amostragem. O usual é tomar

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

31

Wavelets ... Há muitos materiais públicos bons

32

The screenshot shows a web browser window displaying the Wikipedia article for 'Wavelet transform'. The browser's address bar shows the URL 'en.wikipedia.org/wiki/Wavelet_transform'. The article content includes a table of contents with sections: 1 Definition, 2 Principle, 3 Wavelet compression (with a sub-section 3.1 Method), 4 Comparison with Fourier transform and time-frequency analysis, 5 Other practical applications, 6 See also, 7 References, and 8 External links. A definition section states: 'A function $\psi \in L^2(\mathbb{R})$ is called an **orthonormal wavelet** if it can be used to define a Hilbert basis, that is a complete orthonormal system, for the Hilbert space $L^2(\mathbb{R})$ of square integrable functions.' To the right of the text is an image showing an example of a 2D discrete wavelet transform used in JPEG2000, consisting of several grayscale images of a building facade at different scales and orientations.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

32

Slides e referências adicionais sobre wavelets – Materiais de PSI5880 pós grad)

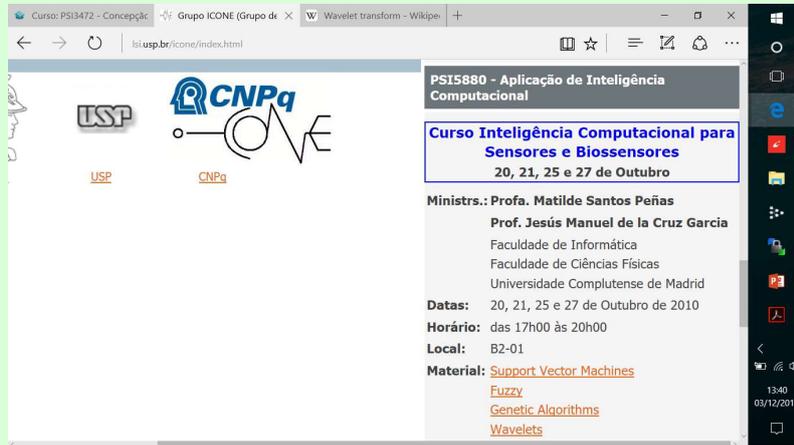
33

The screenshot shows a presentation slide from Adobe Acrobat Reader DC. The slide title is 'Multiresolution Analysis Wavelets'. At the top, it reads 'AIASYB2: APLICACIÓN DE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN LOS SENSORES Y BIOSENSORES'. The author information is 'Jesús Manuel de la Cruz García, Matilde Santos Peña, Dpto. Arquitectura de Computadores y Automática, Universidad Complutense'. Contact information includes email addresses 'jmcruz@fis.ucm.es' and 'msantos@dacya.ucm.es', and a website URL 'http://www.dacya.ucm.es/area-isa/index.php?page=home'. The date and location are 'Sao Paulo, Brasil, October 2010'. The slide features the AIASYB logo on the right and the Spanish coat of arms on the left.

33

Slides e referências adicionais sobre wavelets – Materiais de PSI5880 pós grad)

34



USP CNPq

PSI5880 - Aplicação de Inteligência Computacional

Curso Inteligência Computacional para Sensores e Biosensores
20, 21, 25 e 27 de Outubro

Ministrs.: Profa. Matilde Santos Peñas
Prof. Jesús Manuel de la Cruz García

Faculdade de Informática
Faculdade de Ciências Físicas
Universidade Complutense de Madrid

Datas: 20, 21, 25 e 27 de Outubro de 2010

Horário: das 17h00 às 20h00

Local: B2-01

Material: [Support Vector Machines](#)
[Fuzzy](#)
[Genetic Algorithms](#)
[Wavelets](#)

<http://www.lsi.usp.br/icone>

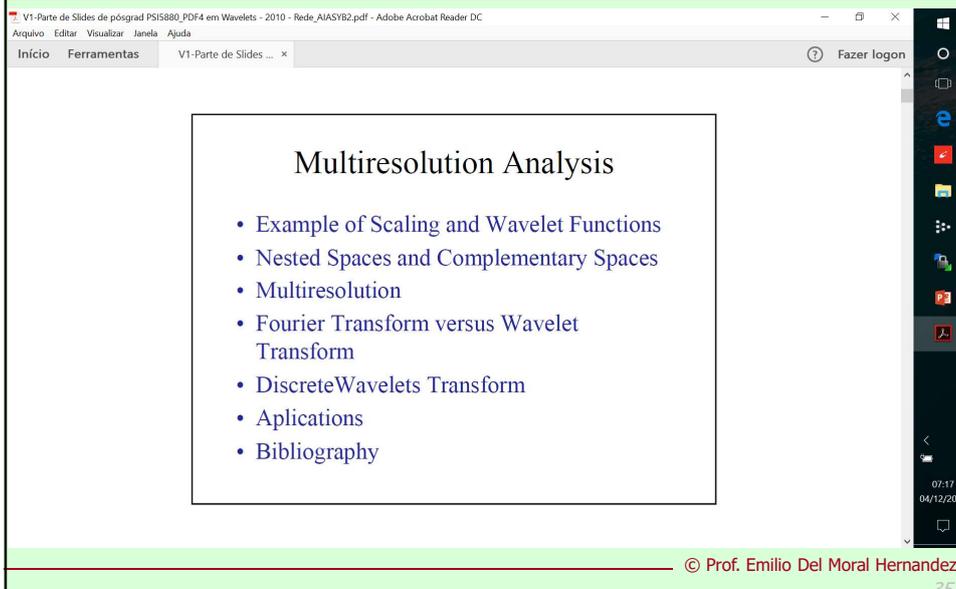
... E nesse link ... /psi5880/2010/PSI5880_PDF4_Wavelets_Brasil_2010_Rede_AIASYB2.pdf

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

34

Amostras de slides dos Profs da UCM (Universidade Computense de Madrid) em análise com wavelets

35



V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Multiresolution Analysis

- Example of Scaling and Wavelet Functions
- Nested Spaces and Complementary Spaces
- Multiresolution
- Fourier Transform versus Wavelet Transform
- DiscreteWavelets Transform
- Applications
- Bibliography

07:17
04/12/2017

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

35

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM (Universidade Computense de Madrid), colaboradores no curso PSI5880

36

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Fourier Transform versus Wavelet Transform

Sao Paulo, October 2010

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

07:00
04/12/2017

36

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

37

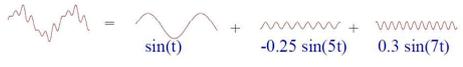
V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

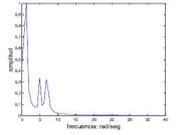
Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Fourier Analysis

- Breaks down a signal into constituent sinusoids of different frequencies



- Transform our view of the signal from from time-based to frequency-based.



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

07:01
04/12/2017

37

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

- In transforming to the frequency domain, time information is lost:
When did a determined event took place?
- If it is a *stationary* signal this drawback isn't very important.
- Fourier analysis is not suited to detecting nonstationary or transitory characteristics:
 - drift,
 - trends,
 - abrupt changes: breakdown points, discontinuities in higher derivatives
 - beginnings and ends of events
 - self similarities.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

38

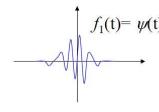
Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Scaling



$f_1(t) = \psi(t)$



$s = 1/a$
 $a = 2$
 $f_2(t) = \psi(2t)$

A low scale compresses the signal \Rightarrow Fast changing \Rightarrow High frequencies



$a = 1/2$
 $f_3(t) = \psi(t/2)$

A high scale stretches the signal \Rightarrow Slow changing \Rightarrow Low frequencies

$f_1(1) = f_2(0.5) = f_3(2)$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

39

14

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Shifting

Si $d = 5$, $f_1(0) = f_2(5) = f_3(-5)$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Wavelet Properties

- Mother Wavelet: $\psi(t)$
- Scaling and Shifting: $\psi_{s,d}(t) = \frac{1}{\sqrt{s}} \psi\left(\frac{t-d}{s}\right)$
- Null mean value: $\int \psi(t) dt = 0$
- Admissibility condition: (wave of limited wide) $\int \frac{|\Psi(\omega)|^2}{|\omega|} d\omega < \infty, \Rightarrow |\Psi(0)|^2 = 0$
- Regularity condition: (concentrated in time) $\int t^p \psi(t) dt \neq 0, p = 0, 1, \dots, N$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

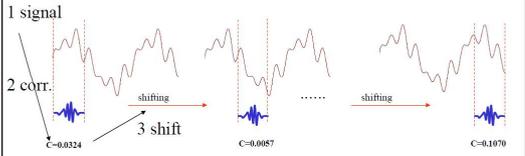
42

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Steps to Compute the Coefficients



1 signal

2 corr.

3 shift

1. Take a wavelet and compare it to a section at the start of the original signal
2. Calculate a number, C, that represents how closely correlated the wavelet is with this section of the signal
3. Shift the wavelet to the right and repeat steps 1 and 2 until you've covered the whole signal.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

42

42

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

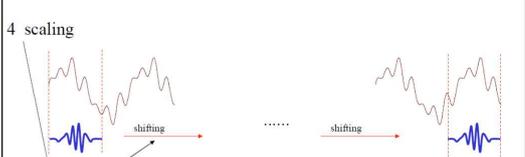
43

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Steps to Compute the Coefficients



4 scaling

4. Scale (stretch) the wavelet and repeat steps 1 through 3
5. Repeat steps 1 through 4 for all scales

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

43

43

... e nesses slides dos professores visitantes da UCM (Madrid) com quem colaboramos na nossa disciplina de pós PSI5880 há mais materiais em wavelets (tópicos avançados): versão em espaços discretos, interpretações na análise de frequência, interpretações de análise multiescala, ...



visite ... <http://www.lsi.usp.br/icone>

... E seu sublink ... /psi5880/2010/PSI5880_PDF4_Wavelets_Brasil_2010_Rede_AIASYB2.pdf

45

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides de ... x Fazer logon

Discrete Wavelet Transform

- Scale and displacement are continuous variables
- We choose only a finite subset of scales and displacement
- *Discrete wavelet transform:*
 - Displacements and scales in powers of 2:

$$s^{-1} = 2^j, \quad d = k 2^j = k s^{-1}, \quad j \text{ and } k \text{ integers}$$

$$\psi_{j,k}(t) = \frac{1}{\sqrt{2^j}} \psi\left(\frac{t - k 2^j}{2^j}\right) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k)$$

$$C(s, d) = C(j, k) = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f(n) 2^{-j/2} \psi(2^{-j}n - k)$$

07:10
04/12/2017

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

46

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

47

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

```
% Haar Wavelet  
syms w t  
wv=sym('Heaviside(t)')-2*sym('Heaviside(t-1/2)')...  
+sym('Heaviside(t-1)');  
figure(1),ezplot(wv,[0,1.5])  
  
% Its Fourier Transform  
WV=fourier(wv); WV=simplify(WV)  
figure(2),ezplot(abs(WV),[-20*pi,20*pi])
```

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

07:11
04/12/2017

47

Amostras de slides em análise wavelet, dos Profs da UCM - Madrid, colaboradores no nosso curso de pós PSI5880

48

V1-Parte de Slides de pósgrad PSI5880_PDF4 em Wavelets - 2010 - Rede_AIASYB2.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-Parte de Slides ... x Fazer logon

Applications

- Detecting Discontinuities
- Detecting Trends
- Detecting Self-Similarity
- Identifying Pure Frequencies
- Suppressing Signals
- De-Noising Signals
- Compressing Signals

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

07:15
04/12/2017

48

Para reflexão para a aula de amanhã ...

49

- Que semelhanças entre Wavelets e análise de Fourier você consegue explicitar? Escreva.
 - Que diferenças? Escreva.
- Que semelhanças entre Wavelets e CNNs unidimensionais você consegue explicitar? Escreva.
 - Que diferenças? Escreva.
- Que semelhanças entre CNNs e análise de Fourier você consegue explicitar? Escreva.
 - Que diferenças? Escreva.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

49

49

50

*Espectrograma –
Conceito importante no cenário
de análise tempo-frequência*

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

50

50

51

The screenshot shows the Wikipedia article for 'Spectrogram'. The page title is 'Spectrogram' and it is part of the 'Wikipedia - Wikiped' browser tab. The URL is 'https://en.wikipedia.org/wiki/Spectrogram'. The article text includes a definition: 'A **spectrogram** is a visual representation of the spectrum of frequencies of sound or other signal as they vary with time. Spectrograms are sometimes called **sonographs**, **voiceprints**, or **voicegrams**. When the data is represented in a 3D plot they may be called **waterfalls**.' It also mentions applications in music, sonar, radar, and speech processing. A small spectrogram image is shown with a legend: 'Typical spectrogram of the spoken words "nineteenth century". Frequencies are shown increasing up the vertical axis, and time on the horizontal axis. The lower frequencies are more dense because it is a male voice. The legend to the right shows that the color intensity increases with the density.'

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez
51

51

52

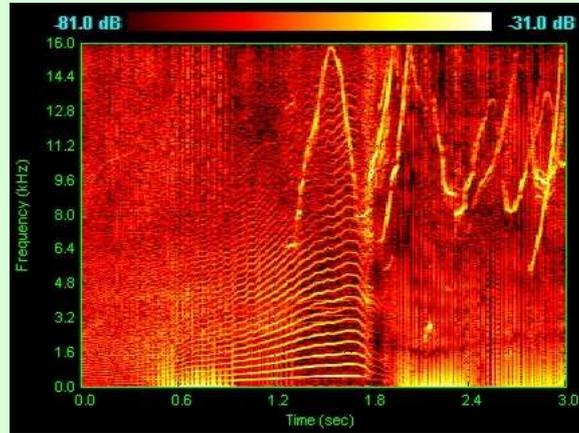
The screenshot shows the 'Format' section of the Wikipedia article. The text states: 'A common format is a graph with two geometric dimensions: one axis represents *time* or *RPM*, the other axis is *frequency*; a third dimension indicating the amplitude of a particular frequency at a particular time is represented by the intensity or color of each point in the image. There are many variations of format: sometimes the vertical and horizontal axes are switched, so time runs up and down; sometimes the amplitude is represented as the height of a 3D surface instead of color or intensity. The frequency and amplitude axes can be either *linear* or *logarithmic*, depending on what the graph is being used for. Audio would usually be represented with a logarithmic amplitude axis (probably in *decibels*, or *dB*), and frequency would be linear to emphasize harmonic relationships, or logarithmic to emphasize musical, tonal relationships.'

Below the text are several spectrogram examples with captions:

- Spectrogram of this recording of a violin playing. Note the harmonics occurring at whole-number multiples of the fundamental frequency.
- 3D surface spectrogram of a part from a music piece.
- Spectrogram of a male voice saying 'ta ta ta'.
- Spectrogram of dolphin vocalizations; chirps, clicks and harmonizing are visible as inverted Vs, vertical lines and horizontal striations respectively.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez
52

52



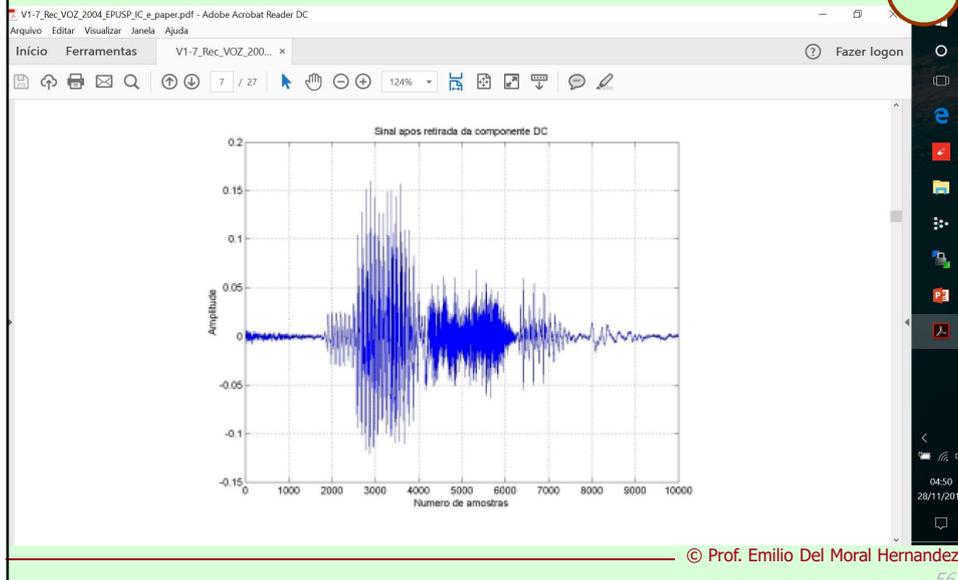
53

*Sistema auditivo,
Sistema fonador,
Mel Freq Cepstrum*

55

TCC em Reconhecimento de comandos de voz (Daniel e Gabriel) – sobe, desce, esquerda, direita

recordando



56

Medida de qualidade do reconhecedor de comandos de voz ensaiado ...

recordando

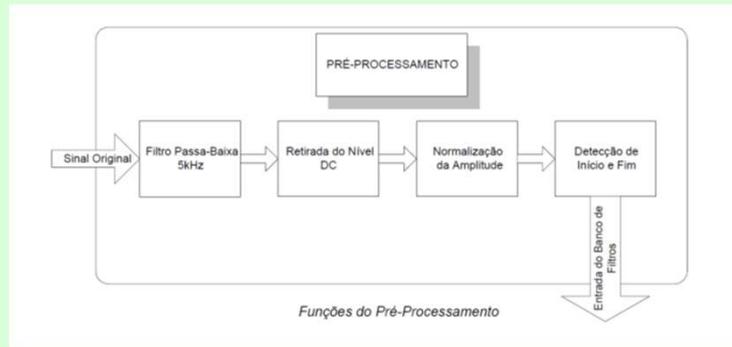
amostra \ resultado	SOBE	DESCE	ESQUERDA	DIREITA
SOBE	85%	0%	15%	0%
DESCE	0%	100%	0%	0%
ESQUERDA	0%	0%	80%	20%
DIREITA	0%	0%	10%	90%

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

57

Exemplo de pré-processamentos num reconhecedor de comandos de voz - TCC de Daniel e Gabriel

recordando



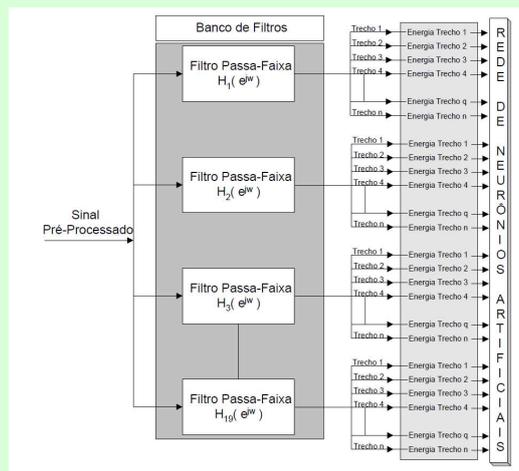
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

58

58

TCC em Reconhecimento de comandos de voz (Daniel e Gabriel) – sobe, desce, esquerda, direita

recordando



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

59

59

TCC em Reconhecimento de comandos de voz (Daniel e Gabriel) – sobe, desce, esquerda, direita

recordando

V1-7_Rec_VOZ_2004_EPUSP_IC_e_paper.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas V1-7_Rec_VOZ_200... x Fazer login

11 / 27 75%

Tabela 1

Frequências centrais e bandas de passagem do banco de filtros	
	0
Filtro 1	$f_{c1} = 50$ Hz
	100
Filtro 2	$f_{c2} = 150$ Hz
	200
Filtro 3	$f_{c3} = 250$ Hz
	300
Filtro 4	$f_{c4} = 350$ Hz
	400
Filtro 5	$f_{c5} = 450$ Hz
	510
Filtro 6	$f_{c6} = 570$ Hz
	630
Filtro 7	$f_{c7} = 700$ Hz
	770
Filtro 8	$f_{c8} = 840$ Hz
	920
Filtro 9	$f_{c9} = 1000$ Hz
	1080
Filtro 10	$f_{c10} = 1170$ Hz
	1270
Filtro 11	$f_{c11} = 1370$ Hz
	1480
Filtro 12	$f_{c12} = 1600$ Hz
	1720
Filtro 13	$f_{c13} = 1850$ Hz
	2000
Filtro 14	$f_{c14} = 2150$ Hz
	2320
Filtro 15	$f_{c15} = 2500$ Hz
	2700
Filtro 16	$f_{c16} = 3000$ Hz
	3150
Filtro 17	$f_{c17} = 3400$ Hz
	3700
Filtro 18	$f_{c18} = 4000$ Hz
	4400
Filtro 19	$f_{c19} = 4800$ Hz
	5800

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

60

TCC em Reconhecimento de comandos de voz (Daniel e Gabriel) – sobe, desce, esquerda, direita

recordando

at Reader DC

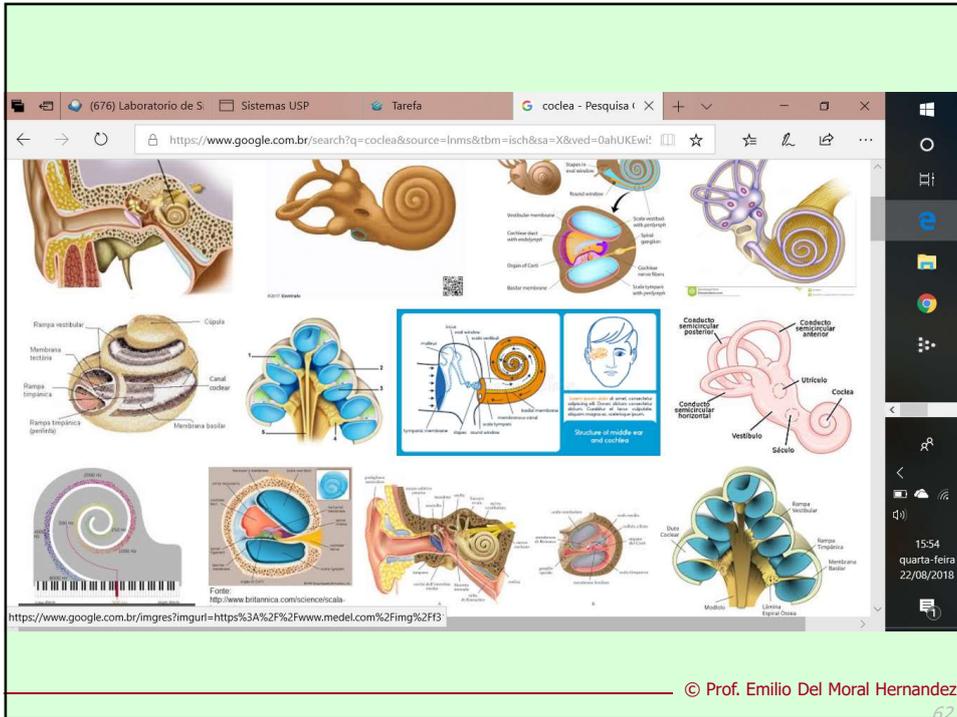
00... x

75%

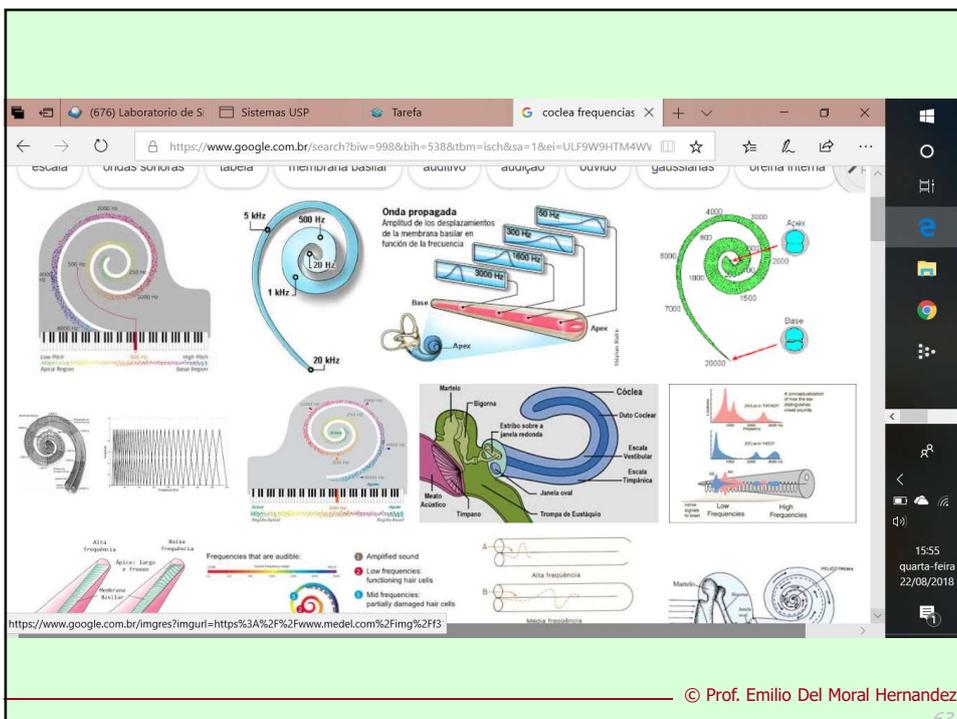
Tabela 1

Frequências centrais e bandas de passagem do banco de filtros	
	0
Filtro 1	$f_{c1} = 50$ Hz
	100
Filtro 2	$f_{c2} = 150$ Hz
	200
Filtro 3	$f_{c3} = 250$ Hz
	300
Filtro 4	$f_{c4} = 350$ Hz
	400
Filtro 5	$f_{c5} = 450$ Hz
	510
Filtro 6	$f_{c6} = 570$ Hz

61



62



63

64

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

64

65

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

65

677 Laboratorio de S... Sistemas USP Tarefa mel frequency cep

https://www.google.com.br/search?biw=998&bih=538&tbn=isch&sa=1&ej=ULF9W9HTM4Wv

Time Domain Waveform

Spectrogram

MFCC Spectrogram

498 x 276 - music.ece.drexel.edu

Confusions Speech → Frame Blocking → Windowing → FFT → Mel-frequency Warping → Cepstrum → MFCC

MFCC

- Human perception of speech is linear until 1000 and logarithmic thereafter
- Cepstrum & Fourier Transform (logarithmic & Linear Transform) Speech Spectrogram
- Cepstrum coefficients are efficient short-term and LPC version of their linear prediction coefficients

https://www.google.com.br/imgres?imgurl=http%3A%2F%2Fmusic.ece.drexel.edu%2Ffiles%2

15:58 quarta-feira 22/08/2018

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

66

67

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

67

67

68

The screenshot shows a web browser window displaying the Wikipedia article for "Mel-frequency cepstrum". The browser's address bar shows the URL "https://en.wikipedia.org/wiki/Mel-frequency_cepstrum". The article text explains that the mel-frequency cepstrum (MFC) is a representation of the short-term power spectrum of a sound, based on a linear cosine transform of a log power spectrum on a nonlinear mel scale of frequency. It also defines Mel-frequency cepstral coefficients (MFCCs) as coefficients that collectively make up an MFC, derived from a type of cepstral representation of the audio clip. A numbered list of five steps describes how MFCCs are commonly derived: 1. Take the Fourier transform of a windowed excerpt of a signal. 2. Map the powers of the spectrum obtained above onto the mel scale, using triangular overlapping windows. 3. Take the logs of the powers at each of the mel frequencies. 4. Take the discrete cosine transform of the list of mel log powers, as if it were a signal. 5. The MFCCs are the amplitudes of the resulting spectrum. A "Contents" table of contents is visible at the bottom of the article, listing "1 Applications".

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

68

69

The screenshot shows a presentation slide titled "O que é o Cepstrum?". The slide content includes:

- Eu não sei!
- Definição formal:

$$\left| F^{-1} \left\{ \log_{10} \left(\left| F \{ f(t) \} \right|^2 \right) \right\} \right|^2$$
- "O módulo ao quadrado da transformada inversa de Fourier calculada sobre logaritmo de base 10 calculada sobre módulo ao quadrado da transformada de Fourier do sinal $f(t)$!"

The slide footer indicates it is slide 27 from the Escola Politécnica da USP.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

69

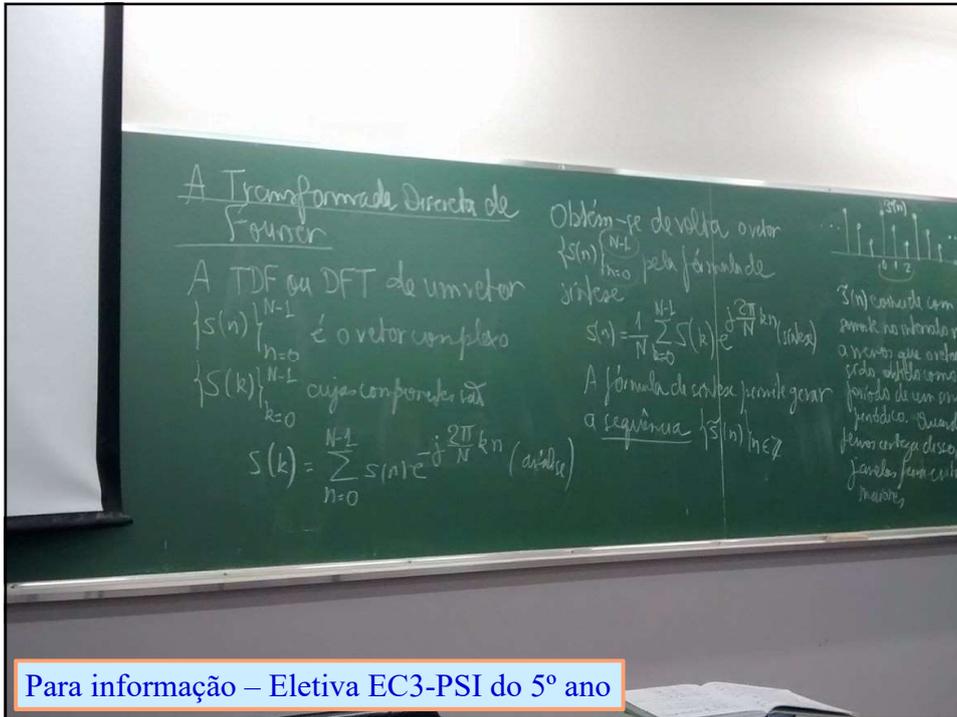
**Disciplina eletiva de 5º ano
PSI3501 –
Processamento de voz e
aprendizado de máquina
Profs Emilio e Miguel**

Para informação – Eletiva EC3-PSI do 5º ano

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

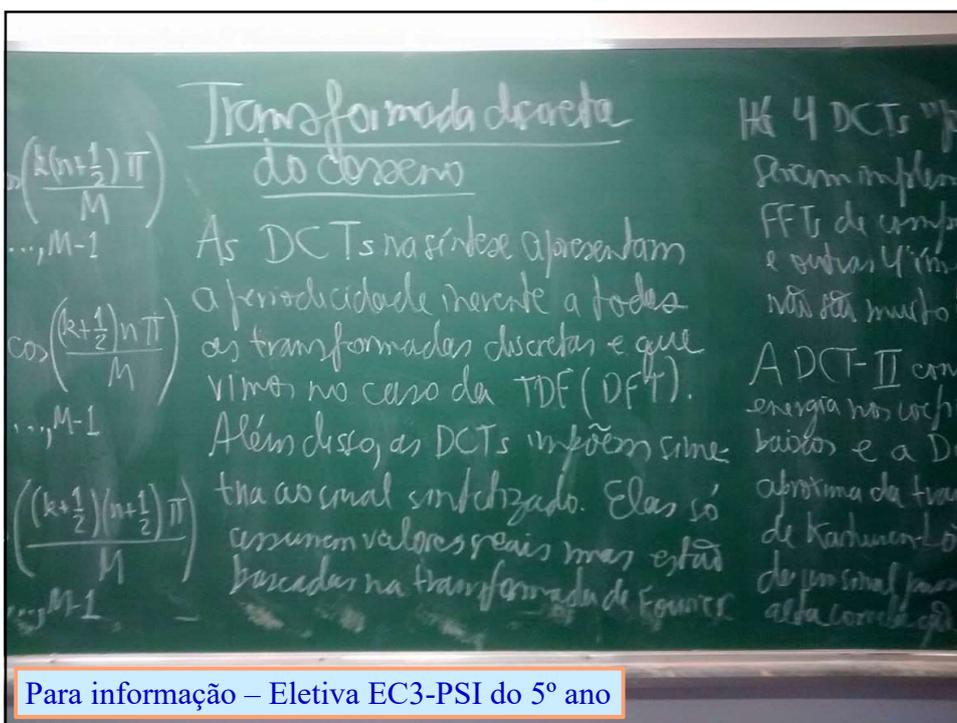


Para informação – Eletiva EC3-PSI do 5º ano



Para informação – Eletiva EC3-PSI do 5º ano

73



Para informação – Eletiva EC3-PSI do 5º ano

74

75

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

75

75

PSI3472 – Análise de sinais de tempo

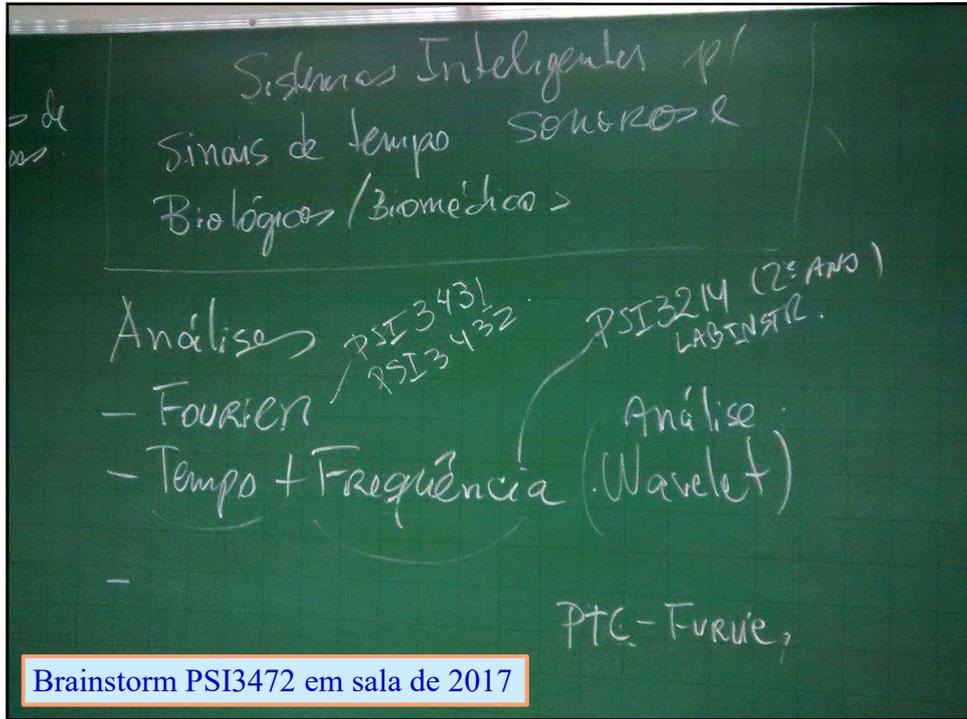
76

*Recordemos alguns aspectos já
abordados neste curso e em cursos
correlatos ...*

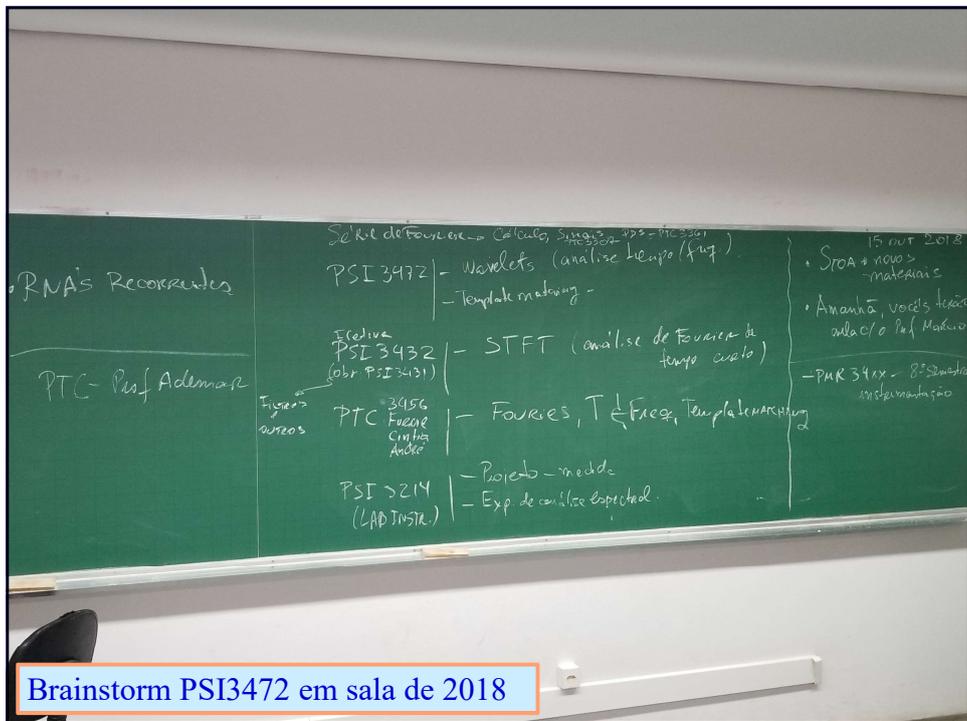
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

76

76



77



78

*Alguns destaques para PSI3472-Sinais de Tempo
Vindos da Tese de Liselene Borges -
Extração de parâmetros característicos para
detecção acústica de vazamento de água.
(URL para baixar no e-disciplinas)*

79

Exemplo de modelagem / reconhecimento automático de padrões ... (tese de Liselene / Prof Miguel)

Curso: PSI3472 - Conceção | Disciplina PSI2672 do Grup | Sistemas de detecção e clas | Extração de parâmetros

teses.usp.br/teses/disponiveis/3/3142/tdc-19072011-110149/pt-br.php

Biblioteca Digital USP
Teses e Dissertações

Tese de Doutorado

DOI: 10.11606/T.3.2011.196-19072011-110149
 Documento: Tese de Doutorado
 Autor: Borges, Liselene de Abreu (Catálogo USP)
 Nome completo: Liselene de Abreu Borges
 E-mail: E-mail
 Unidade da USP: Escola Politécnica
 Área de Conhecimento: Sistemas Eletrônicos
 Data de Defesa: 2011-04-08
 Imprenta: São Paulo, 2011
 Orientador: Agneta Ramirez, Miguel (Catálogo USP)
 Banco examinadora: Agneta Ramirez, Miguel (Presidente)
 Alcan, Alcantim
 Del Moral Hernandez, Emilio
 Figueiredo, Robert Dura-Ribeiro
 Queiroz, Marcelo Gomes de

Título em português: Extração de parâmetros característicos para detecção acústica de vazamento de água.
Palavras-chave em português: Máquina de vetores de suporte, Predição linear, Processamento de sinais, Vazamento de água

Resumo em português: Este trabalho apresenta a pesquisa sobre a extração de parâmetros característicos de sinais acústicos para fins de detecção automática de vazamento de água em tubulações enterradas. Os sinais acústicos foram adquiridos com o auxílio de um gravador eletrônico e também catalogados por técnicos especialistas em detecção acústica. De todos os sinais foram extraídos os modelos de predição linear percussiva de vários ordens, determinando-se como melhor a ordem 2. A partir de um conjunto de modelos de referência de sinais de vazamento, a distância média de itakura dos outros modelos em relação a estas referências foram calculadas. Em conjunto com estas distâncias, quatro características espectrais são também extraídas do sinal a fim de compor o vetor de parâmetros característicos do sinal. Parte destes vetores de parâmetros característicos são utilizados para treinar o classificador de máquina de vetores de suporte. O restante dos dados são então, submetidos a este classificador que obtém a taxa de acerto de classificação em torno de 93%. Experimentos adicionais, utilizando modelos de predição linear, de ordem 10, obtiveram uma taxa de acerto em torno de 82%. Isso demonstra que estes novos parâmetros característicos propostos alcançam os objetivos deste trabalho, que são algoritmos com melhor base de acerto na detecção de vazamentos.

Título em inglês: Feature extraction for acoustic water leak detection.
Palavras-chave em inglês: Linear prediction, Signal processing, Support vector machine, Water leak

Resumo em inglês: This work presents a research about feature extraction of acoustic signals for detection of water leak in buried pipes. Acoustic signals were acquired by means of an electronic geophone and also labeled by technicians specialized in acoustic water leak detection. For every signal, its linear predictive model was estimated for a range of prediction orders, concluding for the best order 2. Out of this group of models, some leaky ones are used as reference for calculating the Itakura

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

80

82

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas defesa08Abr2011_L... x

Fazer logon

Compartilhar

Extração de parâmetros característicos para detecção acústica de vazamento de água

Aluna: Liselene de Abreu Borges
Orientador: Miguel Arjona Ramirez

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

82

82

83

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas defesa08Abr2011_L... x

Fazer logon

Compartilhar

Sumário

- * Motivação, Objetivos e Contribuições
- * Detecção Acústica de Vazamento
- * Sistemas de Detecção e Métodos de Avaliação dos Parâmetros
- * Extração de Parâmetros Característicos
- * Desenvolvimento da Pesquisa
- * Conclusões e Propostas Futuras

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

83

83

84

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas defesa08Abr2011_L... x

Fazer login

5 / 35 63.6%

Compartilhar

Os Tipos de Vazamentos

* Tipos de vazamentos: (a) Inerentes, (b) Não Visíveis e (c) Visíveis;

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

84

Exemplo de modelagem / reconhecimento automático de padrões ... (tese de Liselene / Prof Miguel)

85

O procedimento de detecção do Vazamento

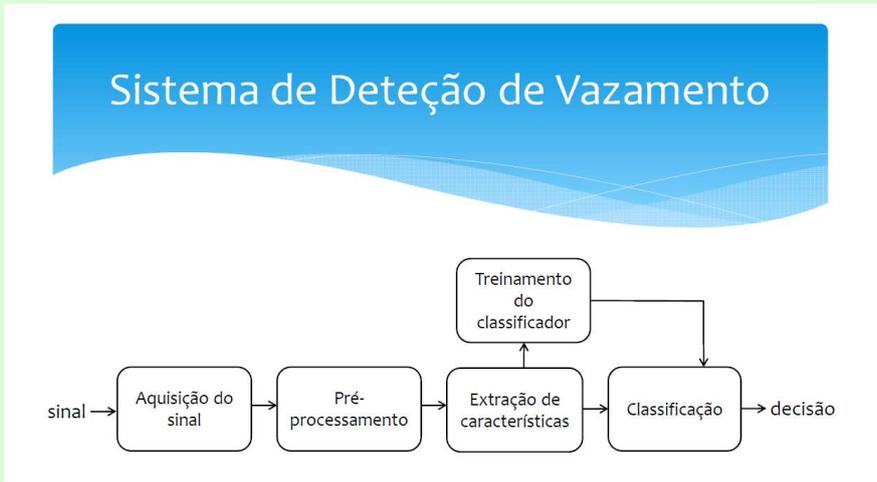
- * Haste de escuta
- * Correlacionador de ruído
- * Geofone

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

85

Exemplo de modelagem / reconhecimento automático de padrões ... (tese de Liselene / Prof Miguel)

86



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

86

86

87

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

87

87



88

Exemplo de modelagem / reconhecimento automático de padrões ... (tese de Liselene / Prof Miguel)

89

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas defesa08Abr2011_L... x

Fazer login

Extração no domínio temporal

- * Energia de curto Prazo
$$E_p = \sum_{m=-\infty}^{\infty} [x(n)w(n-m)]^2$$
- * Taxa de Cruzamento por zero
$$Z_p = \sum_{m=-\infty}^{\infty} |\text{sgn}[x(m)] - \text{sgn}[x(m-1)]| w(n-m)$$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

89

Exemplo de modelagem / reconhecimento automático de padrões ... (tese de Liselene / Prof Miguel)

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

defesa08Abr2011_L... x

Início Ferramentas 23 / 35 63.6% Fazer logon

Extração no domínio espectral

- * Centróide Espectral (Ce)
- * Largura de Espectro (Le)
- * Fluxo Espectral
- * Ponto de Roll-off (Pro)
- * Taxa de Espalhamento

$$F_e = \sum_{k=1}^M [X(k) - X(m-1)]^2$$

$$T_e = \sqrt{\frac{1}{K-1} \sum_{k=1}^K [X(k) - \mu_x]^2}$$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

90

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

defesa08Abr2011_L... x

Início Ferramentas 13 / 35 63.6% Compartilhar Fazer logon

Métodos de avaliação dos parâmetros individuais

- * Avaliação individual de cada parâmetro característico através da estatística-M

$$\text{estatística}_M = \frac{|\mu_{p_{max}} - \mu_{p_{min}}|}{\sigma_{p_{min}} + \sigma_{p_{max}}}$$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

91

92

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas defesa08Abr2011_L... x

Fazer logon

Compartilhar

Medidas de desempenho

* Acurácia, Sensibilidade e Especificidade:

$$\text{Sensibilidade} = \frac{\text{Total de Acerto de Vazamentos}}{\text{Total de Vazamentos}}$$

$$\text{Especificidade} = \frac{\text{Total de Acerto de NÃO Vazamentos}}{\text{Total de NÃO Vazamentos}}$$

$$\text{Acurácia} = \frac{\text{Total de Acerto de Vazamento} + \text{Total de Acerto de NÃO Vazamento}}{\text{Total de Vazamento} + \text{Total de NÃO Vazamento}}$$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

92

92

93

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

Início Ferramentas defesa08Abr2011_L... x

Fazer logon

Compartilhar

Pré-Processamento

Pré-processamento

```

    graph LR
      A[Sub-amostragem] --> B[Normalização]
      B --> C[Pré-ênfase]
      C --> D[Segmentação]
  
```

$x(n) \downarrow 4$

$\tilde{x}(n) = \frac{x(n) - \mu_x}{\sigma_x}$

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

93

93

94

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

defesa08Abr2011_L... x

Fazer login

27 / 35 63.6%

Compartilhar

Avaliação Individual – sinal original

* Estatística_M = 0.60133

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

94

95

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

defesa08Abr2011_L... x

Fazer login

30 / 35 63.6%

Compartilhar

Estatística_M geral

Parâmetro característico	original	Pré-ênfase 1	Pré-ênfase 2
Energia de curto prazo	0.21186	0.10927	0.33954
Taxa de cruzamento por zero	0.21189	0.19588	0.32757
Centróide espectral	0.60133	0.80953	0.75399
Largura de espectro	0.83349	0.68455	0.33555
Fluxo espectral	0.89947	0.7221	0.46769
Ponto de roll-off	0.25491	0.06911	0.65232
Taxa de espalhamento	0.39558	0.17637	0.35039
Modelo AR ordem=10			
Dist. máx. Itakura-AR	0.09678	0.24098	0.34357
Dist. méd. Itakura-AR	0.09669	0.23716	0.35697
Dist. máx. espectral-AR	0.02684	0.423	0.39587
Dist. méd. espectral-AR	0.11491	0.43526	0.4826
Modelo PLP ordem=3			
Dist. máx. Itakura-PLP	0.24388	0.10265	0.13251
Dist. méd. Itakura-PLP	0.1826	0.15835	0.083096
Dist. máx. espectral-PLP	0.23262	0.197	0.20062
Dist. méd. espectral-PLP	0.21759	0.21076	0.072005

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

95

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

defesa08Abr2011_L... x

Fazer login

31 / 35 63.6%

Compartilhar

Resultado da classificação Individual

Parâmetro Característico	Sinal Original (t)	Sinal pré-ênfase v (t)	Sinal pré-ênfase z (t)
Energia de curto prazo	64.8936	64.8936	64.8936
Taxa de cruzamento por zero	64.8936	85.1064	87.234
1-Centróide espectral	77.6596	89.3617	86.1702
Largura de espectro	89.9917	87.234	91.4894
Fluxo espectral	88.2979	87.234	78.7334
Ponto de roll-off	86.8511	86.1702	87.234
Taxa de espalhamento	68.0851	64.8936	69.1489
Dist. máx. Itakura AR (ordem=10)	71.3404	64.8936	82.9782
Dist. méd. Itakura AR (ordem=10)	71.2766	64.8936	84.0426
Dist. máx. espectral AR (ordem=10)	64.8936	71.2766	69.1489
Dist. méd. espectral AR (ordem=10)	61.7021	64.8936	81.9149
Dist. máx. Itakura PLP (ordem=2)	64.8936	71.2766	68.0851
Dist. méd. Itakura PLP (ordem=2)	64.8936	67.0213	65.9574
Dist. máx. espectral PLP (ordem=2)	63.8298	68.0851	67.0213
Dist. méd. espectral PLP (ordem=2)	63.8298	65.9574	69.1489

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

96

defesa08Abr2011_Liselene.pdf - Adobe Acrobat Reader DC

Arquivo Editar Visualizar Janela Ajuda

defesa08Abr2011_L... x

Fazer login

32 / 35 63.6%

Compartilhar

Resultado do classificação em grupo

Parâmetros característicos(t)	Acuracidade(t)	Sensibilidade(t)	Especificidade(t)
1,2,3,4,2	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,4,6,7	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,4,6	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,4,5	94.6809	93.9394	95.082
1,2,3,13	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,12	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,11	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,10	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,9	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,8	95.7447	93.9394	96.7213
1,2,3,4,13	96.8085	93.9394	98.3607
1,2,3,4,12,13	95.7447	96.9991	98.3607
1,2,3,4,12	96.8085	93.9394	98.3607
1,2,3,4,11	96.8085	93.9394	98.3607
1,2,3,4,10,11	94.6809	87.8788	93.3607
1,2,3,4,10	96.8085	93.9394	98.3607
1,2,3,4,8,9	95.7447	93.9394	96.7213

- 1-Centróide espectral
- 2-Largura de espectro
- 3-Fluxo espectral
- 4-Ponto de roll-off
- 5-Taxa de espalhamento
- 6-Dist. máx. Itakura AR
- 7-Dist. méd. Itakura AR
- 8-Dist. máx. espectral AR
- 9-Dist. méd. espectral AR
- 10-Dist. máx. Itakura PLP
- 11-Dist. méd. Itakura PLP
- 12-Dist. máx. espectral PLP
- 13-Dist. méd. espectral PLP

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

97