

PSI3471 – Prof. Emilio:

*Materiais da aula de
23 – abril ...*

ÚLTIMA AULA DE 2018 do Prof Emilio em PSI3471

- Limiar variável e curva ROC
- Treino & Teste >>>> extensão de conceitos: Treino & **Validação** & Teste
- Extração de características e Redução de dimensionalidade
- Projetos de PSI2672 – nos ~ 50 exemplos de projetos práticos há inúmeras estratégias de extração exercitadas
- Algo de PCA como ferramenta de extração e redução de dimensionalidade
- Deep Learning Auto-encoder e stacked auto-encoder;
- CNN – Convolutional Neural Networks: redução de dimensionalidade e extração de características semi-automáticas
- Exercício final com o MBP – Ensaio numérico com caracterização de aderência a conjunto empírico de treino e conjunto empírico de teste

Revisitando os Conjuntos de Dados Empíricos ...

Treino + Teste ...

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

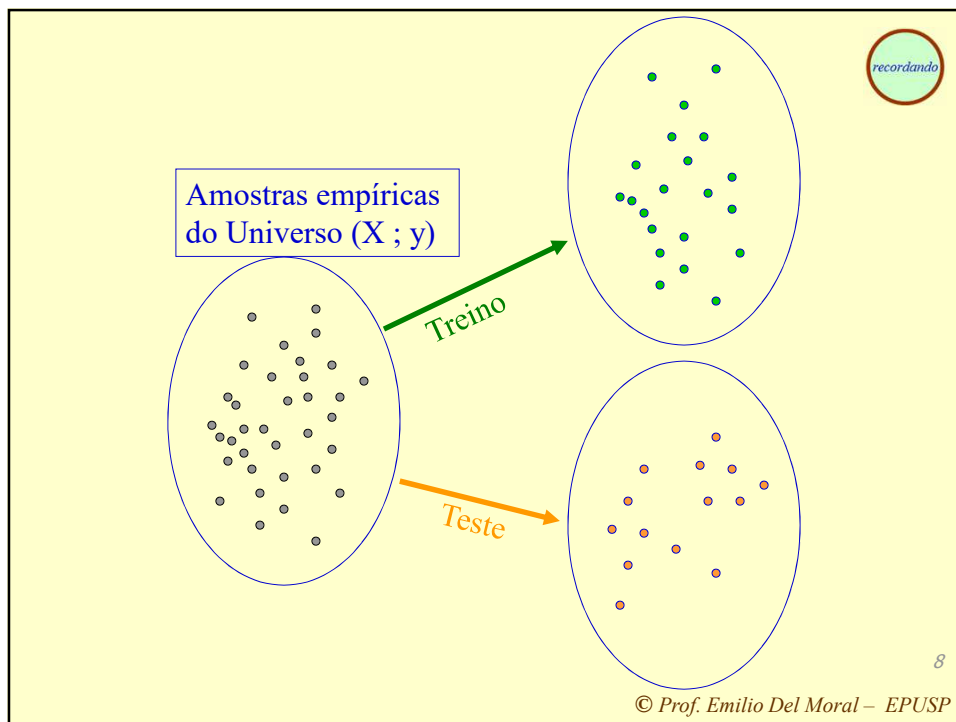


Gráfico fornecido pelo ambiente MBP da evolução do erro com o número de repetidos usos da “bússola do dependente”:

isto conecta o MBP com o gráfico apresentado anteriormente

Fase 1: Treino da Rede / Calibração dos Pesos

Nota: o RMS do eixo vertical deste gráfico significa Root Mean Square, e é a raiz quadrada do nosso conhecido Eqm

Gráfico mostrando as primeiras 47 iterações do processo de refinamentos sucessivos do modelo ...

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Raiz do Erro Quadrático Médio (RMS) p/ conjuntos de treino e teste ... $RMS_{teste} > RMS_{treino}$

Iterações	RMS Treino	RMS Teste
0	0.14	0.14
100	0.08	0.07
200	0.05	0.05
300	0.04	0.04
400	0.03	0.035
500	0.025	0.03
600	0.02	0.028
700	0.018	0.027
800	0.016	0.026
900	0.015	0.025
1000	0.011	0.019

10

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

O Ciclo completo da modelagem:

0) *Formalização do problema, mapeamento quantitativo em um modelo neural inicial e ... 0b) coleta de pares empíricos (X,y)*

1) *Fase de TREINO da RNA (MLP): com conhecimento dos X e dos y, que são ambos usados na calibração do modelo*

2) *Fase de TESTE / Caracterização da qualidade da RNA para generalizar: temos novos pares X e y, com y guardado “na gaveta”, usado apenas para avaliação, não para re-calibração. É como um ensaio de uso final do modelo, com possibilidade de medir a sua qualidade com o y que foi guardado na gaveta.*

[Fase de refinamentos da RNA, dados e modelo, em ciclos, desde 0]

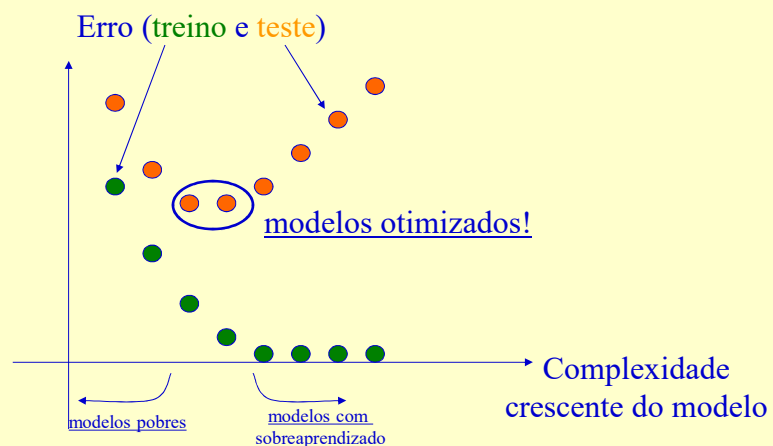
3) *Fase de USO FINAL da RNA, com y efetivamente não conhecido, e estimado com conhecimento dos X + uso do modelo calibrado.*

.... Diferenças e semelhanças entre 1, 2 e 3

11

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Sobreaprendizado em “sumário executivo”



12

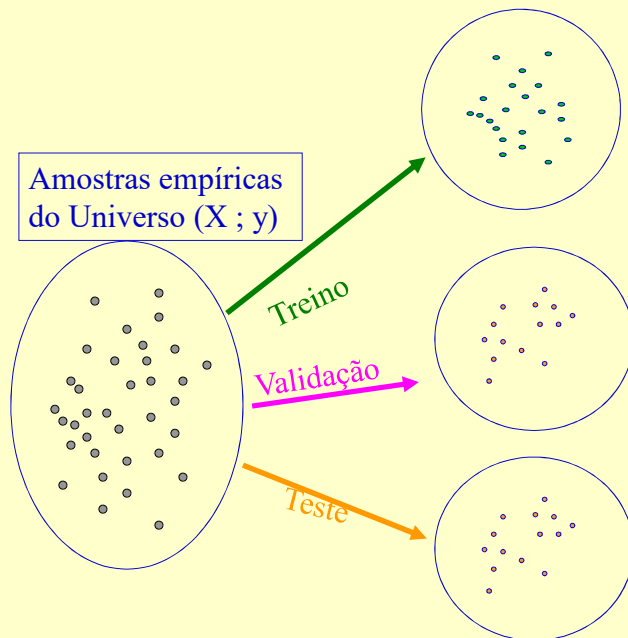
© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Revisitando os Conjuntos de Dados Empíricos ...

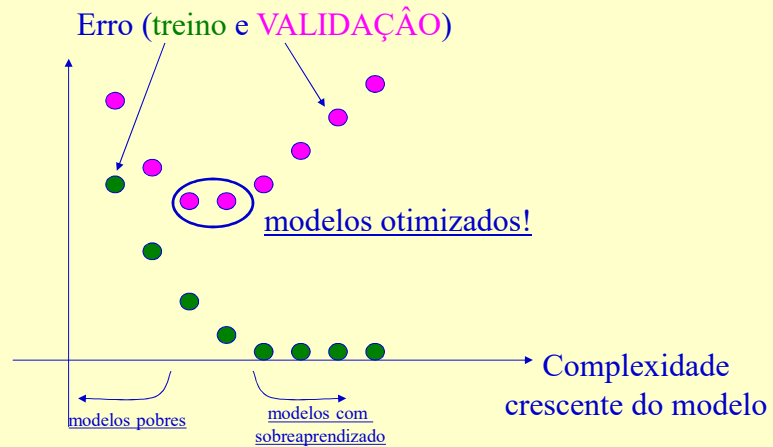
Treino + Teste

versus

Treino + **Validação** + Teste



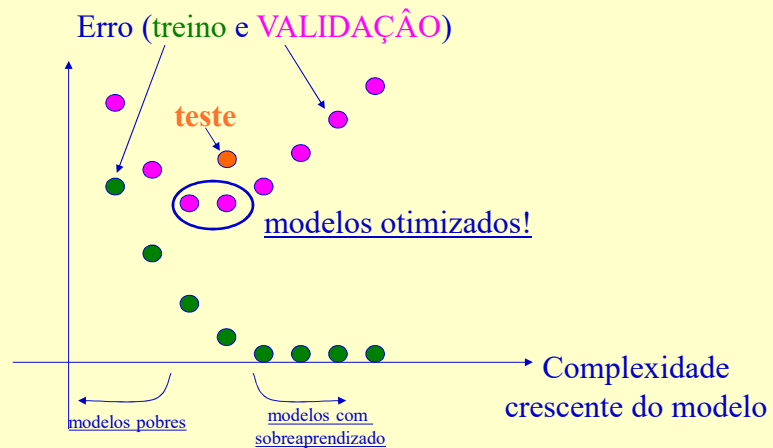
Sobreaprendizado em “sumário executivo”



15

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Sobreaprendizado em “sumário executivo”



16

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Alguns usos do conceito de conjunto de validação ...

- Seleção de modelo na limitação de sobreaprendizado
- Controle de early stop no aprendizado (Matlab)
- Seleção de modelo face a vários tipos de pré-processamento
- ...

17

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

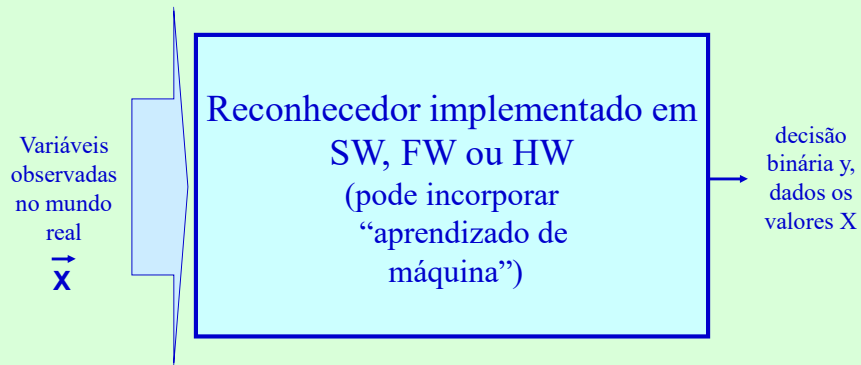
18

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP



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

21

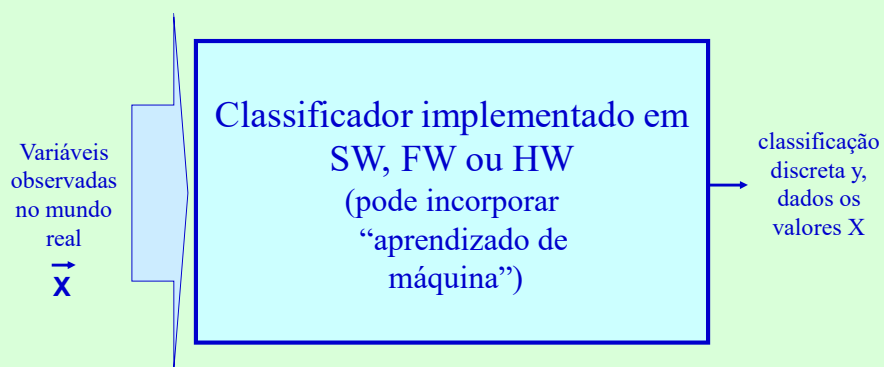


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

21

Classificador multivariado (em sw, fw ou hw)

22



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

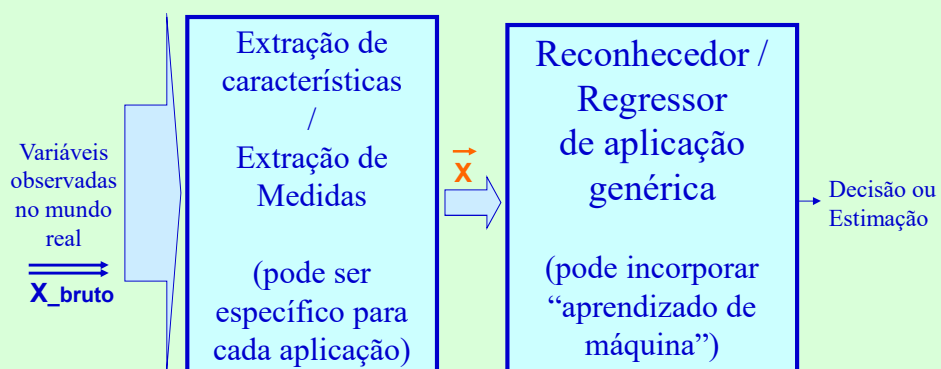
22

Alguns exemplos de sistemas de reconhecimento e de regressão multivariada, com os quais tive contato e que empregaram redes neurais e técnicas relacionadas

19

PSI2672 – Rec Padrões, Modelagem, Redes Neurais – Prof. Emilio Del Moral Hernandez – © 2016

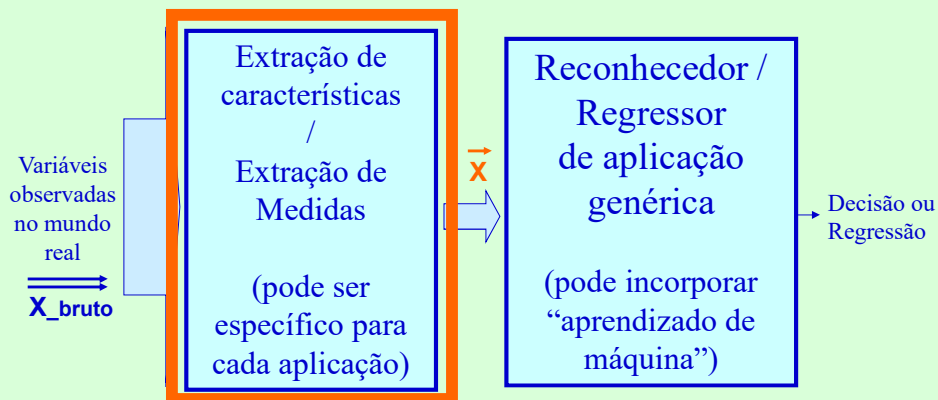
Elaborando uma Solução em dois estágios



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

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

25

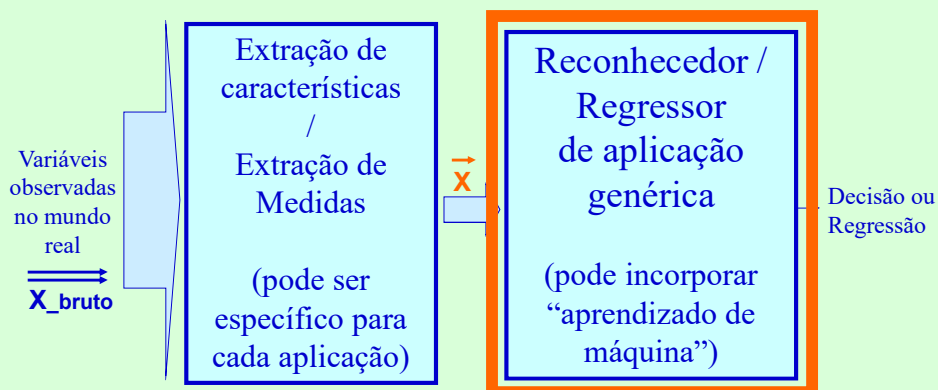


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

25

O segundo estágio opera sobre o Vetor de Medidas, \vec{X} (o 1o estágio gerou tal vetor)

26



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

26

Alguns exemplos de grandezas componentes dos vetores de medidas X:

27

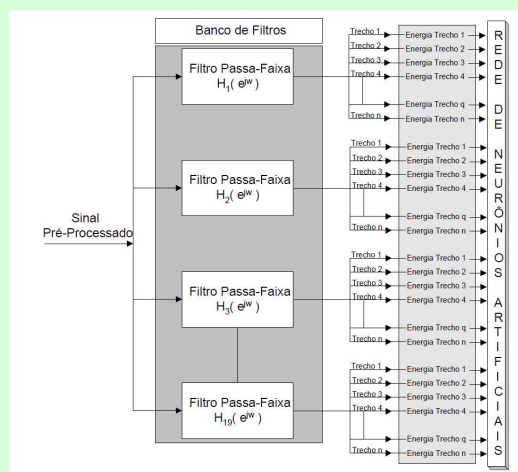
- Grandezas macroscópicas como energia do sinal, amplitude, frequência média ...
- Componentes de diversas harmônicas (análise em frequência)
- Componentes de análise tempo-frequência
- Intensidades luminosas ou intensidades em canais de cor (RGB por ex.)
- Histogramas de intensidades
- Principal Components (componentes principais – PCA)
- Medidas sobre séries temporais (médias móveis, por exemplo; medidas de dispersão / instabilidade localizadas)
- Medidas específicas à aplicação, experimentadas em problemas similares ao seu, relatadas na literatura técnica como sendo de sucesso

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

27

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

28

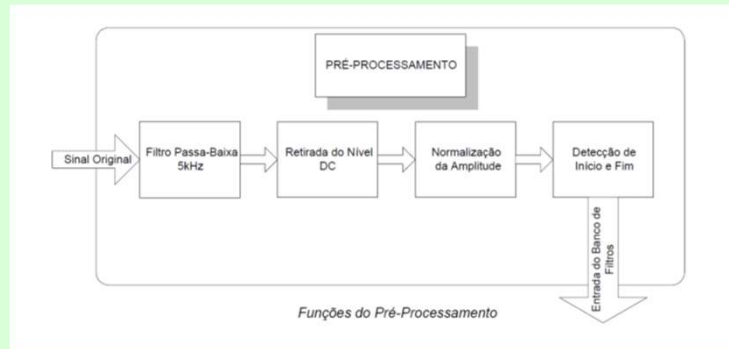


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

28

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

30



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

30

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

31

O procedimento de detecção do Vazamento

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



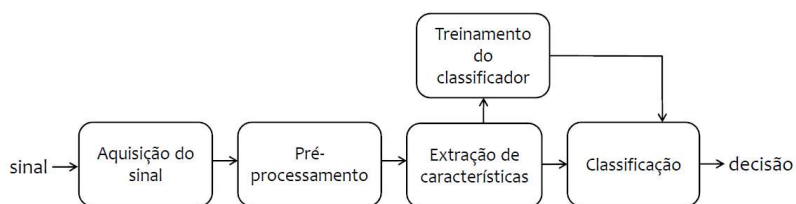
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

31

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

32

Sistema de Detecção de Vazamento



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

32

Exemplos de projetos concebidos e realizados por alunos da disciplina PSI-2672

33

PSI 2672 - Práticas em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Neurocomputação [jupyter](#)

material
bibliografia
exemplos
2011

Projetos finais:

1. Classificação em gêneros musicais ([gr_I_apresentacao_Musicas.pdf](#))
2. Implementação de um sistema para correção da medida de um sensor de pressão diferencial ([gr_II_Apresentacao_rna_sensor_pressao_03_01.pdf](#))
3. Análise da qualidade dos vinhos a partir de testes físicos-químicos ([gr_III_apresentacao_PSI2672 - Análise de vinhos.pdf](#))
4. Reconhecimento de placas de trânsito ([gr_IV_apresentacao_Reconhecimento_de_placas.pdf](#))
5. Reconhecedor de alcoolismo ([gr_V_apresentacao_Reconhecedor Alcoolismo.pdf](#))
6. Língua eletrônica ([gr_VI_apresentacao_lingua_eletronica.pdf](#))
7. Reconhecimento de dígitos ([gr_VII_apresentacao_Reconhecedor de digitos.pdf](#))

Informações sobre o programa do curso: [Programa PSI2672_2011.pdf](#)

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

33

edisciplinas.usp.br/course/view.php?id=61009

Materiais do Prof. Emilio - Parte inicial do curso (26/02 a 23/04)

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

- Repositório (36Mb) de apresentações finais de PSI2672 (disciplina de 5o ano) nos anos 2011 a 2016 - perto de 50 projetos de alunos de 5o ano / Prof Emilio Del Moral Hernandez
- Breve descrição dos 12 projetos mais recentes de PSI2672 (disciplina de 5o ano), que foram apresentados em 2017
- Instale o ambiente MBP no seu computador WIndows (instale / use máquina virtual se seu computador for Apple; ou use os computadores da sala C1-10 ou similar)
- Nova versao estendida - 07 de março - E realça atividades e entregas em sala - Alguns slides de apoio PSI3471-2018 - Prof EmilioDMH (Spoiler de aulas) **ATENÇÃO: NÃO SUBSTITUEM a PRESENÇA e as**

edisciplinas.usp.br/mod/url/view.php?id=2273873 aula!!

Arquivo com slides de 49 Projetos em PSI2672 2011-2016 - dwnld STOA2018

Início Compartilhar Exibir

Windows (C:) > Emilio_2018 > PSI3471-2018 > 00-Estudio18 > Arquivo

Nome	Data
2011-PSI2672 - Apresentacoes finais - 7 Projetos	07/03/2018
2012-PSI2672 - Apresentacoes finais - 6 Projetos	07/03/2018
2013-PSI2672 - Apresentacoes finais - 7 Projetos	07/03/2018
2014-PSI2672 - Apresentacoes finais - 7 Projetos	07/03/2018
2015-PSI2672 - Apresentacoes finais - 12 Projetos	07/03/2018
2016-PSI2672 - Apresentacoes finais - 10 Projetos	07/03/2018
Inventario com Projetos PSI 2672 de 2011 ate 2016	07/03/2018

Classificação automática de generos musicais

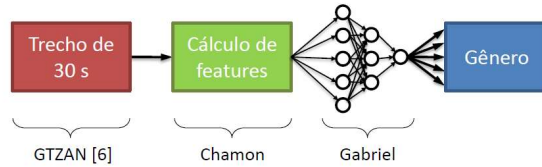
36

DESCRIÇÃO DO PROBLEMA

Categorizar músicas em gêneros automaticamente baseado em trechos de suas gravações e exemplos rotulados *a priori*

- 1) Blues
- 2) Classical
- 3) Country
- 4) Disco
- 5) Hip-Hop
- 6) Jazz
- 7) Metal
- 8) Pop
- 9) Reggae
- 10) Rock

A SOLUÇÃO



projeto de alunos em PSI-2672

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

36

Seguidor do alvo dos olhos na tela do computador

37

Eye-tracker – Definição do problema

"Utilizar técnicas neurais para determinar a posição (x,y) para a qual os olhos do usuário estão apontados na tela"



Coleta de dados



Método semi-automático de coleta de dados:

- Divisão da tela do computador em 25 quadrantes
- Para cada quadrante, tirar 20 fotos do olho (somente do olho, não do rosto todo!) apontando para a posição (com ajuda de software para tirar fotos e salvá-las)

Total de elementos da amostra: 500 fotos

Pré-processamento



projeto de alunos em PSI-2672

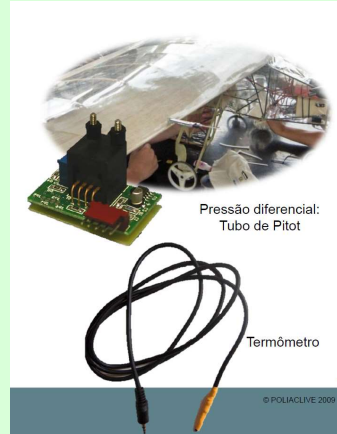
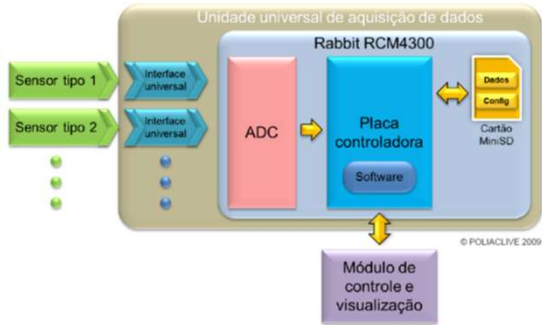
37

Sistema de fusão de sensores: por exemplo pressão e temperatura

38

Introdução

Eletrônica embarcada



projeto de alunos em PSI-2672

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

39

Língua Eletrônica para controle de qualidade alimentar e detecção de substâncias nocivas

39



1. Gordura
2. Proteína
3. Lactose
4. pH

- Sistema com 4 sensores;
- Sistema com 5 frequências diferentes em cada sensor;
 - $4 \times 5 = 20$ entradas para a RNA

projeto de alunos em PSI-2672

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

39



PCA – Principal Components Analysis

Teoria e Aplicações

Prof. Dr. Edson C. Kitani

Prof. Dr. Emilio Del Moral Hernandez



GRUPO DE INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL, MODELAGEM E NEUROCOMPUTAÇÃO ELETRÔNICA – ICONE-EPUSP

LABORATÓRIO DE SISTEMAS INTEGRADOS –LSI
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE SISTEMAS ELETRÔNICOS – PSI
ESCOLA POLITÉCNICA DA USP



Prof. Dr. Edson C. Kitani

<http://buscatextual.cnpq.br/buscatextual/visualizacv.do?id=K4269320J9>

Formação:

- Tecnico em Eletrônica (ETEP – Santo André)
- Tecnólogo em Automação Industrial (Centro Universitário de Santo André)
- Especialista em Mecânica Fina (Universidade São Judas)
- Mestre em Eng. Elétrica (Centro Universitário da FEI)
- Doutor em Ciências (POLI – USP)

Atividade profissional:

- Professor Associado na FATEC- Santo André (Eletrônica Automotiva)
- Chefe do Departamento de Projetos de Máquinas na Mahle Anéis

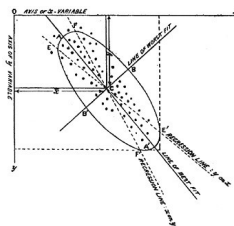
ekitani@lsi.usp.br www.lsi.usp.br/~edson

HISTÓRICO DO PCA

Descrito inicialmente por Karl Pearson no artigo, *“On lines and planes of closest fit to systems of points in space”*, *Philosophical Magazine*, 1901.

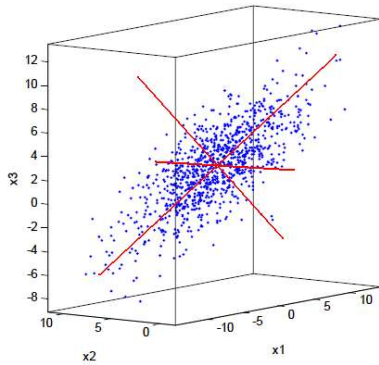


1857 - 1936



“In many physical, statistical, and biological investigations it is desirable to represent a system of points in plane, three or higher dimensioned space by the best-fitting straight line or plane” (Pearson, 1901).

Para 3 Dimensões



$$\bar{\mathbf{x}} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathbf{x}_i$$

$$\Sigma_{\mathbf{x}} = \frac{1}{(N-1)} \sum_{i=1}^n (\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})(\mathbf{x}_i - \bar{\mathbf{x}})^T$$

$$\bar{\mathbf{x}} = [0 \quad 5 \quad 2]^T$$

$$\Sigma_{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 25 & -1 & 7 \\ -1 & 4 & -4 \\ 7 & -4 & 10 \end{bmatrix}$$

Extraído de Osuna 2002

Prof. Edson Kitani - 04/2015

44

Exemplo Numérico com Matlab

```
x = [1, 2; 3, 3; 3, 5; 5, 4; 5, 6; 6, 5; 8, 7; 9, 8]
```

```
figure(1)
```

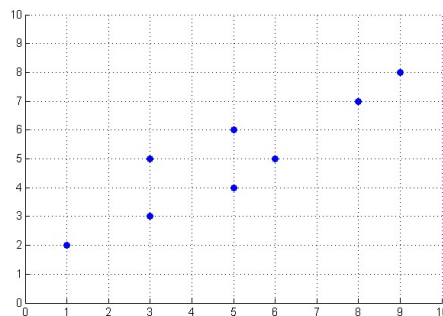
```
scatter(x(:,1),x(:,2))
```

```
Media = mean(x)
```

$$\bar{\mathbf{x}} = [5 \quad 5]^T$$

```
Sigma = cov(x,1)Nota
```

$$\Sigma_{\mathbf{x}} = \begin{bmatrix} 6,25 & 4,25 \\ 4,25 & 3,5 \end{bmatrix}$$



A normalização é realizado para N.

Prof. Edson Kitani - 04/2015

45

Autovalores (λ) e Autovetores (v)

Associado a cada matriz quadrada $A = ((a_{ij}))$ de ordem n , temos uma função

$$f(\lambda) = |A - \lambda I| = \begin{vmatrix} a_{11} - \lambda & a_{12} & \dots & a_{1n} \\ a_{21} & a_{22} - \lambda & \dots & a_{2n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ a_{n1} & a_{n2} & \dots & a_{nn} - \lambda \end{vmatrix}$$

chamada de Função Característica da matriz A . É a função

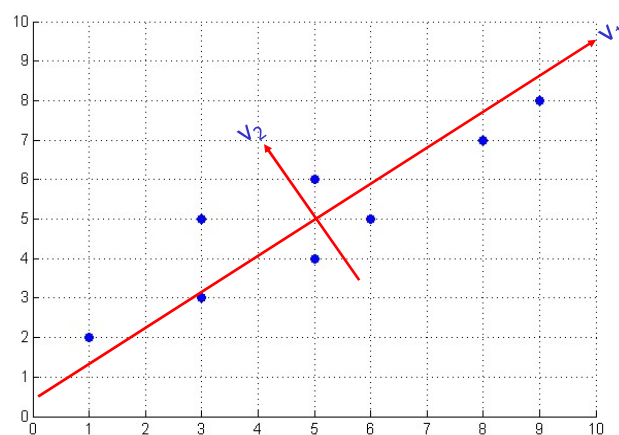
$$f(\lambda) = |A - \lambda I| = 0,$$

que pode ser expressa na forma polinomial

$$c_0 \lambda^n + c_1 \lambda^{n-1} + \dots + c_{n-1} \lambda + c_n = 0$$

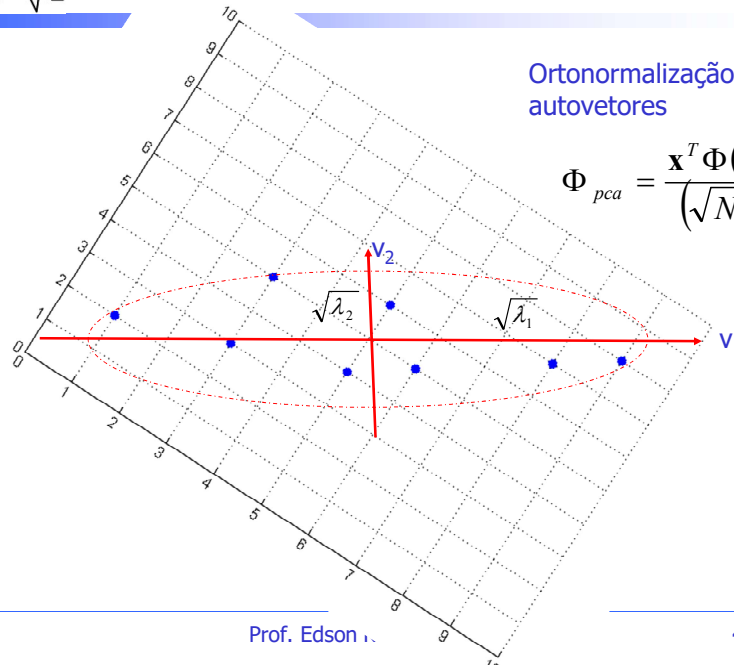
é chamada de Equação Característica da matriz A .

Exemplo Numérico



Ortonormalização dos autovetores

$$\Phi_{pca} = \frac{\mathbf{x}^T \Phi(\Lambda)^{-\frac{1}{2}}}{(\sqrt{N-1})}$$



TORNARAM O PCA FAMOSO COM EIGENFACES



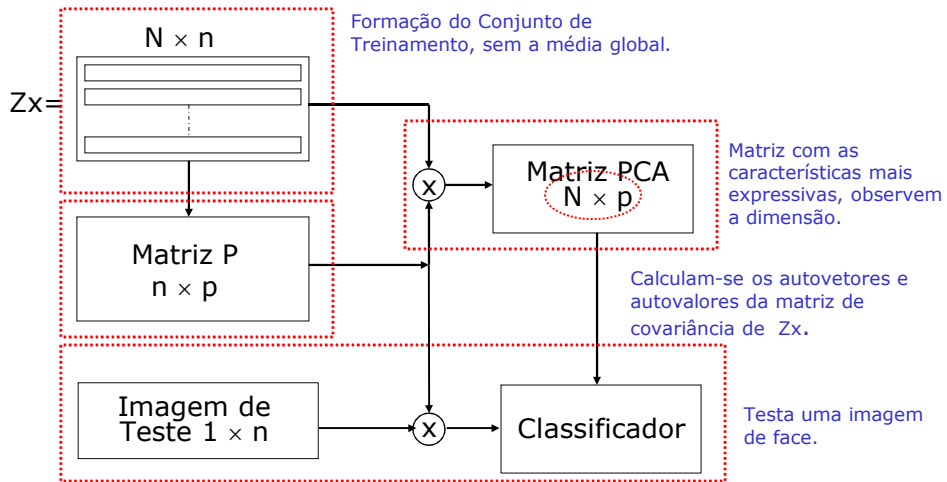
Alex 'Sandy' Pentland dirige o MIT's Human Dynamics Laboratory e o MIT Media Lab



Matthew Turk é professor na UCLA University of California – Computer Science Department

Matthew Turk & Alex Pentland
Eigenfaces for recognition *Journal of Cognitive Neuroscience* 1991

TRANSFORMAÇÃO PARA O ESPAÇO PCA



Adaptado de THOMAZ, 2004.

Prof. Edson Kitani - 04/2015

50

IMAGEM DAS COMPONENTES PRINCIPAIS

Conjunto de treinamento: 100



As 4 primeiras componentes principais, ou eigenfaces.



Média

1ª PC

2ª PC

3ª PC

4ª PC

Prof. Edson Kitani - 04/2015

51

RECONSTRUÇÃO DE UMA IMAGEM



Original

1 PCs

10 PCs

50 PCs

99 PCs

Vídeo bem interessante com conceitos em CNNets
(vídeo gerado por alunos em curso de pós-grad do Prof. Emilio)

Teoria Redes Convolucionais

Redes Convolucionais – Parte 2



Trabalho final da disciplina
PSI5886 – Princípios de Neurocomputação

Grupo:
Bruno Giordano
Fábio Teixeira
Wanderson Ferreira
Bruno Franceschini Canale

Escola Politécnica da Universidade de São Paulo

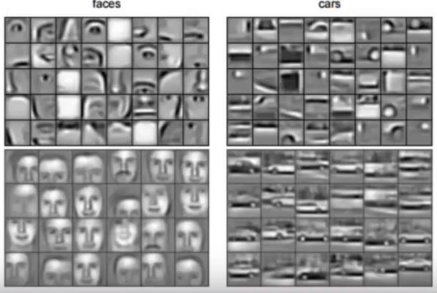
0:24 / 18:25

<https://youtu.be/2dz4qLq-nMU>

Teoria Redes Convolucionais

ConvNets - Convolução

- As redes convolucionais aplicam filtros ao longo da imagem, procurando representações características para então classificá-las

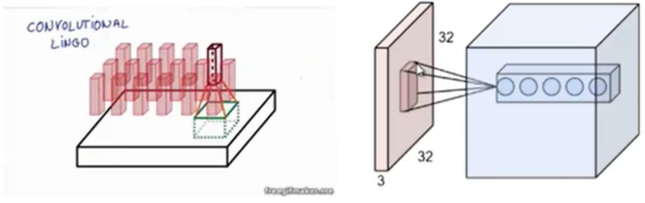


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Teoria Redes Convolucionais

ConvNets – Convolução

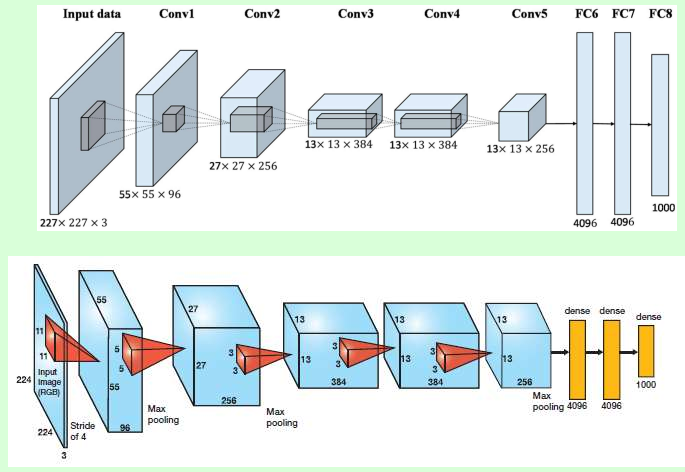
- As camadas são volumes que representam convoluções – imagens são filtradas



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Alex Net para reconhecimento de imagens – um exemplo de rede neural convolucional (imagens da internet)

56

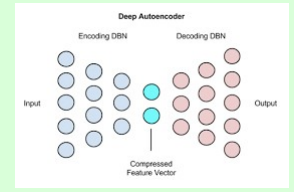
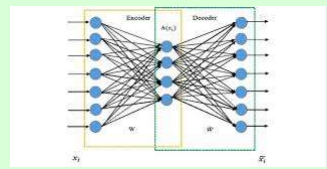
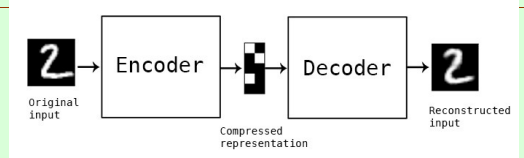
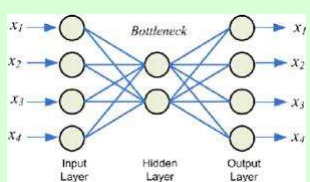


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

56

Autoencoders e Stacked Auto-encoders (imagens da internet)

57



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

57

+ 1 Exercício para entrega (este via STOA) ao Prof Emilio ...
Ex4 (a + b) ou Ex5 (a + b) ou Ex 8(1+b) da lista de Exs de treino

Ex 4) Defina dois problemas de regressão multivariada ($y(X)$ é analógico) no contexto de Sistemas Eletrônicos / ou de Eletrônica e Sistemas / ou no contexto de sua ênfase de 4o ano se for outra / ou no contexto de seu módulo de EC3 de 5o ano (explícite disciplinas da EC3 em E&S às quais o seu problema se conecta; não vale PSI3471 ; -) que possa se beneficiar de aprendizado de máquina e de treinamento de uma rede neural. Defina claramente as variáveis de entrada, de saída, suas unidades e significados, explique porque o regressor é algo útil, porque precisamos do aprendizado de máquina na modelagem, e defina como coletará os pares empíricos (X,y) .

Ex 4b) Ensaie ao menos um desses dois problemas no ambiente de prototipação rápida MBP (Multiple Back Propagation). Faça um relatório simples de documentação de resultados comentados. Apresente-o a um colega de sala e explique seus resultados e conclusões. Incorpore novas conclusões e considerações que seu colega trouxe a seus resultados, registre o nome dele e explicita as contribuições que fez.

Ex 5) Defina dois problemas de detecção de padrões ($y(X)$ é binário) no contexto de sistemas eletrônicos, um deles em imagens e outro não (explícite disciplina/s da EC3 em E&S às quais o seu problema se conecta; não vale PSI3471 ; -) que possa se beneficiar de aprendizado de máquina e de treinamento de uma rede neural. Defina claramente as variáveis de entrada, de saída, suas unidades e significados, explique porque o regressor é algo útil, porque precisamos do aprendizado de máquina na modelagem, e defina como coletará os pares empíricos (X,y) .

Ex 5b) Ensaie ao menos um desses dois problemas no MBP. Faça um relatório simples de documentação de

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Curso: Práticas em Reconhe Sistemas Eletrônicos Int Teoria Redes Convolucionari

edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=2307645

com N_{nos} . Verifique se o gráfico da aderência ao conjunto de dados empíricos de teste varia com N_{nos} em formato de "U" / "U invertido" ("U" para erro e "U invertido" para aderência, já que erro e aderência são medidas opostas entre si). Faça um relatório simples de documentação de resultados comentados. Apresente-o a um colega de sala e explique seus resultados e conclusões. Incorpore novas conclusões e considerações que seu colega trouxe a seus resultados, registre o nome dele e explicita as contribuições que fez.

Ex8) *** AVANÇADO *** Você sabe o que é um auto-encoder?

Ex8a) Faça alguma pesquisa bibliográfica e entenda-o no funcionamento e na sua utilidade em redes neurais profundas; ele é uma das técnicas importantes no contexto de Deep Learning. Spoiler ... Do ponto de vista estrutural, o auto-encoder é um MLP com mesmo número de entradas e saídas dados de treino multidimensionais X e Y com valores idênticos e uma camada de nós escondidos com menor dimensão que a dimensão da entrada / saída.

Ex8b) Ensaie um autoencoder para os X dos vários problemas ensaiados no MBP em exercícios de treino acima. Faça um relatório simples de documentação de resultados comentados.

Ex9) (9a) Prepare uma folha resumo (tamanho A4) com os conceitos e técnicas aprendidos até a F...

Ex9b) Identifique e liste os 10 conceitos e métodos que considera os mais importantes, aprendidos desde o início do curso. Compare a sua lista com as listas de colegas e discuta com eles a razão das divergências maiores entre as listas comparadas. Faria mudanças na sua lista dos 10 após essa comparação? Porquê exatamente.

Ex9c) Para cada um dos 10 itens que você selecionou: explique da melhor forma possível tal conceito / método para alguém que não conheça, escrevendo em 1 ou dois parágrafos enriquecidos com a apresentação fórmulas e imagens e diagramas pertinentes.

// Os que seguem foram acrescentados em 04 de abril em sala de aula via slides debatidos com os alunos presentes //

Ex10) (10a) No que impacta escolhermos o "epsilon" de Cybenko de alto valor (vide slides e enunciado do teorema de aproximação universal de Cybenko se tiver dúvidas sobre o que seja o "epsilon" nesse contexto)? O que muda na estrutura de Cybenko com isso (com epsilon de

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez