

## Disciplina PSI 3471 – Profs. Emilio e Hae - 2019

- Fundamentos de Sistemas Eletrônicos Inteligentes
- Segundas (7:30) e Quartas feiras (9:20)
- Sala B2-09 *(ou outro outra, em datas específicas)*
  
- Prof. Emilio Del Moral Hernandez  
emilio@lsi.usp.br
- Prof. Hae Y. Kim  
hae@lps.usp.br

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

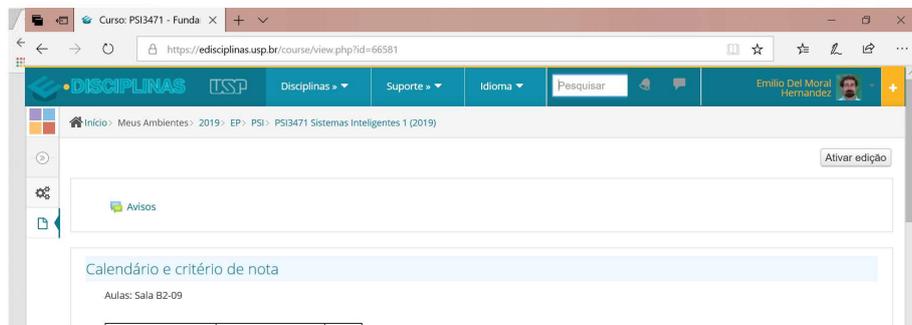
1

*Extratos do Jupiter e STOA ...*

### **Programa – PSI 3471 – Fundamentos de Sistemas Eletrônicos Inteligentes**

Aprendizagem de máquina supervisionada, reconhecimento de padrões, classificação e regressão não linear multivariada, com aplicações em voz, imagens e fusão de informação em matrizes de sensores; Conceitos em imagens; Operações com pixels; operações de vizinhança; Transformações geométricas, multiresolução e casamento de padrões; Aplicações de aprendizagem de máquina em visão computacional.

### **STOA ....**



The screenshot shows a web browser window with the URL <https://edisciplinas.usp.br/course/view.php?id=66581>. The page header includes the logo 'DISCIPLINAS USP' and navigation options like 'Disciplinas', 'Suporte', and 'Idioma'. The main content area shows a breadcrumb trail: 'Início > Meus Ambientes > 2019 > EP > PSI > PSI3471 Sistemas Inteligentes 1 (2019)'. Below this, there is a section titled 'Calendário e critério de nota' with the text 'Aulas: Sala B2-09'. A button labeled 'Ativar edição' is visible in the top right corner of the content area.

4

Participantes

Não foram aplicados filtros

Pesquise por palavra-chave ou selecione um filtro

Número de participantes: 50

Selecionar	Nome / Sobrenome	Endereço de email	Número USP	Papéis	Grupos	Último acesso ao curso	Estado
<input type="checkbox"/>	Alex Kenji Uyeda Majima	alex.majima@usp.br	8535391	Estudante	T-PSI3471-2019101	Nunca	Ativo
<input type="checkbox"/>	Andre Felipe Martins Silva	redan.felipe@usp.br	10301411	Estudante	T-PSI3471-2019101	Nunca	Ativo
<input type="checkbox"/>	Andrei Kenji Tsuda	andrei.tsuda@usp.br	8041060	Estudante	T-PSI3471-2019101	Nunca	Ativo
<input type="checkbox"/>	Augusto Ruy Machado	augusto.machado@usp.br	7576829	Estudante	T-PSI3471-2019101	Nunca	Ativo
<input type="checkbox"/>	Caio da Costa Braga	caio.costa.braga@usp.br	9373671	Estudante	T-PSI3471-2019101	7 horas 11 minutos	Ativo

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

5

Curso: PSI3471 - Funda

segunda-feira 7:30-9:10 | quarta-feira 9:20-11:00 | Tarefas

18/02 Emílio-1	20/02 Emílio-2	
25/03 Emílio-3	27/03 Emílio-4	
04/03 Carnaval	06/03 Carnaval	
11/03 Emílio-5	13/03 Emílio-6	
18/03 Emílio-7	20/03 Emílio-8	
25/03 Emílio-9	27/03 Emílio-10	
01/04 Emílio-11	03/04 Emílio-12	
08/04 Emílio-13	10/04 Emílio-14	
15/04 Semana Santa	17/04 Semana Santa	
22/04 Emílio-15	24/04 Hae-1	
29/04 P1 (Emílio)	01/05 Dia do trabalho	
06/05 Hae-2	08/05 Hae-3	
13/05 Hae-4	15/05 Hae-5	
20/05 Hae-6	22/05 Hae-7	
27/05 Hae-8	29/05 Hae-9	
03/06 Hae-10	05/06 Hae-11	
10/06 Hae-12	12/06 Hae-13	
17/06 Hae-14	19/06 Hae-15	
24/06 P2 (Hae)	(a definir) PSub	

**Critério de nota:**  
 Se  $\min\{MEMilio, MHae\} \geq 3$   
 então  $MFinal = (MEMilio + MHae) / 2$   
 senão  $MFinal = \min\{MEMilio, MHae\}$

MEMilio e MHae são calculadas como:  $(Prova + MExercícios) / 2$

PSub somente em caráter excepcional para quem justificar formalmente e no prazo a falta em alguma das duas provas (doença, luto, etc); a autorização de realização da PSub está sujeita à aprovação dos Profs e às regras da CoC-PSI. No dia a combinar.

6

## Materiais de apoio às aulas no STOA

**ATENÇÃO: leitura destes NÃO substitui participação e atividades em sala de aula!**

Materiais do prof. Emílio (15 aulas de 18-fev a 22-abr + P1)

Slides apresentados e outros materiais de apoio às atividades em sala serão disponibilizados aqui.

Atenção: Os materiais de apoio disponibilizados via STOA **NÃO substituem as discussões e o aprendizado que ocorrem com a sua presença nas aulas desta disciplina**. Se tiver alguma dúvida sobre a necessidade da sua presença em sala de aula, estou disponível para ajudá-lo a entender; me procure após encerrarmos a nossa próxima aula e conversamos sobre isso.

[Ementa no sistema Jupiter](#)

Materiais do prof. Hae

Site do prof. Hae: <http://www.lps.usp.br/hae/>  
 Site desta disciplina: <http://www.lps.usp.br/hae/psi3471>  
 Apostilas e transparências: <http://www.lps.usp.br/hae/apostila>  
 Software para processamento de imagens: <http://www.lps.usp.br/hae/software>

Tópico 4

7

### Tópicos:

- Aprendizagem de máquina supervisionada: redes neurais, classificação por vizinhos mais próximos e técnicas supervisionadas similares.
- Reconhecimento de padrões,
  - classificação e
  - regressão não linear multivariada,
  - com aplicações em voz,
  - imagens e
  - fusão de informação em matrizes de sensores.
- Extração de características de informações complexas (imagens, vídeo, voz, sistemas multissensores, sinais biológicos)
- técnicas de redução de dimensionalidade: análise de componentes principais;
- análise harmônica; análise wavelet;
- ganho de informação.
- Técnicas de avaliação de qualidade:
  - validação cruzada;
  - k-fold cross validation;
  - curvas ROC em sistemas com limiar de decisão variável;
  - matrizes de confusão; sensibilidade e especificidade;
  - medidas de qualidade em regressão não linear multivariada.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

8

**... seguindo (+ tópicos):**

- Seleção de características e dimensionamento de reconhedores e regressores para limitação do sobreaprendizado (overfitting).
- Operações com pixels: sistemas de cores; histograma; limiarização.
- Operações de vizinhança: filtro linear; convolução; derivadas; Fourier; correlação cruzada normalizada; "template matching"; morfologia; filtro mediana.
- Transformações geométricas. Multi-resolução: pirâmide e espaço de escala; detecção de objetos robusta a mudança de escala.
- Uso de aprendizagem de máquina em visão computacional (ex: reconhecimento de dígitos manuscritos, projeto automático de filtros).

**Bibliografia**

[1] Simon Haykin, "Redes Neurais: Princípios e Práticas", Bookman, 2001. [2] Simon Haykin, "Neural Networks and Learning Machines," Prentice Hall 2008. [3] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork. "Pattern Classification", Wiley, 2001. [4] Cesare Alippi, "Intelligence for Embedded Systems, a Methodological Approach", Springer 2014. [5] André Fábio Kohn. "Reconhecimento de Padrões: uma Abordagem Estatística", Edição PEE/USP, 1998. [6] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "Digital Image Processing, Second Edition," Prentice-Hall, 2002. [7] G. Bradski and A. Kaehler, "Learning OpenCV - Computer Vision with the OpenCV Library," O'Reilly, 2008. [8] Richard Szeliski, "Computer Vision: Algorithms and Applications," (Texts in Computer Science), Springer, 2010.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

9

**ICONE – EPUSP: Grupo de Inteligência Computacional,  
Modelagem e Neurocomputação Eletrônica**

**Prof. Dr. Emilio Del Moral Hernandez**

**Graduação em Engenharia Elétrica na EPUSP**

**Doutorado em Engenharia Elétrica pela  
University of Pennsylvania (Upenn – Philadelphia)**

**Livre Docente da EPUSP, na área de  
Neurocomputação Eletrônica e Sistemas Adaptativos**

**Atuante no IEEE e nas atividades técnicas da IEEE - CIS**

**Contato: [emilio.delmoral@usp.br](mailto:emilio.delmoral@usp.br) / [emilio@lsi.usp.br](mailto:emilio@lsi.usp.br)**

**Website do Grupo: [www.lsi.usp.br/ICONE](http://www.lsi.usp.br/ICONE)**



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

10

## Minha conexão com as temáticas deste curso

11

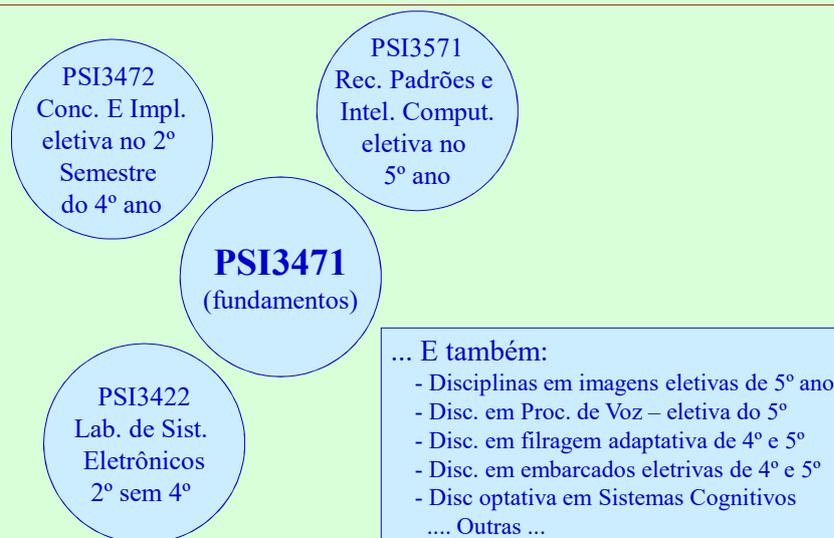
- Mestrado (EPUSP, em hw p/ imagens ) e Doutorado (Upenn em RNs)
  - Livre Docência em Neurocomputação Eletrônica e Sistemas Adaptativos – PSI-EPUSP
  - Ensino de disciplinas de graduação e de pós graduação relacionadas
  - Orientações de Mestrado e Doutorado em E.E.
  - Orientações de IC e de TCC em E.E.
  - Coordenação das pesquisas do grupo ICONE-EPUSP – Grupo de Inteligência Computacional, Modelagem e Neurocomputação Eletrônica ([www.lsi.usp.br/ICONE](http://www.lsi.usp.br/ICONE))
  - IEEE Computational Intelligence Society (congressos e periódicos)
- ... ou seja, contextos de Eng Elétrica e assemelhados ...

11

11

## ... algumas outras disciplinas PSI em sistemas eletrônicos inteligentes ou fortemente relacionadas

22



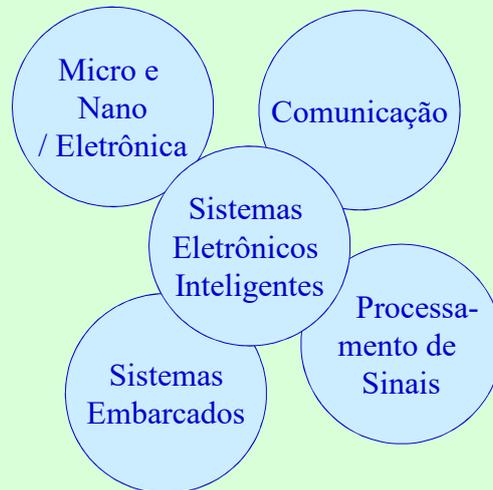
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

22

22

## ... Relação com as demais linhas formativas da ênfase Eletrônica e Sistemas

23



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

23

23

## Alguns dos focos / classes específicas de aplicação que são alvos do curso

24

- Modelagem envolvendo sistemas com múltiplas variáveis
- Uso de ferramentas que possibilitem representação de fenômenos não lineares ( *além* dos lineares )
- Reconhecimento / Identificação / Classificação de "objetos" a partir de medidas múltiplas (vindas de múltiplos sensores, por exemplo)
- Regressão / previsão / estimação de grandezas analógicas a partir de medidas correlacionadas com tal grandeza
- Exploração de elementos para "automação parcial" da modelagem, via aprendizado de máquina

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

24

24

### **Tópicos:**

- Aprendizagem de máquina supervisionada: redes neurais, classificação por vizinhos mais próximos e técnicas supervisionadas similares.
- Reconhecimento de padrões,
  - classificação e
  - regressão não linear multivariada,
  - com aplicações em voz,
  - imagens e
  - fusão de informação em matrizes de sensores.
- Extração de características de informações complexas (imagens, vídeo, voz, sistemas multissensores, sinais biológicos)
- técnicas de redução de dimensionalidade: análise de componentes principais;
- análise harmônica; análise wavelet;
- ganho de informação.
- Técnicas de avaliação de qualidade:
  - validação cruzada;
  - k-fold cross validation;
  - curvas ROC em sistemas com limiar de decisão variável;
  - matrizes de confusão; sensibilidade e especificidade;
  - medidas de qualidade em regressão não linear multivariada.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

25

25

### **... seguindo ( + tópicos):**

- Seleção de características e dimensionamento de reconhedores e regressores para limitação do sobreaprendizado (overfitting).
- Operações com pixels: sistemas de cores; histograma; limiarização.
- Operações de vizinhança: filtro linear; convolução; derivadas; Fourier; correlação cruzada normalizada; "template matching"; morfologia: filtro mediana.
- Transformações geométricas. Multi-resolução: pirâmide e espaço de escala; detecção de objetos robusta a mudança de escala.
- Uso de aprendizagem de máquina em visão computacional (ex: reconhecimento de dígitos manuscritos, projeto automático de filtros).

### **Bibliografia**

[1] Simon Haykin, "Redes Neurais: Princípios e Práticas", Bookman, 2001. [2] Simon Haykin, "Neural Networks and Learning Machines," Prentice Hall 2008. [3] R. O. Duda, P. E. Hart and D. G. Stork. "Pattern Classification", Wiley, 2001. [4] Cesare Alippi, "Intelligence for Embedded Systems, a Methodological Approach", Springer 2014. [5] André Fábio Kohn, "Reconhecimento de Padrões: uma Abordagem Estatística", Edição PEE/USP, 1998. [6] R. C. Gonzalez, R. E. Woods, "Digital Image Processing, Second Edition," Prentice-Hall, 2002. [7] G. Bradski and A. Kaehler, "Learning OpenCV - Computer Vision with the OpenCV Library," O'Reilly, 2008. [8] Richard Szeliski, "Computer Vision: Algorithms and Applications," (Texts in Computer Science), Springer, 2010.

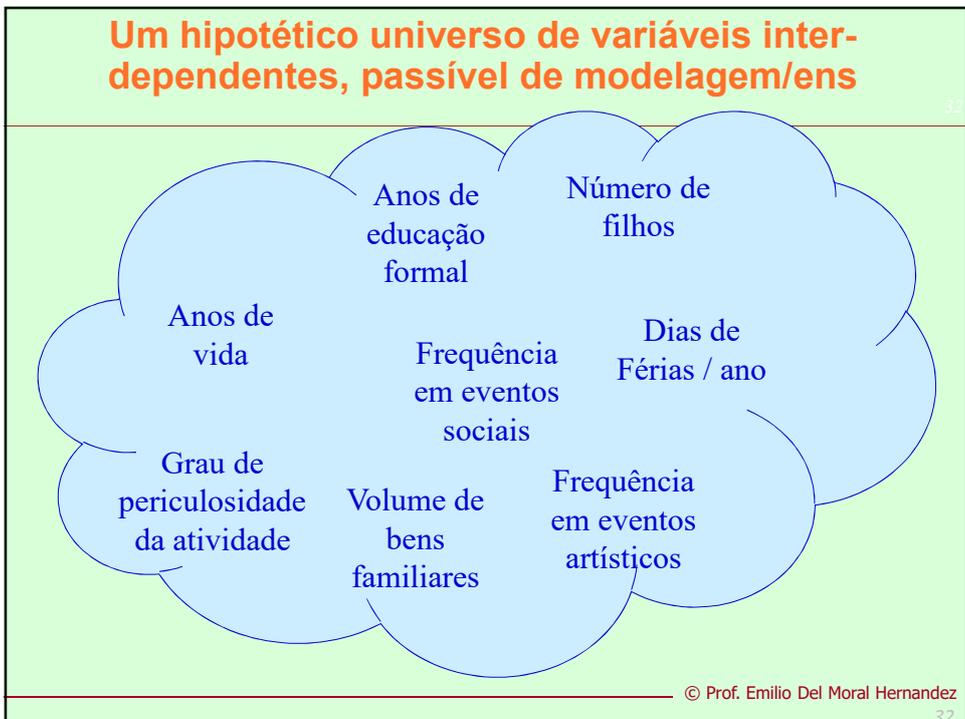
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

26

26



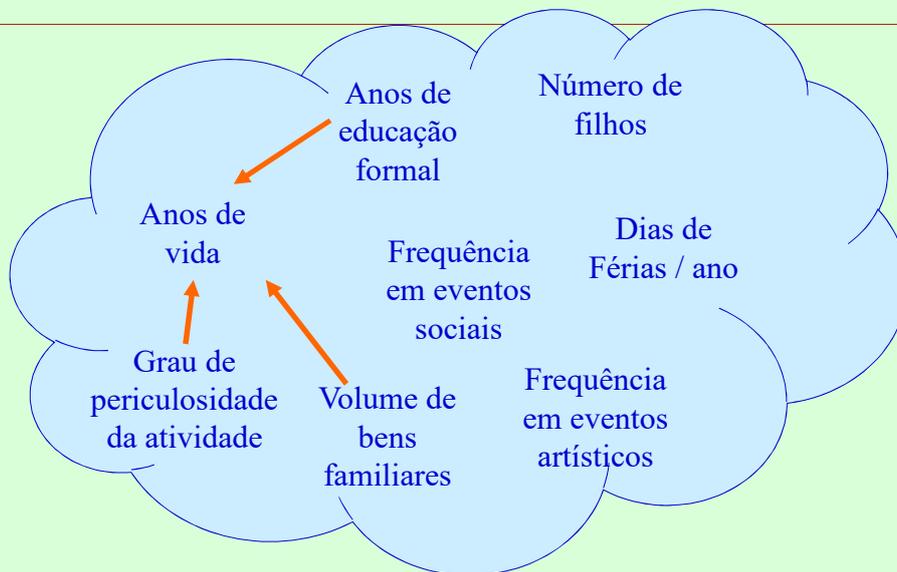
27



32

## Um hipotético universo de variáveis interdependentes, passível de modelagem/ens

33



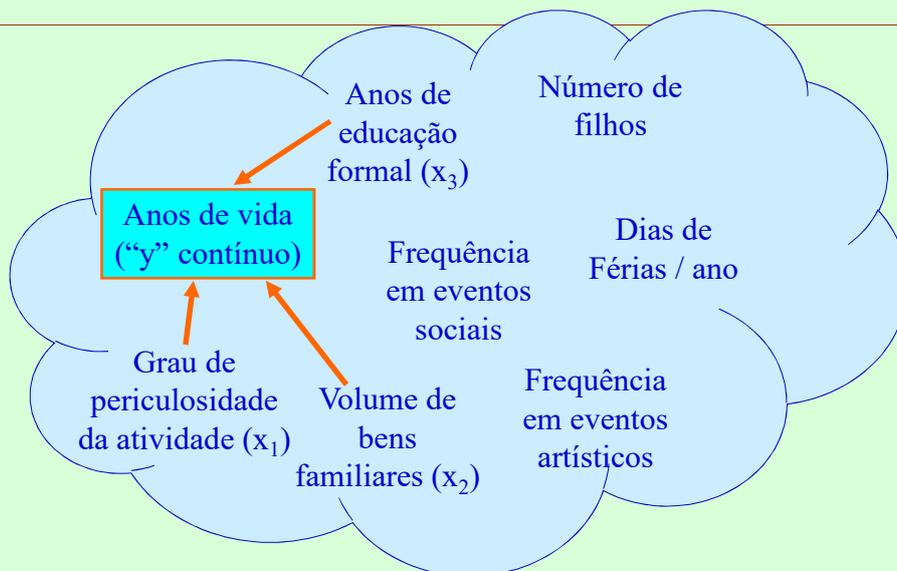
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

33

33

## Um hipotético universo de variáveis interdependentes, passível de modelagem/ens

34



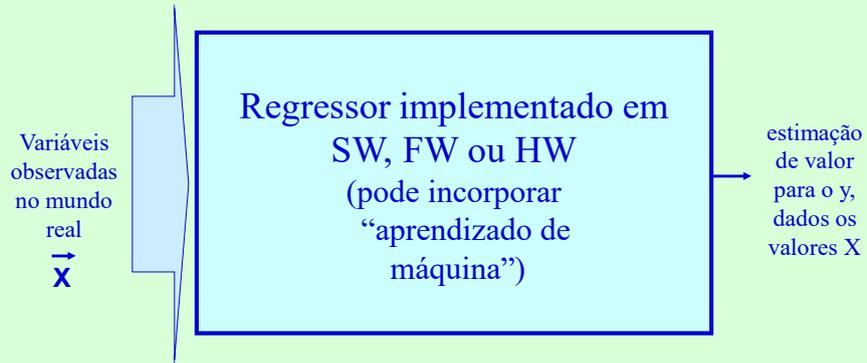
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

34

34

## Regressor multivariado (em sw, fw ou hw)

35



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

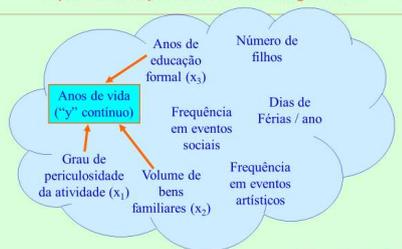
35

35

- 1) Quais as dimensões dos vetores de entrada e saída neste regressor exemplo?
- 2) Qual a precisão esperada? (o erro será zero em y estimado?)
- 3) Como coletaríamos os dados empíricos?
- 4) Qual a utilidade da estimação de y dado X?

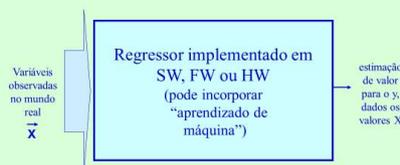
36

### Um hipotético universo de variáveis inter-dependentes, passível de modelagem/ens



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

### Regressor multivariado (em sw, fw ou hw)



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

36

36

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

## Algumas possibilidades para regressão linear sobre dados empíricos do universo de valores $(x_1, x_2, x_3, y)$ ....

- Modelagem por reta média (considerando por exemplo unicamente a variável  $x_1$  como impactante significativo em  $y$ )
- Modelagem por plano médio (considerando  $x_1$  e  $x_2$ )
- Modelagem por hiperplano médio ( $x_1$ ,  $x_2$  e  $x_3$ )

*Discutamos em lousa alguma formulação matemática ...*

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

37

## Um hipotético universo de variáveis interdependentes, passível de modelagem/ens

Vamos pensar em nossos próprios desafios de regressão multivariada (com, digamos ao menos 3 variáveis de “entrada” no modelo) para a previsão / estimação de alguma grandeza relevante?  
Façamos isto no contexto de Eletrônica / Sistemas / Sua ênfase.

**ATIVIDADE EM SALA,  
COM DEBATE COM COLEGAS  
E ENTREGA ESCRITA**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

38

-1) Sua ênfase – sua Engenharia

0) Quais são os seus  $x$ 's e o seu  $y$ ? (que grandezas / a medidas de que correspondem?)

1) Quais as dimensões dos vetores de entrada e saída neste seu regressor?

2) Qual a precisão esperada? (o erro será zero em  $y$  estimado?)

3) Como você coletaria os dados empíricos com observações / pares  $(X;y)$ ?

4) Qual a utilidade do seu regressor? (Qual a utilidade da estimação de  $y$  dado  $X$ ?)

**Um hipotético universo de variáveis inter-dependentes, passível de modelagem/ens**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

**Regressor multivariado (em sw, fw ou hw)**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

39

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

39

Aula 2

do Prof. Emilio de PSI3471 em

20-fev-2019

se encerrou aqui

(com entrega em papel)

40

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

40

40

## Relembrando as duas classes de aplicação alvo a serem abordadas no curso

41

- Regressão multivariada (linear e não linear)
- Reconhecimento automático de padrões ...

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

41

41

Passemos agora a elaborar uma situação hipotética de reconhecimento de padrões (y discreto), em lugar de regressão multivariada (y contínuo) ...

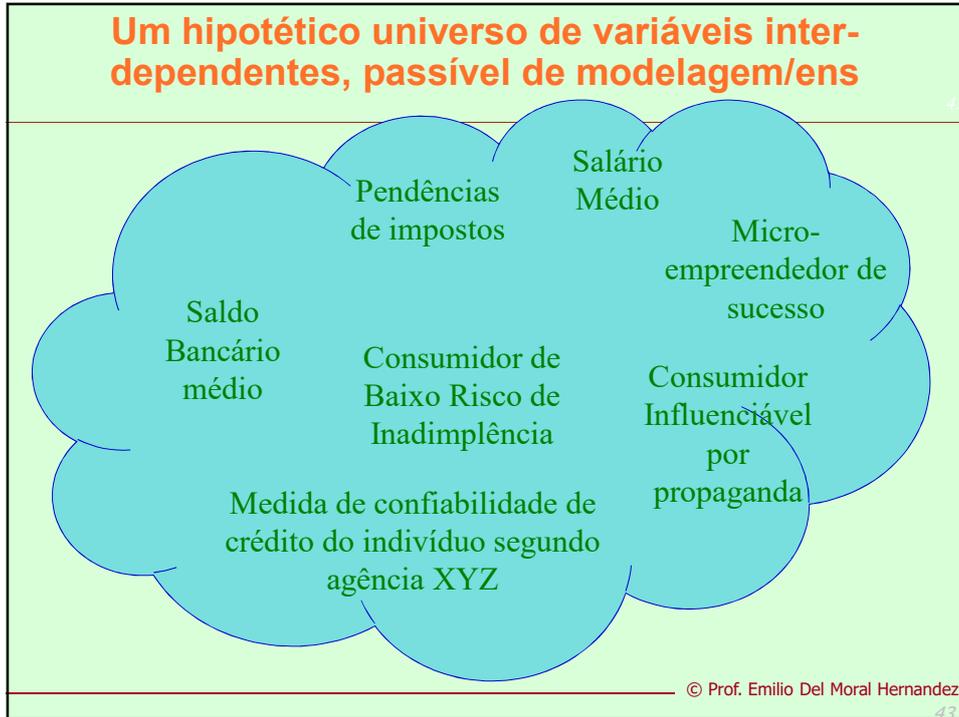
42

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

42

42

## Um hipotético universo de variáveis inter-dependentes, passível de modelagem/ens



43

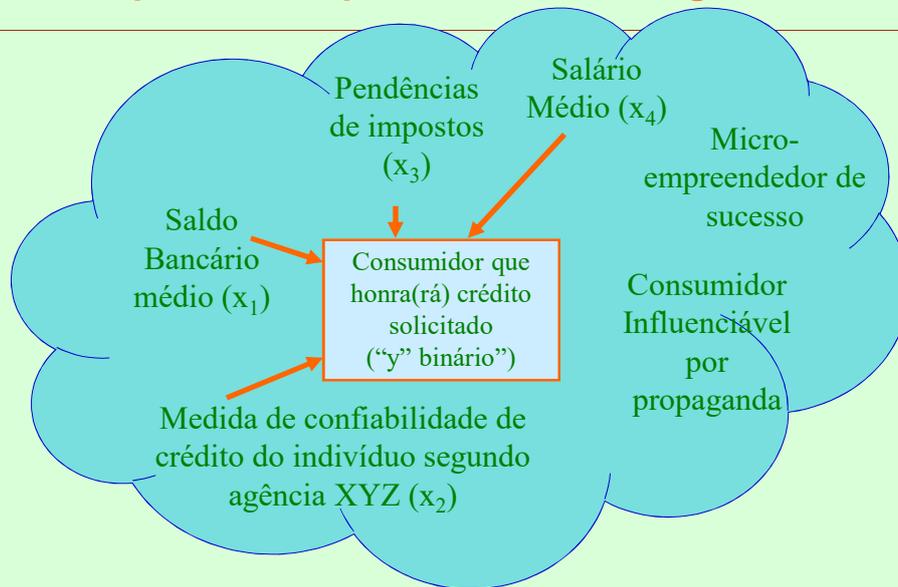
## Um hipotético universo de variáveis inter-dependentes, passível de modelagem/ens



44

## Um hipotético universo de variáveis interdependentes, passível de modelagem/ens

45



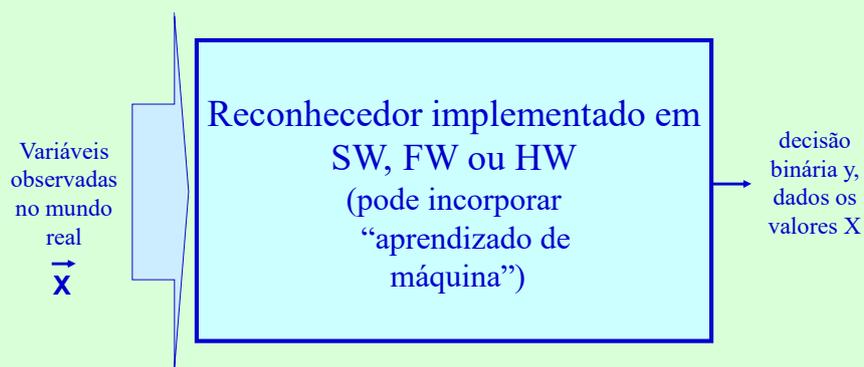
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

45

45

## Detector / reconhecedor multivariado (em sw, fw ou hw)

46



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

46

46

## Abrindo o leque de aplicações alvo a serem abordadas no curso

47

- Regressão multivariada (linear e não linear)
- Reconhecimento automático de padrões ...
  - Detecção de padrões relevantes: reconhecimento binário
  - Reconhecimento multiclases

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

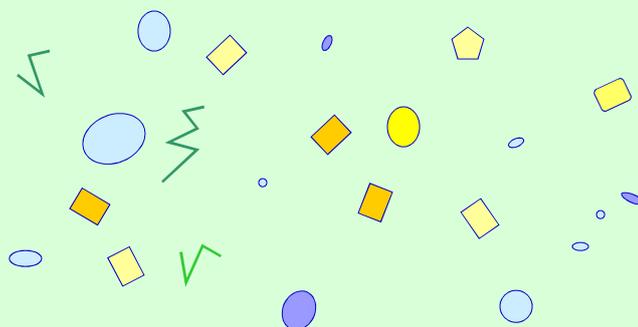
47

47

## Uma metáfora para a tarefa de classificação de padrões genérica ou multiclases (classificação não binária)...

48

Universo de objetos observados ...



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

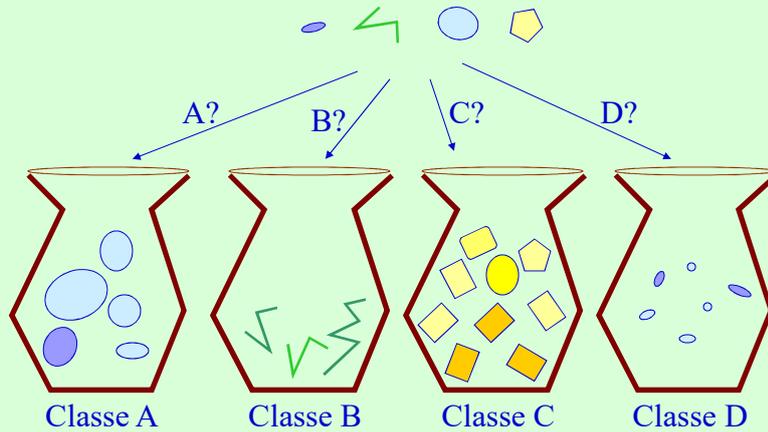
48

48

Uma metáfora para a tarefa de classificação de padrões multiclass (classificação não binária)...

50

Um dado objeto específico observado é de que tipo ?



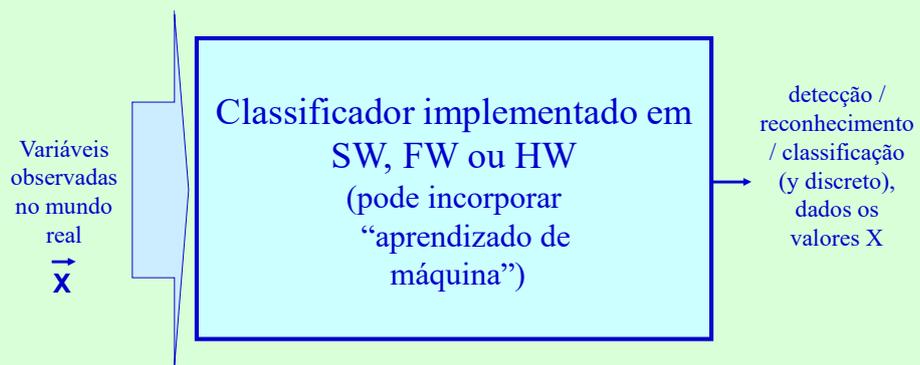
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

50

50

Detector / reconhecedor / classificador multivariado (em sw, fw ou hw)

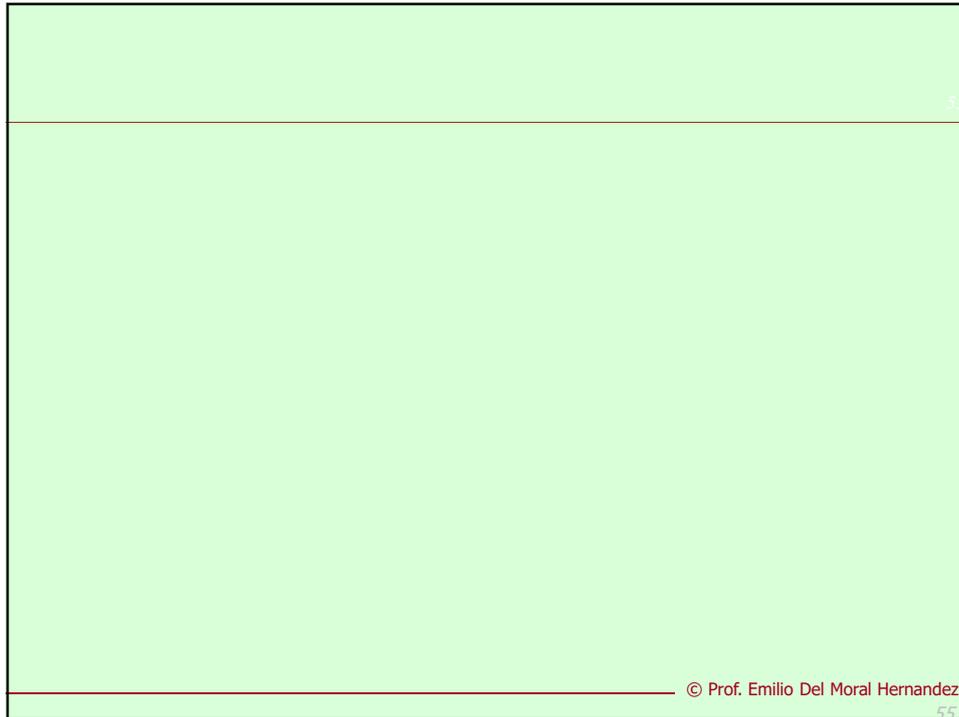
52



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

52

52



55

## Lembrete – o STOA PSI3471 cresce a cada semana ...

57

57

Inventário de Projetos Desenvolvidos em PSI 2672 - Práticas em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação, nas 6 turmas de 2011 a 2016  
prof. Emilio Del Moral Hernandez

Ano 2016

Cancelador ativo de ruído  
Classificação de fibrilação atrial a partir de eletrocardiograma  
Classificador de movimentos a partir de acelerômetro vestível  
Estimador de Valor de Ações (Flutuações Financeiras e Predição)  
Estimador de desempenho em redação (desempenho escolar)  
Medidor da qualidade da água  
Reconhecedor de dígitos de placas de veículos  
Reconhecedor de imagens de frutas  
Rec. da intenção de mover a mão direita e a esquerda a partir de sinais cerebrais

Ano 2015

Estimador do valor de fechamento das ações da Petrobras  
Classificador de instrumentos musicais  
Regressor embarcado para ventilação inteligente  
Solar Power Production Estimation (Software for a Smart Metering device)  
Reconhecedor de Objetos em Imagens Digitais  
Reconhecimento de Folhas a Partir de Fotos com Fundo Branco  
Benchmark de CPUs: um regressor multivariado de desempenho  
Reconhecedor de caracteres: um classificador de padrões  
Reconhecedor de acordes musicais: um classificador de padrões  
Detecção de Fraudes em Compras no Cartão  
Padrões nos Sobreviventes e Vítimas do Titanic  
Estimador de pigmentos para tintas a partir de uma amostra

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

58

Ano 2014

Identificador de sistema dinâmico  
Previsor Futebolístico  
Eye tracker  
Reconhecimento de placas de automóveis  
Reconhecimento de padrões de consumo em aparelhos aplicado a Smart Grids  
Estimativa de preços de carros  
Classificador de cogumelos venenosos

Ano 2013

Classificação de sinais de EEG e relação com epilepsia  
Estimador de consumo de eletricidade residencial  
Análise Sentimental de notícias  
Identificação de um Pixel Isolado em uma Imagem Simples  
Preditor de sobrevivência em pacientes Cardíacos  
Estimador do grau do mal de Parkinson  
Classificador de idiomas

Ano 2012

Classificação da Qualidade do Leite  
Estimador de PH para amostras de vinho  
Previsão de Ações na Bolsa de Valores (reconhecedor de padrões)  
Previsão de Ações na Bolsa de Valores (estimador)  
Reconhecedor de Combustível Adulterado

Ano 2011

Classificação em Gêneros Musicais  
Estimador de Correção do Erro de um Sensor de Pressão Diferencial  
Análise da qualidade de vinhos baseado em características físico-químicas  
Sistema de reconhecimento de Placas de Trânsito  
Reconhecedor de Alcoolismo e Sinais Cerebrais  
Língua eletrônica para a determinação de propriedades do leite

59

## Lembrete – o STOA PSI3471 cresce a cada semana ...

60

Curso: PSI3471 - Fundamen PSI2672-2017101: Lista x Multiple Back-Propagat Sistemas Inteligentes 1: Cor +

disciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=1835195

DISCIPLINAS USP apoio às disciplinas da USP

Acesso Senha USP

Início > Ambientes > 2017 > EP > PSI > PSI2672-2017101 > Projetos Finais de PSI2672 em 2017 > Lista de Projetos Finais de PSI2672 realizados em ...

Lista de Projetos Finais de PSI2672 realizados em grupo, em 2017

Lista de Projetos Finais de PSI2672 realizados em grupo, em 2017 - Apresentações ocorrem nos dias 21 de junho (Grupo 1 e mais algum outro que decida antecipar) e 28 de junho (demais grupos), na B2-09 às 15:30 hs; ao final da lista, há + detalhes para alguns dos 12 projetos

**Dois Projetos do Grupo 1:**

(Carlos Grívol, Carlos Prete, Gabriel Crabbé, Tiago Azevedo)

- Regressor multivariado: CIDADE LISA - Sistema automático de detecção de irregularidades nas vias usando smartphones
- Reconhecedor de padrões: ABCIS - Automatic Brazilian Coin Identification System

**Dois Projetos do Grupo 2:**

(Felipe Y., Alan, Felipe La Regina, Saint Clair Bernardes)

- Regressor multivariado: Previsor de taxa de acertos de questões de Matemática e Física de vestibular
- Reconhecedor de padrões: Analisador da qualidade do ar embasado nos níveis de concentração de gás carbônico, ozônio monóxido de carbono, temperatura, umidade e dióxido de nitrogênio.

https://disciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=1835195

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

60

60

## Lembrete – o STOA PSI3471 cresce a cada semana ...

61

Curso: PSI3471 - Fundamen PSI2672-2017101: Lista de f Multiple Back-Propagat x Sistemas Inteligentes 1: Cor +

mbp.sourceforge.net/tutorial.html

Multiple Back-Propagation

About Screenshots Download Tutorial News Papers Develop/Contact

**TUTORIAL**

1. Introduction (includes the MBP Algorithm)
2. Creating the training and the test datasets
3. Defining the topology of the neural networks
4. Configuring the activation functions of the neurons
5. Defining the neural network learning configuration
6. Training a neural network - Part I (regression)
7. Training a neural network - Part II (classification)
8. Copying data and graphics
9. Initialize, view, save and load the neural network weights
10. Load and save a neural network
11. Generate C code from a trained neural network
12. Analyzing the input sensitivity of a neural network

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

61

61

Relembrando duas classes de aplicação alvo a abordadas no curso e iniciando a solução com técnicas LINEARES “(+-)”

62

- Regressores multivariados **lineares** e não lineares
- Reconhecimento automático de padrões ...
  - / discriminadores (ou identificadores)

**lineares** e não lineares

*aparte formal ... Linear / Afim*

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

62

62

Quais vocês acham seriam valores adequados aos pesos “w” de cada entrada nesses 2 exemplos?

63

- No caso de  
 $\text{anos\_vida} = f_{\text{Rlinear}}(\text{educação, bens, periculosidade})$
- E no caso de  
 $\text{bom\_pagador} = f_{\text{Dlinear}}(\text{saldo, salário, crédito})$

63

63



Equações de regressores e discriminadores lineares  
... vamos trabalhar um pouco em lousa?

Quais vocês acham seriam valores adequados aos pesos “w” de cada entrada nesses 2 exemplos?

- No caso de  
 $\text{anos\_vida} = f_{\text{Rlinear}}(\text{educação, bens, periculosidade})$
- E no caso de  
 $\text{bom\_pagador} = f_{\text{Dlinear}}(\text{saldo, salário, dívidas})$
- Qual o papel do viés nessas duas análises?
- Sabem a diferença de transformação linear e afim? ...  
.... Importante para conciliar nosso jargão em reconhecimento de padrões com o jargão de sistemas lineares

# aparte formal ... Linear / Afim, a rigor são diferentes

66

**Função afim**

Origem: Wikipédia, a enciclopédia livre.

**Nota:** Não confundir com *Função linear*, ou *Transformação linear*.

Uma **função afim**, também conhecida como **função polinomial de grau 1** ou **função polinomial de primeiro grau** é uma função do tipo  $f(x) = ax + b$ , cujo gráfico é uma reta não perpendicular ao eixo  $ox$ . Tal função também pode ser entendida como uma transformação linear  $(Ax)$  seguida por uma translação  $(+b)$ .

$x \mapsto Ax + b$

no caso finito-dimensional cada função afim é dada por uma matriz  $A$  e por um vetor  $B$ , que possam ser escritos como a matriz  $A$  com uma "coluna extra do  $B$ ". Fisicamente, uma função afim é a que preserva:

1. Colinearidade entre pontos, isto é, três pontos que se encontram em uma linha continuam a ser colineares após a transformação;
2. relações das distâncias ao longo de uma linha, isto é, para os pontos colineares distintos  $p_1, p_2, p_3$ ,  $\|p_2 - p_1\| / \|p_3 - p_2\|$ .

Uma função afim é composta de um ou de diversos transformadores lineares. Diversas transformações lineares podem ser combinadas em uma única matriz, assim que a fórmula geral dada acima é ainda aplicável.

Em uma dimensão (ou seja, quando  $x$  e  $y$  são escalares), os termos  $A$  e  $b$  são chamados, respectivamente, de **coeficiente angular** e **coeficiente linear**.

**Índice** [esconder]

- 1 Definição formal
  - 1.1 Coeficientes<sup>[R]</sup>
- 2 Função linear
  - 2.1 Função linear e proporcionalidade
- 3 Crescimento ou decréscimo
  - 3.1 Crescente
  - 3.2 Decrescente
  - 3.3 Constante
- 4 Zero
- 5 Aplicações
  - 5.1 Relação com a progressão aritmética
  - 5.2 Relação com o movimento retilíneo uniforme
- 6 Referências
- 7 Bibliografia

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

66

# aparte formal ... Linear / Afim, a rigor são diferentes

67

**Função linear** [editar | editar código-fonte]

Ver artigo principal: *Função linear*

Uma **função linear** é um caso particular da função afim onde  $a \neq 0$  e  $b = 0$ , sendo, portanto, expressa como:

$$f(x) = ax.$$

Veja na figura ao lado um exemplo de gráfico de função linear.

Um caso específico da função linear é a função identidade, onde  $a = 1$ . Logo a função identidade é expressa como:

$$f(x) = x.$$

Observe na figura ao lado um exemplo de gráfico de função identidade.

**Função linear e proporcionalidade** [editar | editar código-fonte]

Ver artigo principal: *Proporcionalidade*

Uma das principais aplicações da função linear é a relação de proporção existente entre os elementos do domínio e da imagem, pois observamos que conforme variam os elementos do domínio, suas respectivas imagens variam na mesma proporção, sendo essa proporção o coeficiente angular da função, nesse caso chamado de taxa de variação.

Assim, seja a função linear  $f(x) = ax$ , vemos que o conjunto dos pontos que representa a reta dessa função são os pontos do tipo  $(x, ax)$ , onde  $a$  é a razão entre  $y$  e  $x$ .<sup>[R]</sup>

Essa relação será diretamente proporcional se a função for crescente e inversamente proporcional se a função for decrescente.

**Crescimento ou decréscimo** [editar | editar código-fonte]

Uma função afim pode ser crescente, decrescente, dependendo do valor do coeficiente angular. Uma função pode ainda ser constante, se  $a=0$  e aí ela terá grau 0.

**Crescente** [editar | editar código-fonte]

Uma função afim é crescente quando seu coeficiente angular for positivo, ou seja,  $a > 0$ .

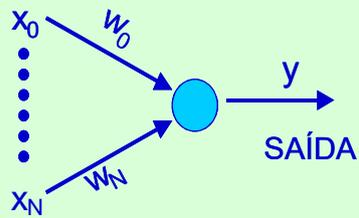
**Demonstração:**<sup>[R]</sup>

Por definição, dizemos que uma função  $f: A \rightarrow B$  definida por  $y = f(x)$  é crescente no conjunto  $A_1 \subset A$  se, para dois valores quaisquer  $x_1$  e  $x_2$  pertencentes a  $A_1$ , com  $x_1 < x_2$ , tivermos  $f(x_1) < f(x_2)$ .

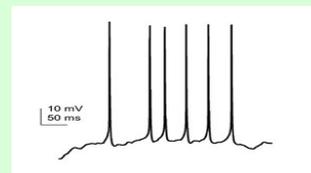
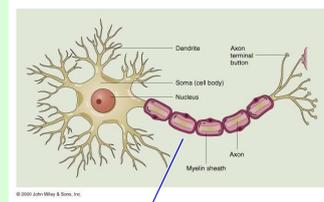
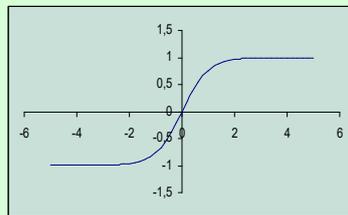
67

## Neurônio Artificial - inspirado no biológico (ou também chamado de “nó” da rede neural)

68



$$y = \text{tgh} (\sum w_i x_i)$$



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

68

68

69

**Aula 3**  
do Prof. Emilio  
de PSI3471 em  
**25-fev-2019**  
se encerrou aqui

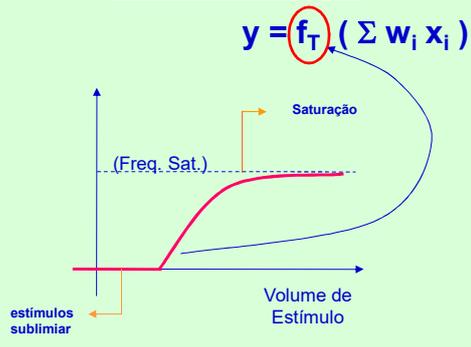
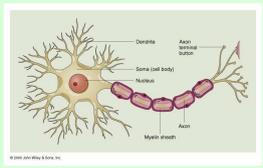
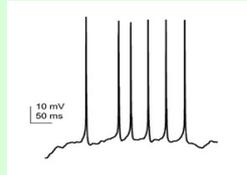
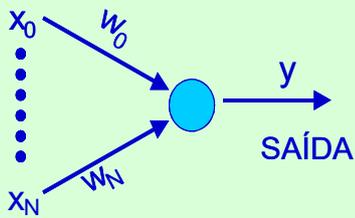
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

69

69

## Computação linear e não linear, com codificação freqüencial

70



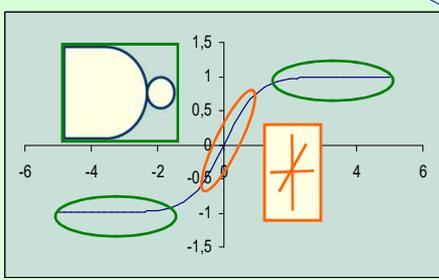
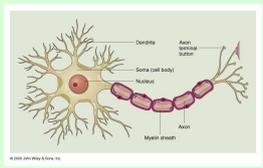
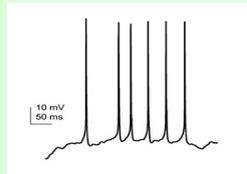
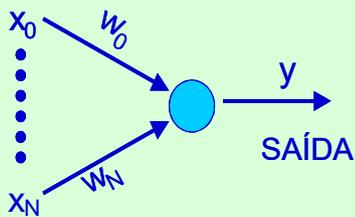
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

70

70

## Computação linear e não linear, com codificação freqüencial

71



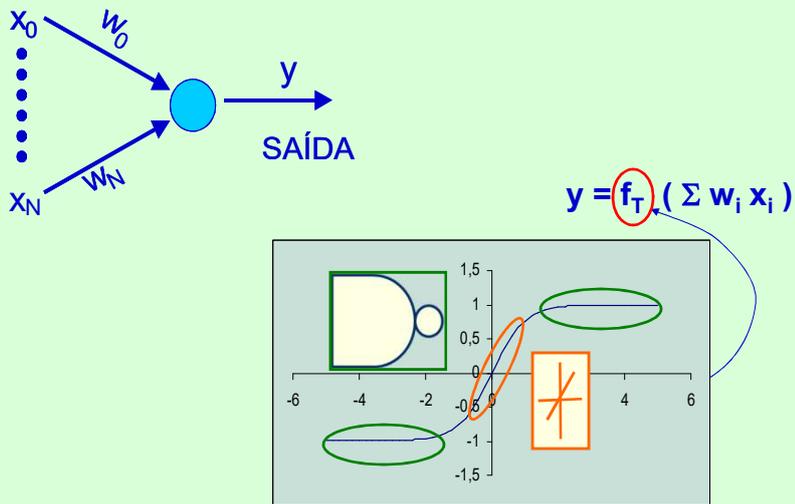
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

71

71

## Computação linear e não linear, com codificação frequencial

72



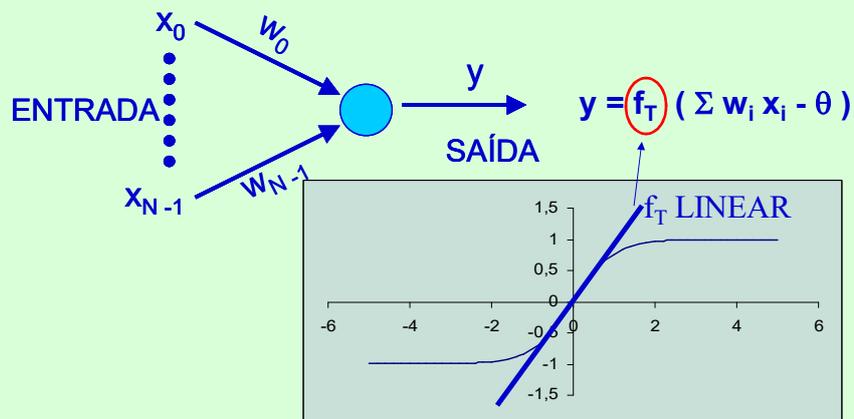
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

72

72

## Caso particular do nó com comportamento linear ... $f_T(\arg) = k \cdot \arg$

73



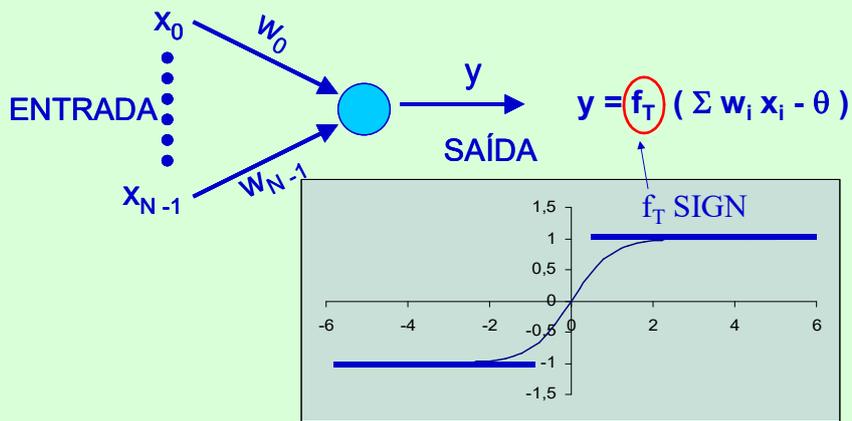
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

73

73

## Caso particular do nó com comportamento binário ... $f_T(\text{arg}) = \text{sign}(\text{arg})$

74



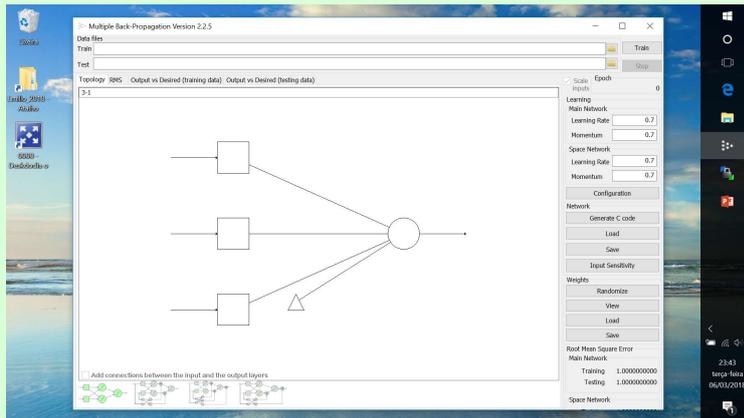
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

74

74

## Instale o MBP e digite "3-1" no campo Topology

75



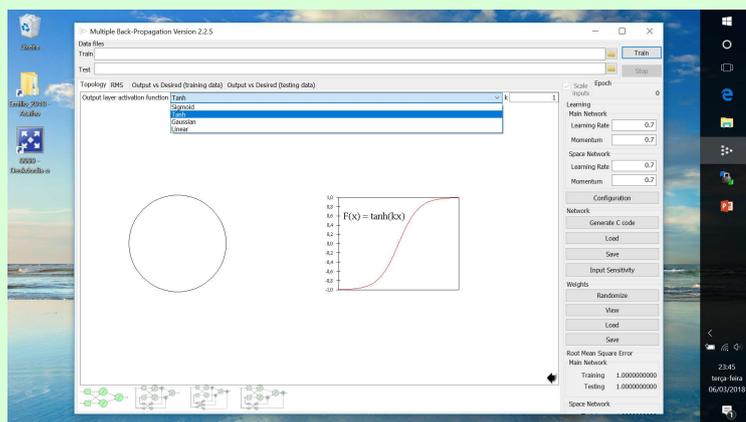
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

75

75

## Depois escolha a função de ativação do nó neural

76



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

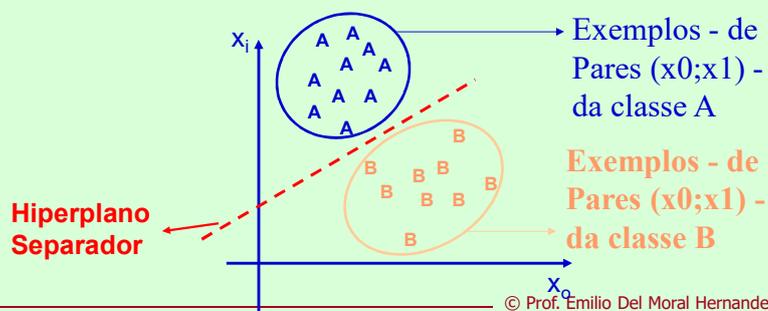
76

76

## Um pioneiro ... o Perceptron: $y = \text{sin}(\sum w_i x_i - \theta)$ (função de transferência tipo “degrau”)

79

- Viabiliza a classificação de padrões com separabilidade linear
- O algoritmo de aprendizado adapta os Ws de forma a encontrar o hiperplano de separação adequado
- Aprendizado por conjunto de treinamento



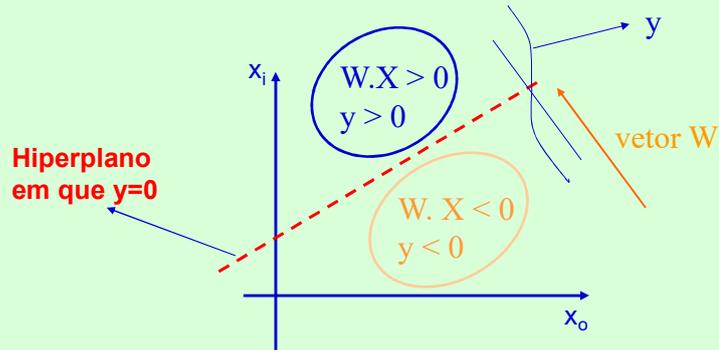
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

79

79

E se a saída do nosso problema não for digital?  
 O "Perceptron Contínuo":  $y = \text{tgh}(\sum w_i x_i - \theta)$

- Que problemas de entradas contínuas conseguimos atacar usando uma função de transferência tangente hiperbólica)



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

80

Indo além do neurônio "camaleão" simples  
 Uma rede neural com 3 nós neurais ...

81

## Um hipotético universo de variáveis inter-dependentes, passível de modelagem/ens

82

Vamos pensar em nossos próprios desafios de reconhecimento multivariado (com, digamos ao menos 4 variáveis de entrada no modelo) para uma classificação / reconhecimento / categorização automática relevante?  
 Façamos isto no contexto de Eletrônica & Sistemas / Sua ênfase.

**ATIVIDADE EM SALA,  
 COM DEBATE COM COLEGAS  
 E ENTREGA ESCRITA**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

82

82

-1) Sua ênfase – sua Engenharia

- 0) Quais são os seus  $x$ 's e o seu  $y$ ? (que grandezas são ? / a medidas de que correspondem?)
- 1) Quais as dimensões dos vetores de entrada e saída neste seu detector / reconecedor?
- 2) Porque a taxa de acerto esperada é menor que 100%?
- 3) Como você coletaria os dados empíricos com observações / pares  $(X;y)$ ?
- 4) Qual a utilidade do seu detector/reconecedor? (Qual a utilidade da estimar esse  $y$ \_discreto dado  $X$ ?)

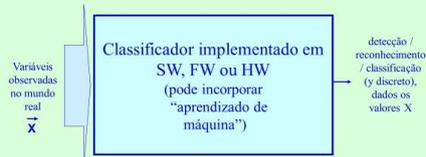
83

### Um hipotético universo de variáveis inter-dependentes, passível de modelagem/ens



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

### Detector / reconecedor / classificador multivariado (em sw, fw ou hw)



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

83

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

83

Concluindo com um 3º item e entregando a atividade criativa ...  
Registrar adequadamente em A4 as duas propostas (regressor e reconhecedor) e em 3º item formalizar uma ideia possível para seu TCC envolvendo regressão multivariada e/ou reconhecimento de padrões multivariado

**PRELIMINAR, para  
você já ir adiantando**

**Aula 4**  
**do Prof. Emilio**  
**de PSI3471 em**  
**27-fev-2019**  
**se encerrou aqui**

86

**Aula 5**  
**do Prof. Emilio**  
**de PSI3471 >>>>**  
**Seguiu no próximo**  
**bloco de slides**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

86