

# PSI3571 – Práticas em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Inteligência Computacional

Prof. Emilio Del Moral Hernandez  
Profa. Roseli de Deus Lopes  
Escola Politécnica da Universidade de São Paulo  
Departamento de Eng. De Sistemas Eletrônicos



[emilio\\_del\\_moral@ieee.org](mailto:emilio_del_moral@ieee.org)  
[www.lsi.usp.br/~emilio](http://www.lsi.usp.br/~emilio)

1

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

1

PSI3571 - Práticas em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Inteligência Computacional  
Prof. Emilio Del Moral Hernandez - [emilio@lsi.usp.br](mailto:emilio@lsi.usp.br) / Profa Roseli de Deus Lopes

#### Programa Resumido

Conceitos em reconhecimento de padrões, em modelagem linear e não linear, e em redes neurais e inteligência computacional; implementação de modelos de neurocomputação em software e em hardware; Redução de dimensionalidade; Aplicações alvo do reconhecimento de padrões e da modelagem não linear; Discussão de projetos práticos a serem desenvolvidos no curso; Execução acompanhada dos projetos práticos dos alunos; Apresentação e avaliação dos projetos finais.

#### Programa

A disciplina é implementada através de uma componente de discussões teóricas e outra componente equivalente de atividades práticas. Nas aulas são abordados conceitos e aspectos teóricos e operacionais relativos ao reconhecimento de padrões e à modelagem de sistemas reais não lineares, usando técnicas de neurocomputação e inteligência computacional, entre outras. Concomitantemente, será também analisado como os conhecimentos e as técnicas já abordados em outras disciplinas da ênfase Eletrônica e Sistemas podem ser explorados para a implementação de sistemas de sistemas eletrônicos inteligentes em hardware e em software. Esta forma de definição dos projetos a serem desenvolvidos pelos estudantes pretende facilitar o surgimento de propostas com caráter integrativo, com a conjunção de conteúdos de várias disciplinas da sua formação. Após esta discussão e definição dos projetos práticos a serem desenvolvidos, uma parcela do tempo em classe servirá tanto para acompanhar a evolução dos projetos práticos quanto para o aporte de conceitos adicionais que facilitem a evolução dos projetos sendo conduzidos. O semestre se encerra com as apresentações finais por parte dos alunos, com a entrega de relatórios técnicos associados e com as demonstrações dos protótipos obtidos nos projetos práticos.

Os temas e etapas do curso são os seguintes:

- Breve discussão de conceitos em reconhecimento de padrões, modelagem linear e não linear e uso de redes neurais e inteligência computacional;
- Ambientes de implementação e prototipação de sistemas eletrônicos inteligentes em software e em hardware;
- Redução de dimensionalidade em reconhecimento de padrões e em modelagem;
- Discussão de aplicações alvo de reconhecimento de padrões e modelagem não linear, no universo da ênfase Eletrônica e Sistemas e em Engenharia em geral;
- Definição de possíveis projetos práticos da disciplina;
- Discussão e crítica das propostas individuais;
- Execução supervisionada dos projetos práticos desenvolvidos pelos alunos;
- Apresentação dos projetos finais.

#### Avaliação

Exercícios de aplicação, testes e provas.  
Média ponderada de exercícios de aplicação, testes e provas.

#### 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 Kohr, "Reconhecimento de Padrões: uma Abordagem Estatística", Edição PEE/USP, 1998. [6] Apostilas da disciplina, Manuais de simuladores públicos de redes neurais e sistemas inteligentes.

4

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

4

***Um pouco sobre o entorno desta disciplina, no contexto da EC3 ...***

***(disciplinas antecedentes e disciplinas relacionadas)***

8

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

8

**Algumas disciplinas PSI em sistemas inteligentes, fortemente relacionadas**

PSI3472  
Conc. E Impl.  
eletiva no 2º  
Semestre  
do 4º ano

PSI3571  
Rec. Padrões e  
Intel. Comput.  
eletiva no  
5º ano de E&S e  
em 5º ano Biomédicas

PSI3471  
(fundamentos)

PSI3422  
Lab. de Sist.  
Eletrônicos  
2º sem 4º

+ outras disciplinas em temas de inteligência computacional, oferecidas pelo PSI e outros departamentos ...

9

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

9

*Cheque regularmente no e-disciplinas / STOA – Diretrizes da disciplina e das atividades*

The screenshot shows the Edisciplinas USP interface for the course PSI3571. The browser address bar displays <https://edisciplinas.usp.br/course/view.php?id=75248>. The page header includes the USP logo and navigation menus for 'Disciplinas', 'Suporte', and 'Idioma'. The user profile 'Emilio Del Moral Hernandez' is visible in the top right. The main content area, titled 'Avisos', lists several announcements: 'Ementa do Jupiter USP - PSI3571', 'RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI3571 EM 2018', 'RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI2672 EM 2017', 'Lista / Inventário com Projetos PSI 2672 de 2011 ate 2016', 'Repositório (36Mb) de apresentações finais de PSI2672 nos anos 2011 a 2016 - perto de 50; projetos de alunos de 5o ano / Prof Emilio Del Moral Hernandez', and 'Pós Graduação --- Vitrine com 10 apresentações finais de PSI5886-2018 (Princípios de Neurocomputação - Pós Grad); apresentações finais dos 10 grupos de alunos que cursaram a disciplina em 2018'. A 'Ativar edição' button is located in the top right of the content area.

10

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

10

*Cheque regularmente no e-disciplinas / STOA – Diretrizes da disciplina e das atividades*

The screenshot shows the Edisciplinas USP interface for the course PSI3571, specifically the 'Espaço para uploads de atividades desenvolvidas em sala de aula' section. The browser address bar displays <https://edisciplinas.usp.br/course/view.php?id=75248>. The page header is identical to the previous screenshot. The main content area lists several activity uploads: 'Contornos gerais da atividade em sala de 02 de março de 2020', 'Uploads referentes a atividades da aula de 02 de março - Use preferencialmente PDF, como discutimos em sala.', 'Uploads referentes a atividades da aula de 09 de março - Use preferencialmente PDF.', 'Uploads referentes a atividades da aula de 16 de março - Use preferencialmente PDF.', 'Uploads referentes a atividades da aula de 30 de março - Use preferencialmente PDF.', and 'Uploads referentes a atividades da aula de 13 de abril - Use preferencialmente PDF.'. Below the list, there are notes: '(notas: 1- em 06 de abril não temos aula, por ser Semana Santa; 2 - em 20 de abril não temos aula por Tiradentes)'. At the bottom, there is a note about previous uploads: 'Uploads PRÉVIOS referentes a P1 de 27 de abril - faça o upload com os materiais de apoio a sua apresentação de P1 no máximo até o dia anterior à prova.'.

11

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

11

*Diretrizes para tarefas em sala – com frequência estão no e-disciplinas / STOA*

**Para entendermos a heterogeneidade na turma, vamos conversar um pouco sobre:**

- I) Seu nome e sua ênfase + seu módulo vermelho + ano no curso.
- II) A familiaridade / formação dos presentes em temáticas do curso (explicitar siglas – ex PSI4321, PMT5678 – seguidas dos nomes completos das disciplinas – o quanto puder; + o prof.)
- II-b) Explicitar em cada disciplina o/s tópico/s específicos que considera relevantes à nossa PSI3571.
- III) Ambientes computacionais que conhece que podem ser usados por você nos projetos práticos.
- IV) Quais suas expectativas para este curso?

Após a discussão com todos os demais, os presentes em aula entregam estas informações em escrito ao Prof. Estas entregas serão repartilhadas via e-disciplinas com os colegas matriculados, para que todos conheçam o background dos demais.

**ATIVIDADE EMSALA, COM DEBATE COM COLEGAS E ENTREGA ESCRITA**

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

12

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

12

*Verifique no e-disciplinas / STOA – Apresentações finais de projetos desenvolvidos em edições anteriores*

**Verifique no e-disciplinas / STOA – Apresentações finais de projetos desenvolvidos em edições anteriores**

Curso: PSI3571 - Prática

Disciplinas » Suporte » Idioma »

Emilio Del Moral Hernandez

MENU Início » Meus Ambientes » 2020 » EP » PSI » PSI3571-2020

Ativar edição

- Avisos
- Ementa do Jupiter USP - PSI3571
- RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI3571 EM 2018**
- RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI2672 EM 2017
- Lista / Inventário com Projetos PSI 2672 de 2011 ate 2016
- Repositório (36Mb) de apresentações finais de PSI2672 nos anos 2011 a 2016 – perto de 50 ; projetos de alunos de 5o ano / Prof Emilio Del Moral Hernandez
- Pós Graduação --- Vitrine com 10 apresentações finais de PSI5886-2018 (Princípios de Neurocomputação - Pós Grad); apresentações finais dos 10 grupos de alunos que cursaram a disciplina em 2018

17

17

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

18

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

19

21

PSI3571-101-2018: RES

https://edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=2335830

Início > Ambientes > 2018 > EP > PSI > PSI3571-101-2018 > Informações gerais da disciplina > RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PS...

## RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI3571 EM 2018

EQUIPES de PSI3571 e SEUS TEMAS de projetos em 2018 (em mais detalhes adiante):

**Equipe I**  
(Douglas Navarro, Gabriel Gouveia, Tiago Nagy)  
- Regressor multivariado: Estado do metrô - Sistema de predição de estado de operação do metrô de São Paulo  
- Reconhecedor de padrões: Detector presencial de veículos - Reconhecedor de carros em vídeos  
- Regressor multivariado: Detector angular de veículos - Preditor de ângulo de carros em vídeos

**Equipe II**  
(Fernando João Lucas, Thomas Moyal)  
- Regressor: Controle de drones  
- Reconhecedor: Reconhecedor de eventos em ambiente residencial  
- Reconhecedor: Identificador de faces humanas

**Equipe III**  
(Lucas Pereira Kok, Fabio Alves, Pedro Kozilek)  
- Regressor: Banho quente - Sistema predictor de quanto tempo falta para o próximo banho  
- Reconhecedor: Reconhecedor de Risco de Desmatamento  
- Regressor: Cálculo da taxa de gordura corporal

**Equipe IV**  
(André Ferrari, Ibraim Rebouças, Rodrigo Zobaran)  
- Regressor: Estimador de corrente  
- Reconhecedor: Detecção de defeitos em máquinas por amostragem sonora.  
- Reconhecedor: Validação de áudios

**Equipe V**  
(Alexandre Olide, Gabriel Kim, Lincoln Kawakami)  
- Regressor: Predictor de alcance no lançamento de um projétil

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

21

21

22

PSI3571-101-2018: RES

https://edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=2335830

**Equipe V**  
(Alexandre Olide, Gabriel Kim, Lincoln Kawakami)  
- Regressor: Predictor de alcance no lançamento de um projétil  
- Regressor: ColorRec - Dispositivo capaz de reconhecer a cor (RGB) de superfícies.  
- Reconhecedor: Reconhecedor de tipo de interação tátil de uma pessoa e um modelo (e.g brinquedo)

----- Mais detalhes sobre alguns dos projetos listados acima -----

**Estimador de estado do metrô** - Este sistema busca abstrair a noção intuitiva de pessoas que usam o metrô diariamente e sabem os piores horários para embarcar.

**Detector presencial de veículos** - Esse projeto busca identificar veículos presentes em vídeos. A rede neural é usada como uma das etapas do processamento, que inclui outras etapas responsáveis por diminuir falsos positivos e assegurar uma boa identificação. O contexto do projeto é o de câmeras automatizadas, que poderiam ser usadas, por exemplo, em veículos autônomos.

**Estimador de orientação angular de veículos** - Esse regressor entraria ao final do projeto de veículos autônomos. Após a identificação dos veículos em cada frame, esta rede neural identificaria o ângulo do veículo. No contexto do projeto, isto poderia ajudar o sistema inteligente do veículo a evitar colisões.

**Controle de drones** - desenvolvimento de um sistema de controle alternativo aos existentes para voo de drones. Através de leituras como posicionamento espacial e movimentação, visa-se gerar um estímulo preciso de alimentação dos motores do drone a fim de que a trajetória realizada seja igual a desejada.

**Reconhecedor de eventos em ambiente residencial** - através da interpretação de sinais de microfone, objetiva-se identificar padrões sonoros correspondentes a eventos em uma residência, como o abrir de uma porta, ou o ligar de um microondas. Com esse aprendizado supervisionado, é possível identificar eventos e monitorar atividade em um cômodo da residência, bem como estimar dados de consumo de energia elétrica, por exemplo.

**Identificador de faces humanas** - identificar padrões presentes em faces humanas e utilizá-los para identificar pessoas em fotos.

**Predictor de banho quente** - Sistema predictor de quanto tempo falta para o próximo banho - O crescimento do uso de boilers para manutenção da água quente sanitária é algo que traz bastante conforto para o banho. No entanto pode trazer custos adicionais em comparação com sistemas tradicionais de chuveiro elétrico. Pensando nisso estudamos um sistema que estime em quanto tempo se dará o próximo banho de forma a servir de informação de quando o complemento elétrico do boiler deverá ser acionado para preparar a água quente somente quando ela efetivamente for ser usada.

**Cálculo da taxa de gordura corporal** - A taxa de gordura corporal é um indicador de saúde relevante. Apesar de apresentar uma importância igual, se não maior, do que a massa do indivíduo, a taxa de gordura corporal é pouco calculada devido a sua complexidade de cálculo sem equipamentos médicos. Os dois métodos mais populares para a estimativa da massa de gordura corporal são o adipômetro e a balança de bioimpedância. Ambos os métodos apresentam imprecisões e dificuldades técnicas para a estimativa do indicador. Pensando nisso foi desenvolvido o um regressor que estima o percentual de gordura do corpo com base em diferentes medidas de circunferência do corpo humano.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

22

22

23

PSI3571-101-2018: RES x + v

https://edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=2335830

com o mesmo reconhecimento gestos como: carminhos, apertuos, pancalauas, etc.

**CONVITE:** Nos dias 11 e 18 de junho na sala B2-09 das 15 hs até as 18:30 teremos apresentações de 15 projetos práticos desenvolvidos pelos alunos de PSI3571 - Práticas em Reconhecimento de Padrões, Modelagem e Inteligência Computacional - da turma de 2018. Todos os projetos envolvem sistemas multivariados com aplicações concretas de ferramentas de reconhecimento de padrões e de fusão de informação (regressores multivariados). Eles foram desenvolvidos por alunos de 5o ano de Eletrônica e Sistemas / Sistemas Eletrônicos, Automação e Controle, Engenharia Ambiental, Mecânica e Biomédicas. Aqui vai uma prévia de temáticas de alguns dos trabalhos que serão apresentados: controle de drones, identificação de faces, reconhecimento de eventos residenciais, detecção de presença de veículos, avaliação de estado do metrô, estimação angular de veículos, modelagem de transistores, análise automática de falhas em máquinas, detecção de adulteração de áudios, previsão de uso de aquecedor de água, detecção de áreas desmatadas, estimação de gordura corporal, modelagem de processo ballístico, medida de cores em superfícies, reconhecimento de ações táteis.

Alunos EPUSP, docentes e demais convidados dos autores dos trabalhos apresentados serão muito bem vindos para acompanhar as exposições e os debates entre os alunos de PSI3571 após cada apresentação. Prestigiemos e aprendamos com estas interessantes apresentações finais dos 15 projetos práticos.

( para mais detalhes, visite o link <https://edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=2335830> )

----- Calendário detalhado das Apresentações:

- Em **11 de junho** (15:00h pontualmente): equipes **I, II e IV**, em ordem sorteada no dia.
- Em **18 de junho** (15:00hs pontualmente): equipes **III e V**, em ordem sorteada no dia.

Equipes:

- Equipe I:** Douglas, Gabriel Gouveia e Tiago (apresentam **dia 11**)
- Equipe II:** Fernando, João Lucas e Thomas (apresentam **dia 11**)
- Equipe III:** Fábio, Lucas e Pedro (apresentam **dia 18**)
- Equipe IV:** André, Ibraim e Rodrigo (apresentam **dia 11**)
- Equipe V:** Alexandre, Gabriel Kim e Lincoln (apresentam **dia 18**)

Última atualização: terça, 12 jun 2018, 18:51

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

23

23

24

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

edisciplinas.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 Grivol, 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://edisciplinas.usp.br/mod/page/view.php?id=1835195>

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

24

24

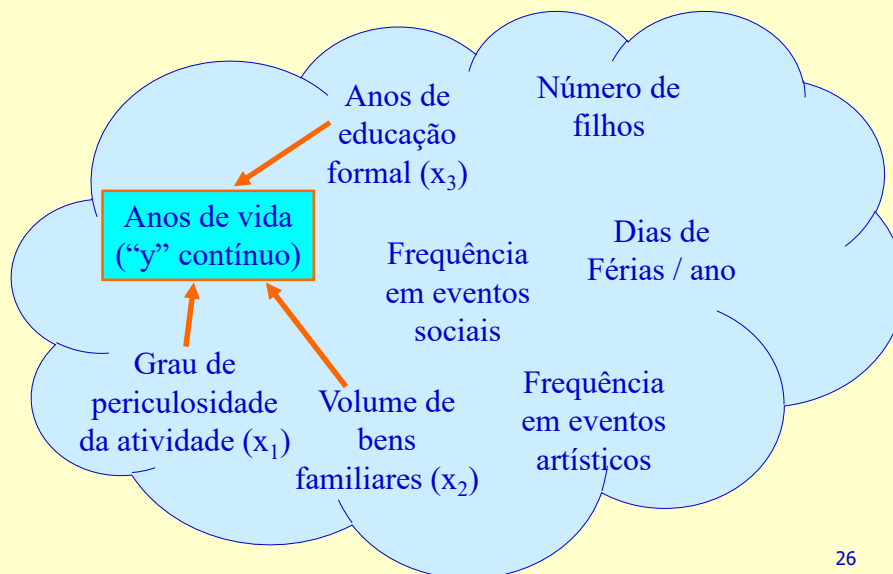
## Destacando algumas classes de aplicação alvo particularmente importantes para o curso

25

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

25

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



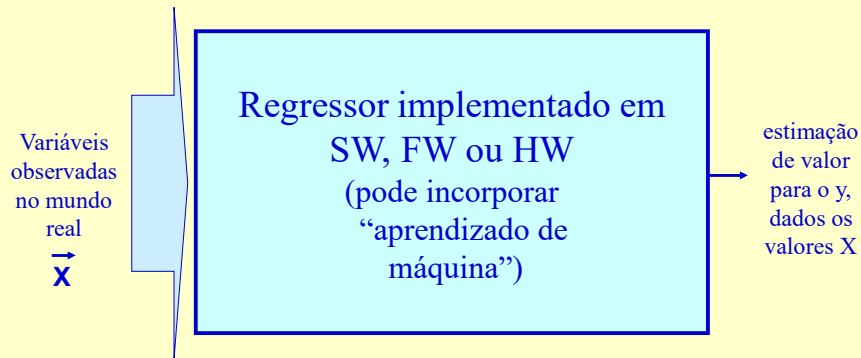
26

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

26



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

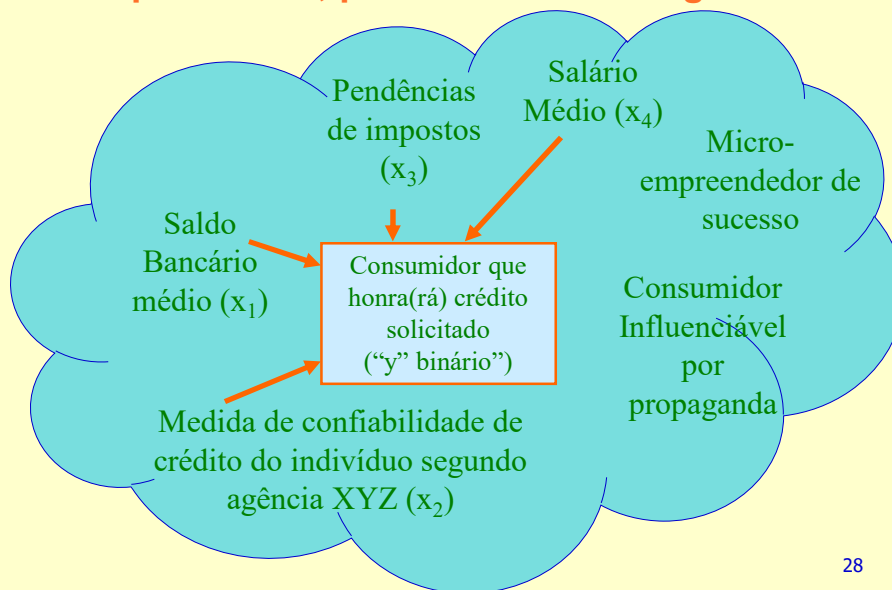


27

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

27

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

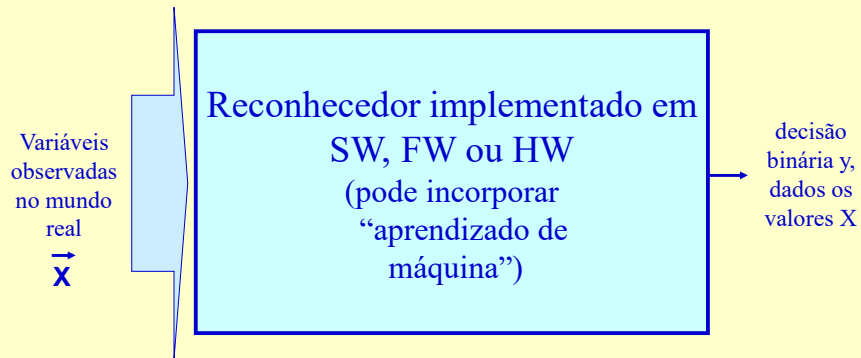


28

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

28

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



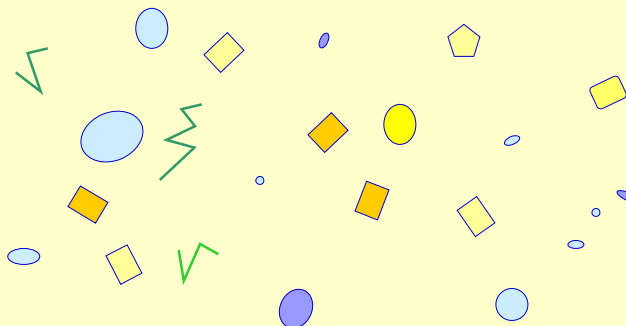
29

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

29

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

Universo de objetos observados ...



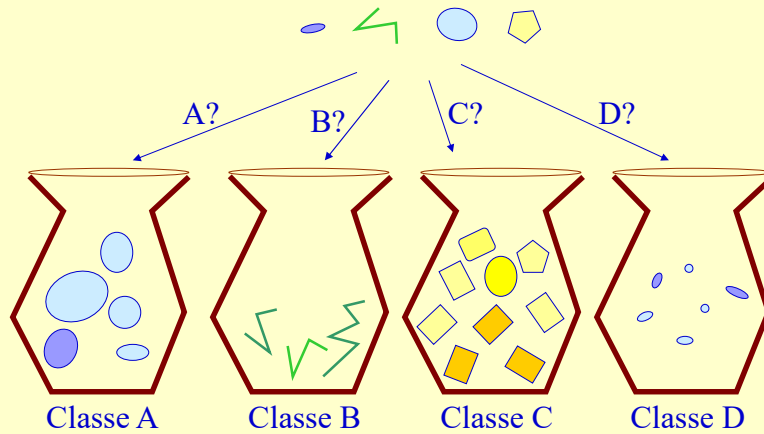
30

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

30

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

Um dado objeto específico observado é de que tipo ?

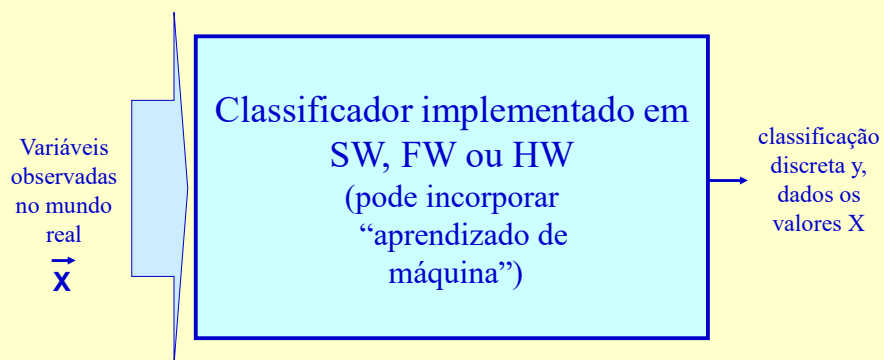


31

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

31

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



32

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

32

## Alguns alvos das práticas / projetos deste curso

- 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

33

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

33

**Tópicos, técnicas e tratamentos mais avançados podem ser trazidos / protagonizados nos projetos e nos seus estudos para eles, e isso é particularmente apropriado no caso de alunos de módulos como o de E & S avançado.**

**Os demais alunos também podem fazê-lo, mas desde que os fundamentos não sejam “bypassados” – Ou seja, os alunos com menor trajeto anterior em temas da disciplina deverão trabalhar sem excessiva “ansiedade” (darão tempo ao tempo) em atingir muito rapidamente os mesmos resultados daqueles que já têm uma trajetória de cursos mais fundamentais anteriores / o professor trará para a disciplina alguns desses tópicos, na forma de resumos teóricos simples**

34

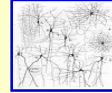
*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

34

## Elencando alguns empréstimos da biologia na Inteligência Computacional

- **Redes Neurais Artificiais – um foco no curso**

- O processamento não linear dos neurônios
- A plasticidade sináptica e o aprendizado



- **Lógica “Fuzzy” (Lógica Nebulosa)**

- A representação de informação imprecisa – funções de pertinência (conjuntos nebulosos)



- **Computação Evolucionária**

- A terminologia e os conceitos da evolução biológica: uma população composta por diversas soluções potenciais de um problema é refinada e evolui em novas gerações, que correspondem a novas populações de soluções potenciais, cada vez melhores



35

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

35

## *Para equacionarmos o trabalho com uma turma heterogênea:*

- *Precisamos entender o espectro do público – Módulos Eletrônica e Sistemas Avançado, Biomédicas, etc ...*
- *Seria interessante ter interlocutores dos vários grupos que regularmente comentem com os professores ações de ajuste de andamento*

37

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

37

***Para lidarmos com as diversas origens:***

- ***Cada aluno matriculado deve impor-se desafios de projeto com metas específicas próprias, que levem à evolução significativa do aprendizado; o mesmo se aplica aos grupos formados mais adiante no semestre***
- ***A partir de um ponto das atividades, é possível que definamos várias componentes de enunciados, mesclando itens mais simples e mais desafiadores***

38

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

38

**Especialização / Aprofundamento**

**x**

**Interdisciplinaridade**

**x**

**Complementação própria do aprendizado /  
Aprendizado em velocidade e trajetória  
personalizada**

39

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

39

## ***Para entendermos a heterogeneidade na turma, vamos conversar um pouco sobre:***

- ***I) Seu nome e sua ênfase + seu módulo vermelho + ano no curso.***
- ***II) A familiaridade / formação dos presentes em temáticas do curso (explicitar siglas – ex PSI4321, PMT5678 – seguidas dos nomes completos das disciplinas – o quanto puder; + o prof.)***
- ***II-b) Explicitar em cada disciplina o/s tópico/s específicos que considera relevantes à nossa PSI3571.***
- ***III) Ambientes computacionais que conhece que podem ser usados por você nos projetos práticos.***
- ***IV) Quais suas expectativas para este curso?***

*Após a discussão com todos os demais, os presentes em aula entregam estas informações em escrito ao Prof. Estas entregas serão repartilhadas via e-disciplinas com os colegas matriculados, para que todos conheçam o background dos demais.*

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

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

40

*... retomando um slide anteriormente apresentado ...*

## **Alguns alvos das práticas / projetos deste curso**

- **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**

51

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

51

## Destacando ao menos duas classes de aplicação alvo importantes para o curso

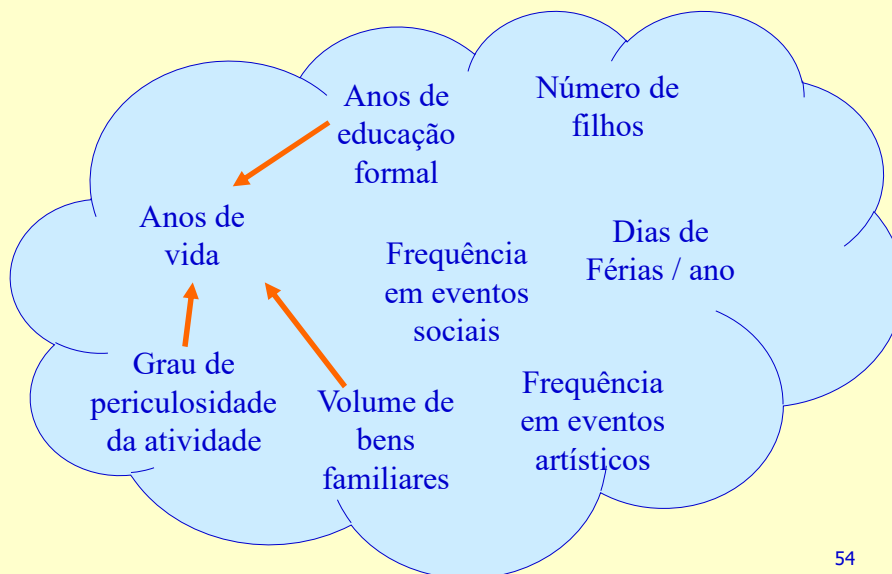
- Regressão multivariada (linear e não linear)
- Reconhecimento automático de padrões ...

52

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

52

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



54

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

54



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

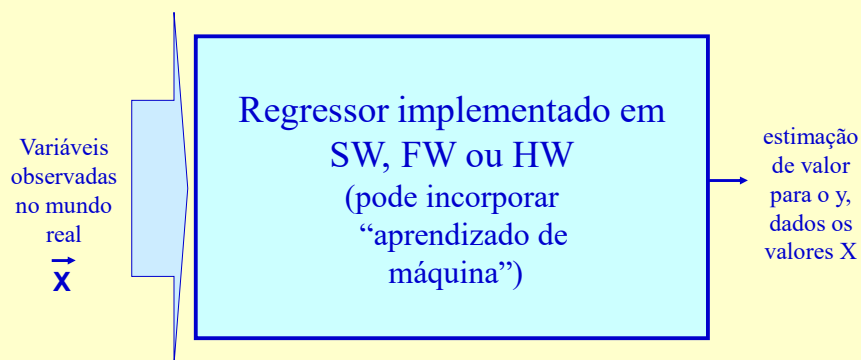


55

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

55

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



56

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

56

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

57

Vamos pensar em nossos próprios desafios de regressão multivariada (com, digamos ao menos 4 variáveis de “entrada” no modelo, mas pode também ser bem mais que isso) para a previsão / estimação de alguma grandeza relevante?  
Faça isto no contexto de Eletrônica e Sistemas / ou da sua ênfase / ou do seu Módulo Vermelho.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

57

57

*Faltam-te idéias ??? Talvez se inspire lendo alguns materiais de temas de grupo de anos anteriores*

Curso: PSI3571 - Prática

https://edisciplinas.usp.br/course/view.php?id=75248

DISCIPLINAS USP

Disciplinas » Suporte » Idioma »

Emilio Del Moral Hernandez

MENU Início » Meus Ambientes » 2020 » EP » PSI » PSI3571-2020

Ativar edição

Avisos

- Ementa do Jupiter USP - PSI3571
- RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI3571 EM 2018
- RESUMO DAS APRESENTAÇÕES FINAIS DOS PROJETOS DE PSI2672 EM 2017
- Lista / Inventário com Projetos PSI 2672 de 2011 ate 2016
- Repositório (36Mb) de apresentações finais de PSI2672 nos anos 2011 a 2016 - perto de 50; projetos de alunos de 5o ano / Prof Emilio Del Moral Hernandez
- Pós Graduação --- Vitrine com 10 apresentações finais de PSI5886-2018 (Princípios de Neurocomputação - Pós Grad); apresentações finais dos 10 grupos de alunos que cursaram a disciplina em 2018

58

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

58

*Após a discussão com colega/s, os presentes entregam as suas propostas (são apenas propostas para discussão, não propostas de projetos finais) em escrito ao Prof., incluindo também nesse registro escrito as modificações resultantes dos debates e o nome dos colegas envolvidos; se você não esteve nesta discussão e entrega, contate o professor pessoalmente ao fim da aula e também faça a sua entrega atrasada dessas informações em escrito nessa ocasião da conversa com o professor*

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

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

59

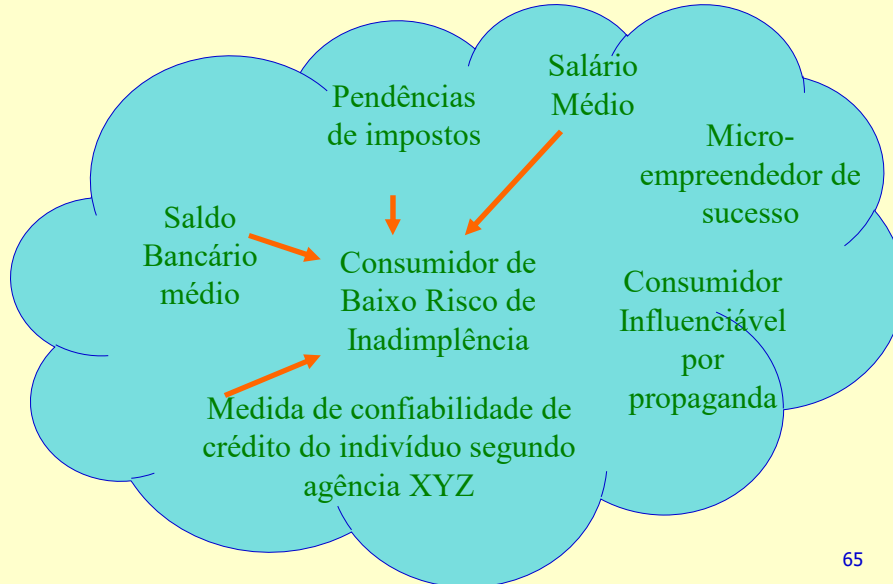
**Passemos a elaborar agora uma  
situação hipotética de  
reconhecimento de padrões  
(y discreto),  
em lugar de regressão multivariada  
como feito anteriormente (y contínuo) ...**

63

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

63

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

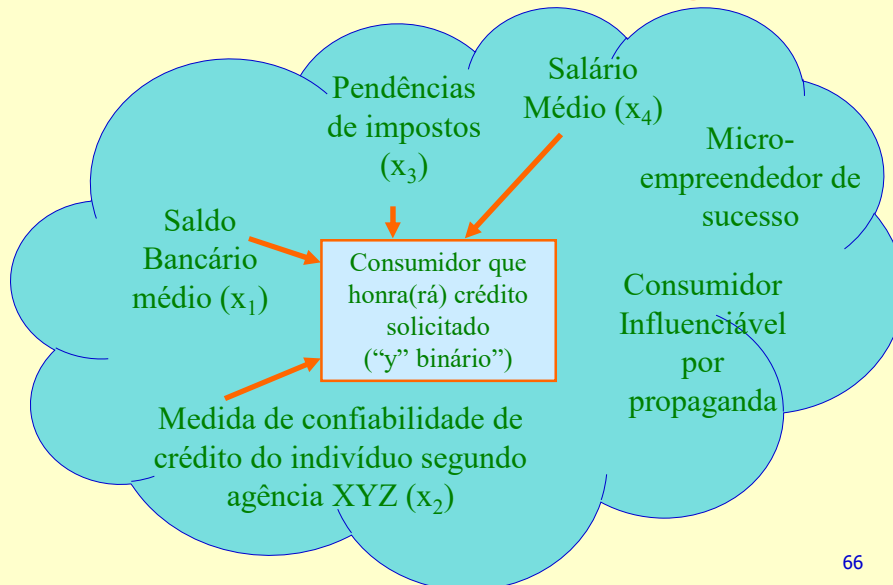


65

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

65

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

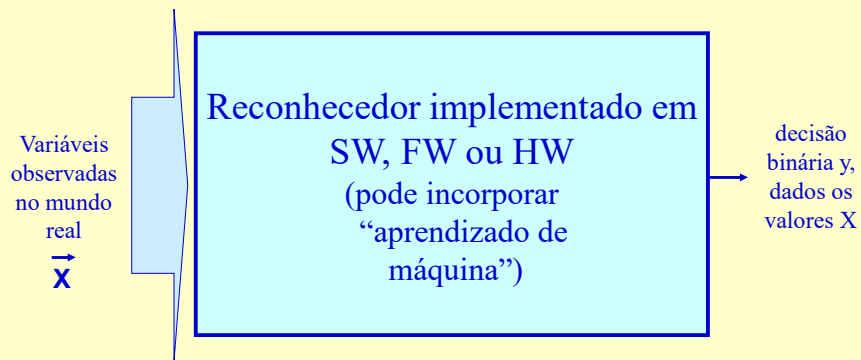


66

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

66

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



67

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

67

edisciplinas.usp.br/course/view.php?id=62312

Avisos

Informações gerais da disciplina

Ementa do Jupiter USP - PSI3571

Discussão com todos em sala de aula na 1ª semana - Foco em alguns dos trechos da informação do Jupiter

Alguns materiais de apoio às atividades em sala de aula de início do semestre

Alguns materiais de apoio às atividades de início do semestre.

Atenção: A leitura dos materiais de apoio disponibilizado 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.

- PSI3571 - para STOA - Slides de apoio às atividades de sala de aula - com entregas escritas - nas duas primeiras semanas de aula de 2018
- Repositório (36Mb) de apresentações finais de PSI2672 nos anos 2011 a 2016 - perto de 50; projetos de alunos de 5o ano / Prof Emilio Del Moral Hernandez
- Breve descrição dos projetos PSI2672 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)

Materiais de PSI3571 apenas visíveis aos matriculados

Restrito Disponível se: Você faz parte de Turma 2018101

**ATENÇÃO:** Todos os materiais desta seção (todos os itens que seguem) devem ser usados apenas para as finalidades de estudo de PSI3571-2018, não devendo ser disponibilizados a pessoas externas sem prévio ok do Prof. Emilio. Em caso de dúvida sobre isso, fale comigo ao fim da aula.

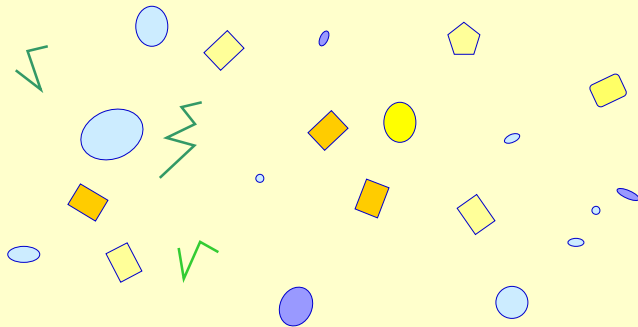
- Arquivos de slides finais-gerados com os projetos de PSI2672 em 2017

Estes slides das apresentações dos 12 projetos de PSI2672 do ano passado (2017) ainda não estão incorporados ao repositório de projetos público de projetos PSI2672 (que hoje conta com apresentações finais de perto de 50 projetos e está disponível a todos neste STOA). Estas apresentações dos 12 projetos mais recentes da disciplina estão aqui disponibilizadas em caráter preliminar e devem ser usadas apenas para as finalidades de estudo de PSI3571-2018, não devendo ser repassadas a pessoas externas sem prévia autorização do Prof. Emilio. Em caso de dúvida sobre isso, fale pessoalmente comigo em sala de aula. Emilio

69

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

Universo de objetos observados ...



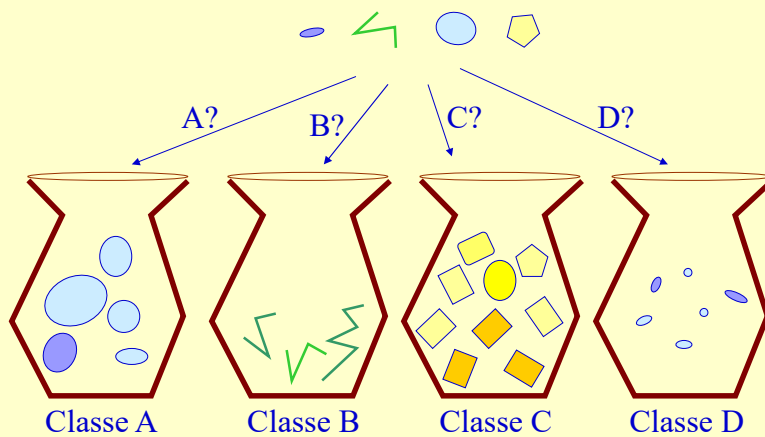
70

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

70

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

Um dado objeto específico observado é de que tipo ?

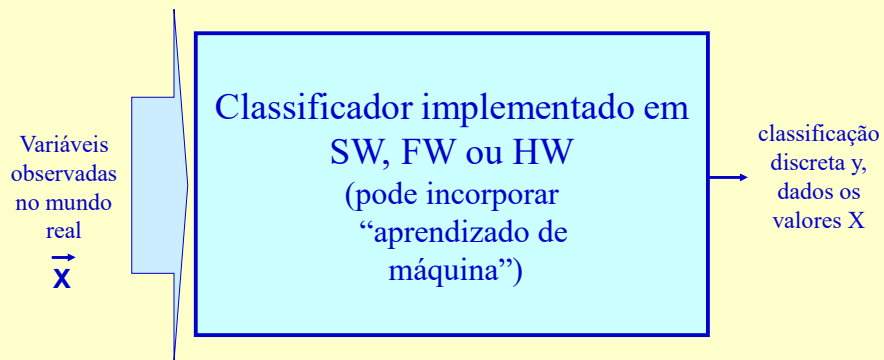


71

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

71

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



72

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

72

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

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?

Faça isto no contexto de Eletrônica e Sistemas / ou da sua ênfase / ou do seu Módulo Vermelho..

73

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

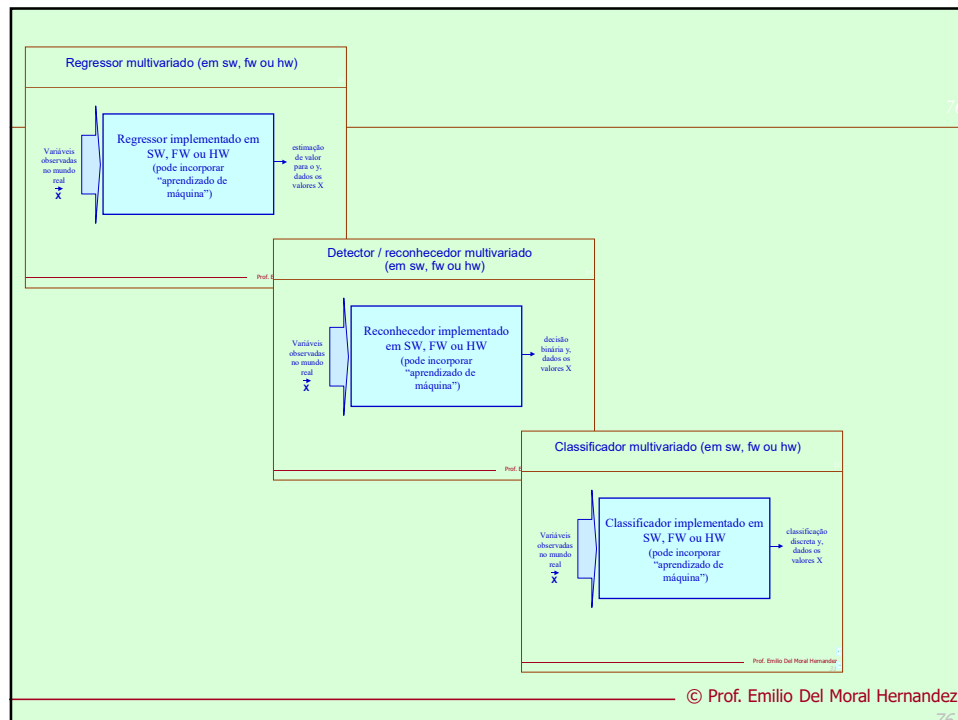
73

*Após a discussão com colega/s, os presentes entregam as suas propostas (são apenas propostas para discussão, não propostas de projetos finais) em escrito ao Prof., incluindo também nesse registro escrito as modificações resultantes dos debates e o nome dos colegas envolvidos; se você não esteve nesta discussão e entrega, contate o professor pessoalmente ao fim da aula e também faça a sua entrega atrasada dessas informações em escrito nessa ocasião da conversa com o professor*

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

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

75

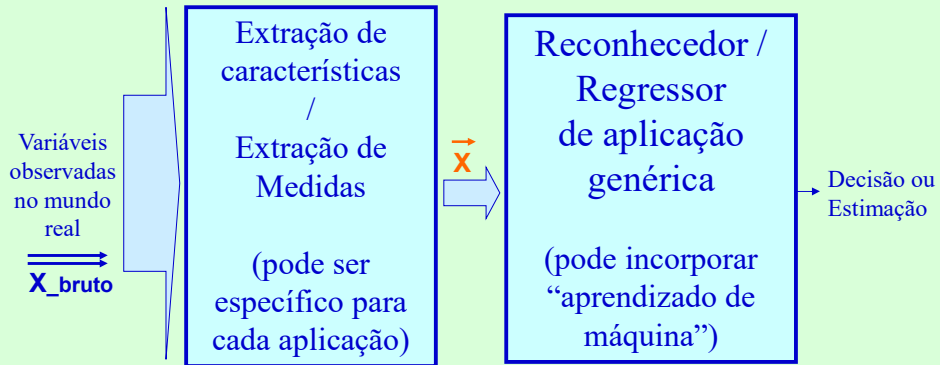


76



## Elaborando uma Solução em dois estágios ....

77



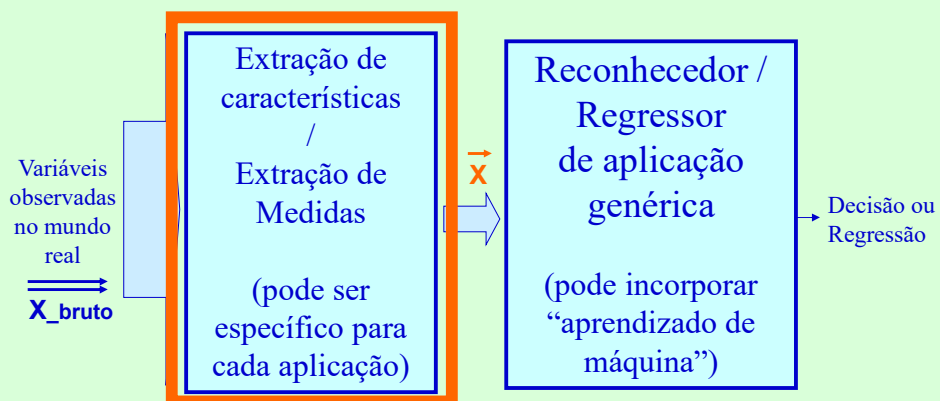
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

77

77

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

78



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

78

78

## Alguns exemplos de grandezas componentes dos vetores de medidas X:

79

- 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

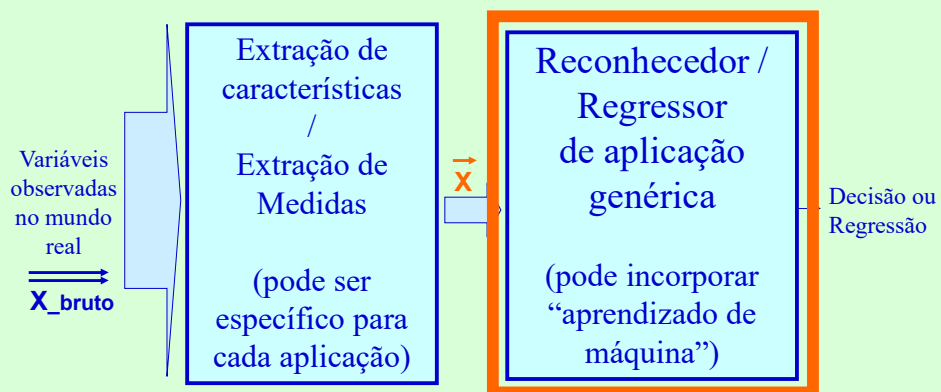
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

79

79

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

80

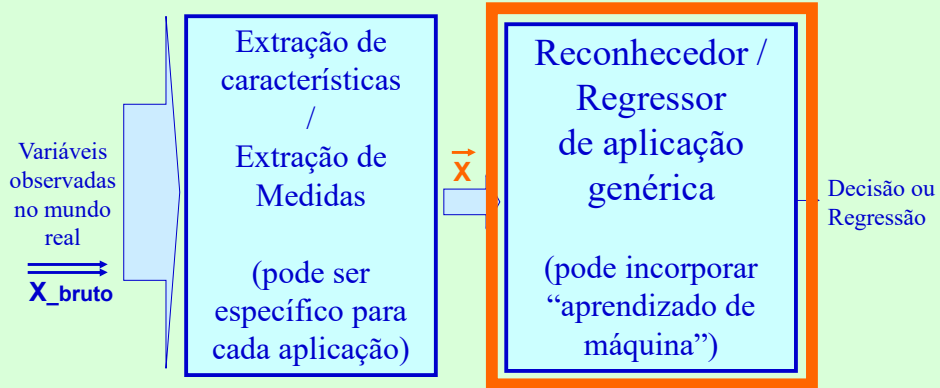


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

80

80

... possibilidade & conveniência de implementação do **2o estágio com Redes Neurais ....**



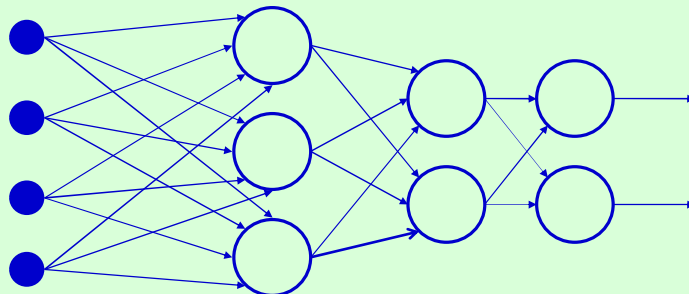
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

81

81

### A RNA mais clássica: o Multi Layer Perceptron (MLP)

- Múltiplas entradas / Múltiplas saídas / Múltiplas camadas
- Variáveis (internas e externas) analógicas ou digitais
- Relações lineares ou não lineares entre elas

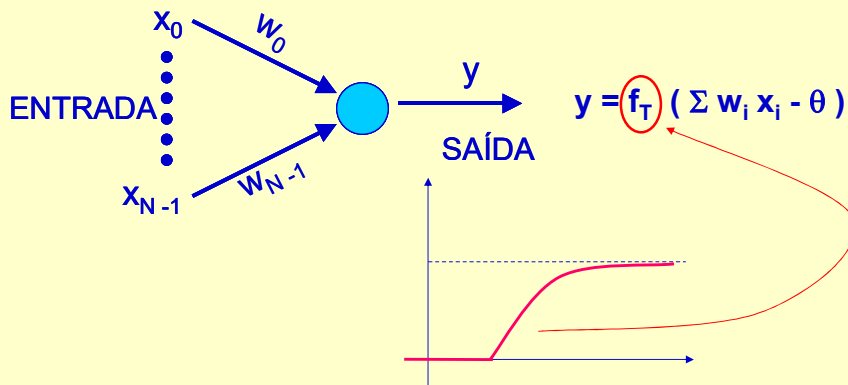


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

82

82

... cada nó (neural) realiza a seguinte  
 computação analógica com **PLASTICIDADE**  
 proporcionada por valores de  $w$  ajustáveis ...



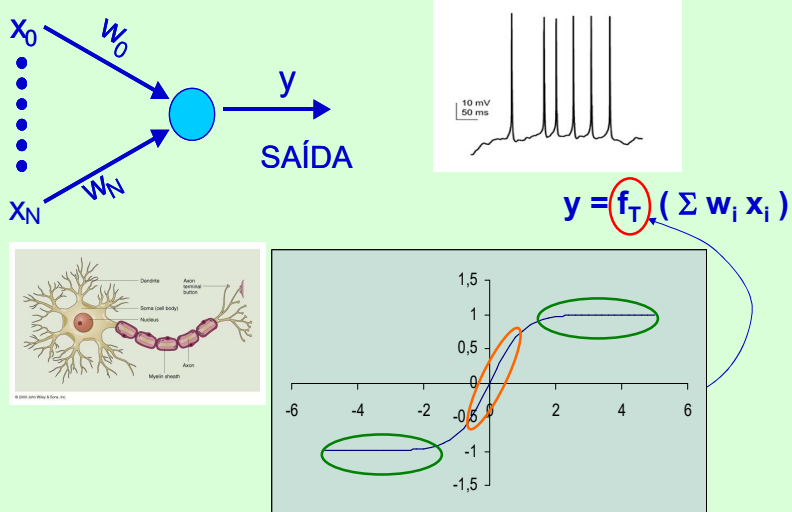
83

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

83

### Computação linear e não linear, com codificação freqüencial

84



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

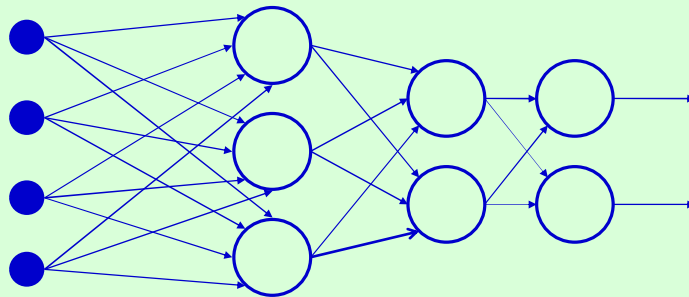
84

84

## A RNA mais clássica: o Multi Layer Perceptron (MLP)

85

- Múltiplas entradas / Múltiplas saídas / Múltiplas camadas
- Variáveis (internas e externas) analógicas ou digitais
- Relações lineares ou não lineares entre elas



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

85

85

## Resumindo os aspectos conceituais principais

94

- 1) Não linearidade com a função neural sigmoideal
  - 2) Possibilidade de conjugar na mesma estrutura ...
    - Cálculos digitais
    - Cálculos lineares multivariáveis
    - Funções genéricas não lineares multivariáveis
  - 3) Comportamento adaptativo com aprendizado através de exemplos
- 
- Problemas complexos, multidimensionais, não lineares e mesmo aqueles sem teoria conhecida
  - Decisão automática, estimação, reconhecimento de padrões, classificação, processamento não linear de sinais, *clustering* multidimensional ...

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

94

94

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

95

Vamos pensar em nossos próprios desafios de regressão multivariada (com, digamos ao menos 4 variáveis de “entrada” no modelo, mas pode também ser bem mais que isso) para a previsão / estimação de alguma grandeza relevante?  
Faça isto no contexto de Eletrônica e Sistemas / ou da sua ênfase / ou do seu Módulo Vermelho.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

95

95

*Após a discussão com colega/s, os presentes entregam as suas propostas (são apenas propostas para discussão, não propostas de projetos finais) em escrito ao Prof., incluindo também nesse registro escrito as modificações resultantes dos debates e o nome dos colegas envolvidos; se você não esteve nesta discussão e entrega, contate o professor pessoalmente ao fim da aula e também faça a sua entrega atrasada dessas informações em escrito nessa ocasião da conversa com o professor*

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

*Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©*

96

## Conexão de RNAs com elementos de “Aprendizado de Máquina” / “Machine Learning” / “Aprendizado automático”

100

O ajuste dos parâmetros do modelo (valores dos pesos sinápticos) é feito de maneira automática a partir de casos / de exemplos concretos: a definição matemática do modelo é feita a partir de um conjunto rico de exemplos numéricos empíricos de pares  $(X,y)$

**Conhecimento rico de exemplares / casos  $(X^\mu ; y^\mu)$ :  
Temos M observações empíricas  $(X^\mu ; y^\mu)$ , onde  $\mu$  identifica cada observação, e varia entre 1 a M**



$y_{\text{modelo}}$  = cálculo neural (ou seja, somas ponderadas e com tgh's) que opera sobre as componentes do vetor X  $(x_1, x_2, x_3 \dots)$ ; Esse cálculo neural é calibrado (via escolha dos valores dos ponderadores w's) a partir de M pares empíricos  $(X^\mu ; y^\mu)$

100

100

## Redes Neurais Artificiais

**São sistemas computacionais, de implementação em hardware ou software, que imitam as habilidades computacionais do sistema nervoso biológico, usando um grande número de processadores simples (neurônios artificiais) e interconectados entre si.**

### **Emprestam da biologia:**

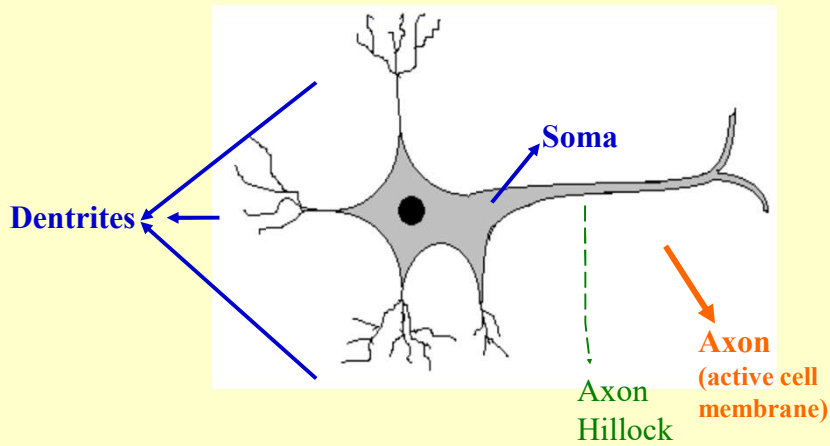
- A estrutura de processamento microscópico (processamento de informação de neurônios individuais)
- Em algum grau, aspectos da organização de redes neurais biológicas
- Aspectos de plasticidade sináptica e do aprendizado através de exemplos (através de casos)

115

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

115

## The biological neuron

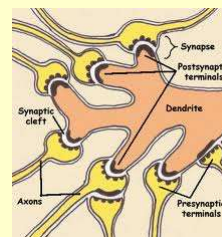
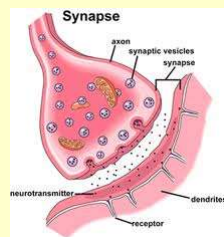


(figura modificada da internet)<sup>116</sup>

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

116

## Sinapses



(figura extraída da internet)

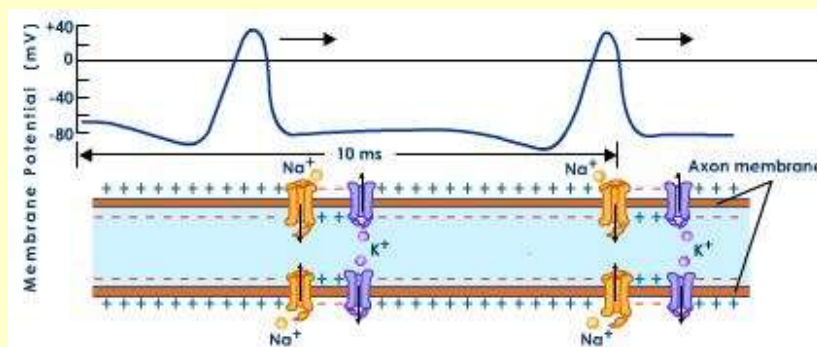
117

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

117



## Action Potential Generation and Propagation (no Axônio e ramificações axonais)

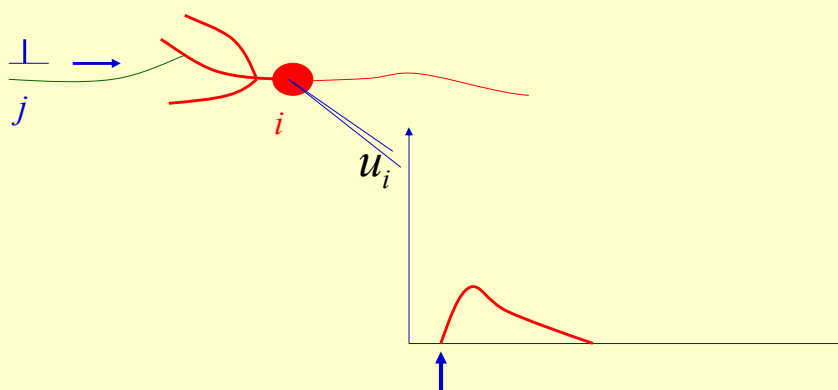


(figura extraída da internet)

118

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

118



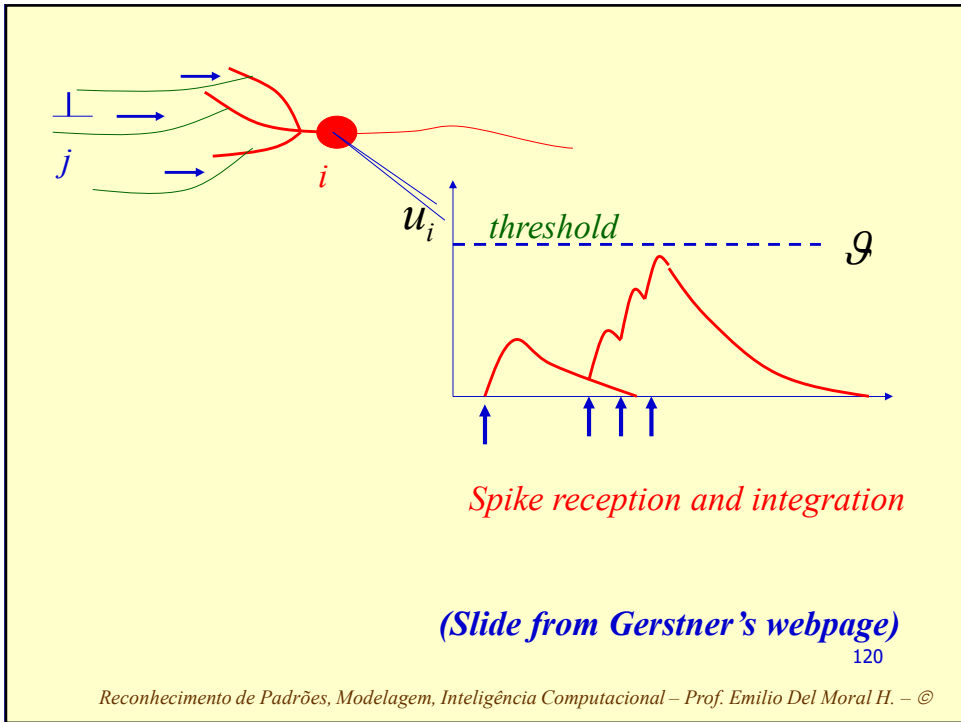
*Spike reception*

(Slide from Gerstner's webpage)

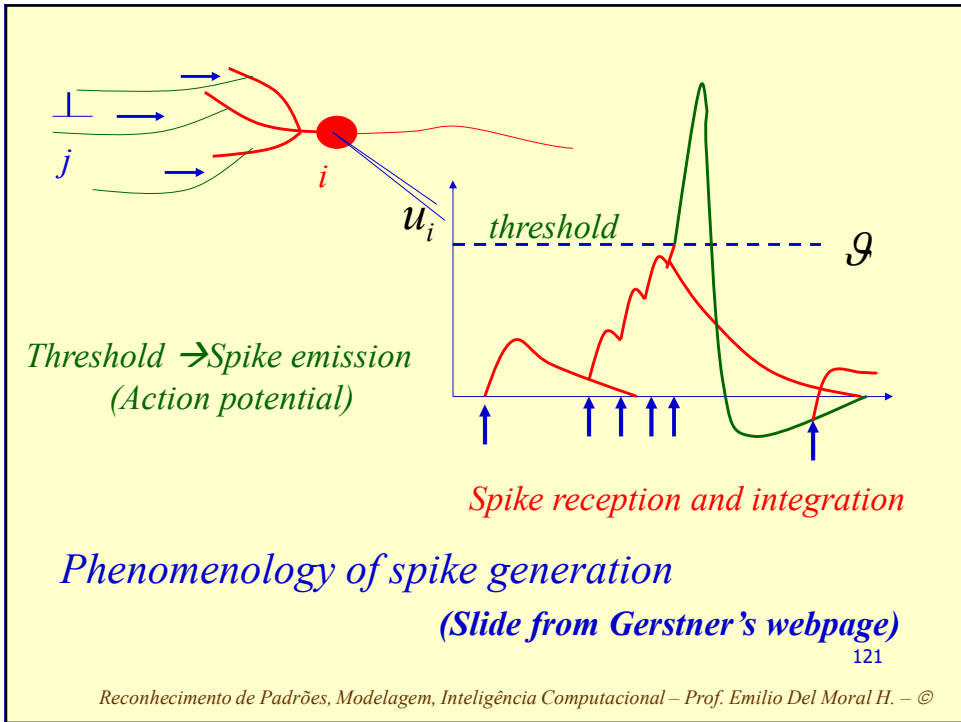
119

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

119

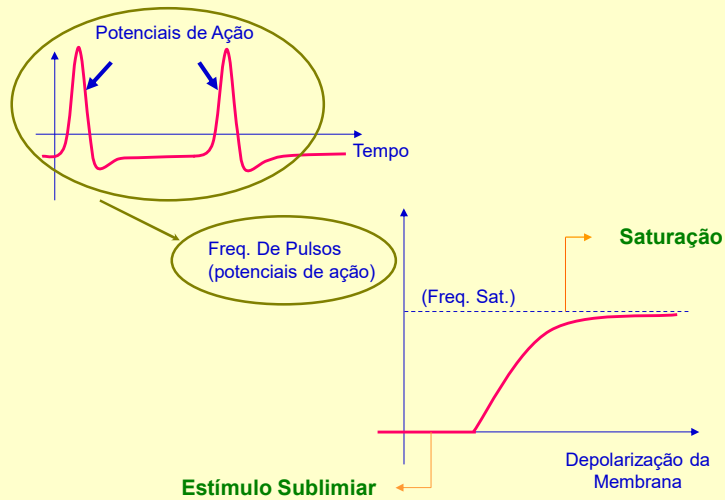


120



121

... Vendo com mais detalhe ... a relação entre estímulo global e atividade na saída não é linear:

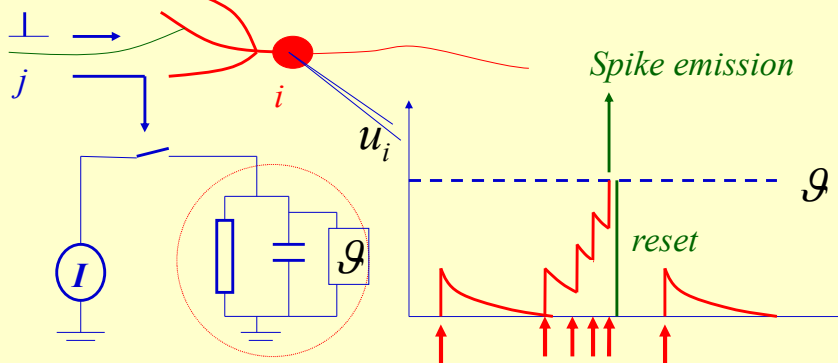


122

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

122

### Integrate-and-fire Model



$$\tau \cdot \frac{d}{dt} u_i = -u_i + RI(t) \quad \text{Linear}$$

$$u_i(t) = \mathcal{G} \Rightarrow \text{Fire+reset Não linear}$$

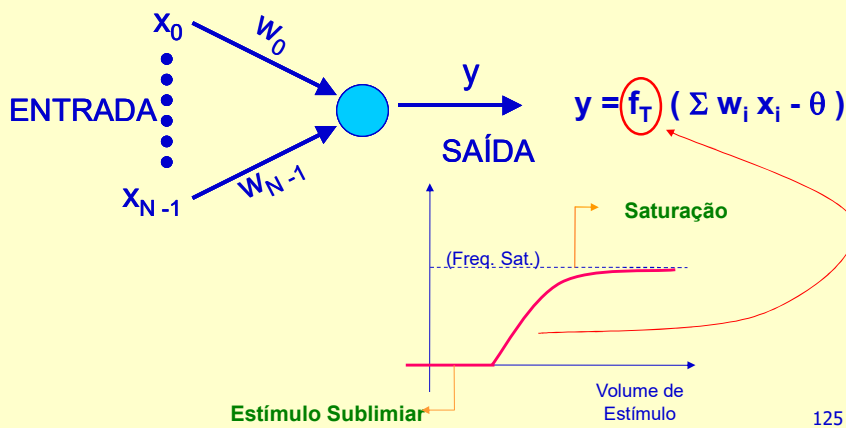
(Slide from Gerstner's webpage)

123

Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

123

**Resumo ... um nó (neural) realiza a seguinte computação analógica com PLASTICIDADE proporcionada pelos  $w$  ajustáveis ...**

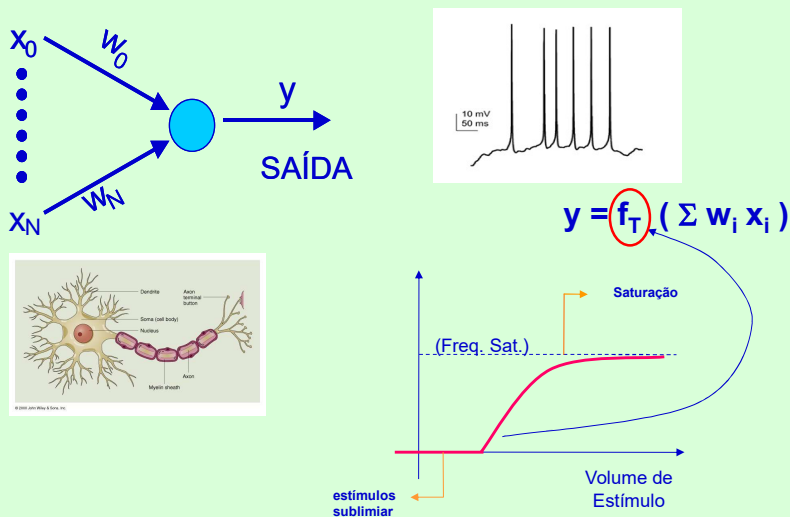


Reconhecimento de Padrões, Modelagem, Inteligência Computacional – Prof. Emilio Del Moral H. – ©

125

**Computação linear e não linear, com codificação freqüencial**

130



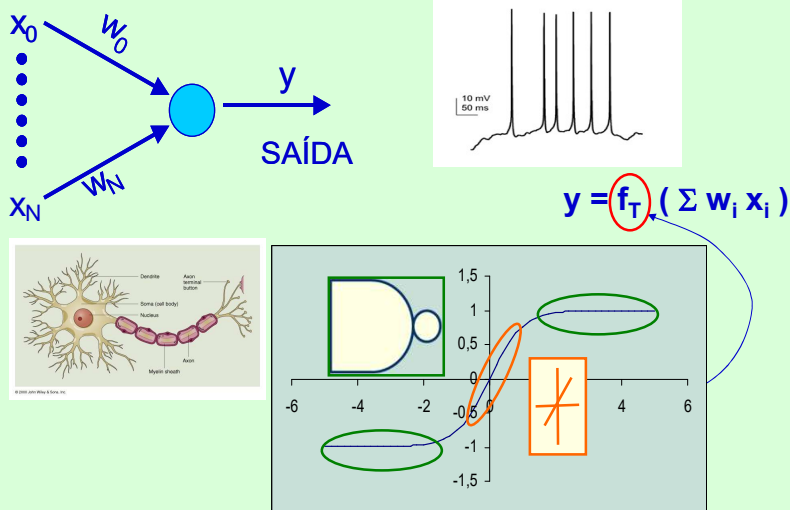
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

130

130

## Computação linear e não linear, com codificação freqüencial

132



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

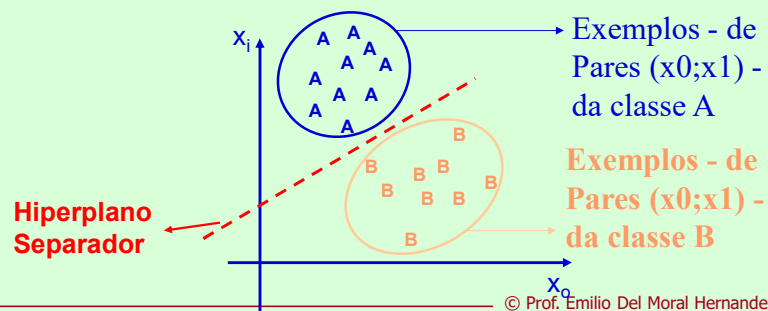
132

132

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

140

- 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



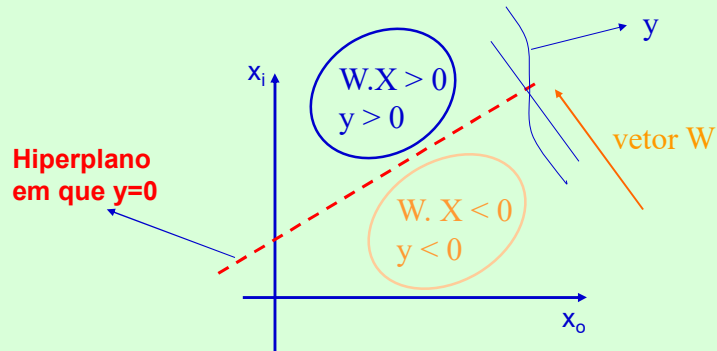
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

140

140

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)

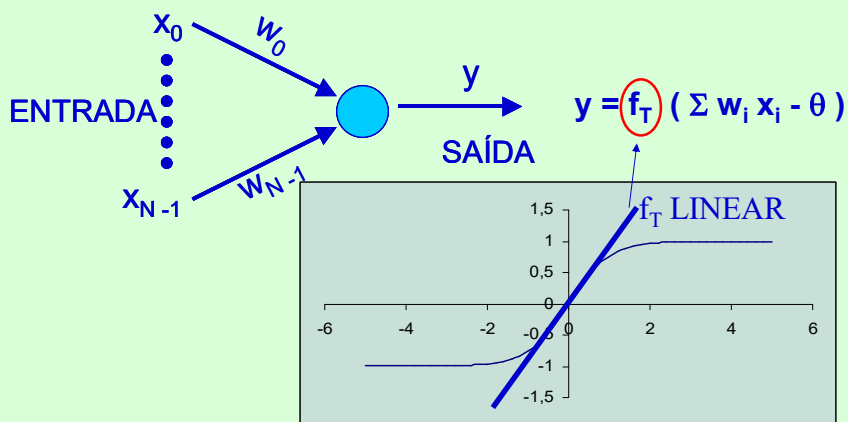


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

141

141

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



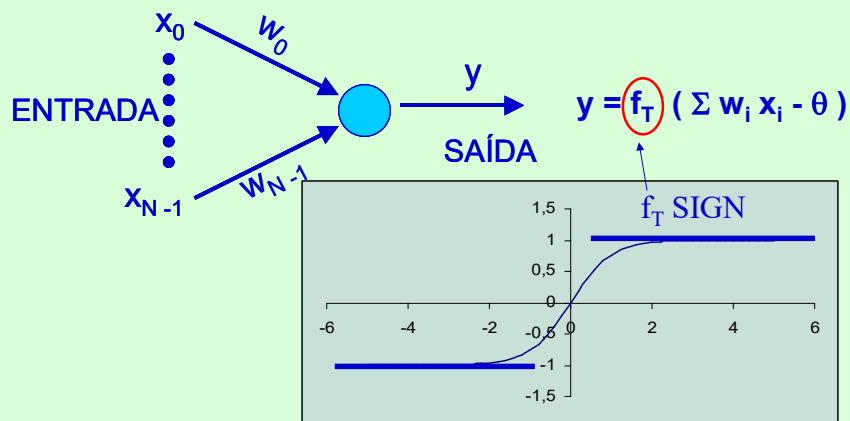
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

142

142

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

143



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

143

143

## Redes Neurais Artificiais

144

São: sistemas computacionais, de implementação em hardware ou software, que imitam as habilidades computacionais do sistema nervoso biológico, usando um grande número de processadores simples (neurônios artificiais) e interconectados entre si.

### Emprestam da biologia:

- A estrutura de processamento microscópico (processamento de informação de neurônios individuais)
- Em algum grau, aspectos da organização de redes neurais biológicas – como os neurônios se interligam
- O aprendizado através de exemplos (através de casos)

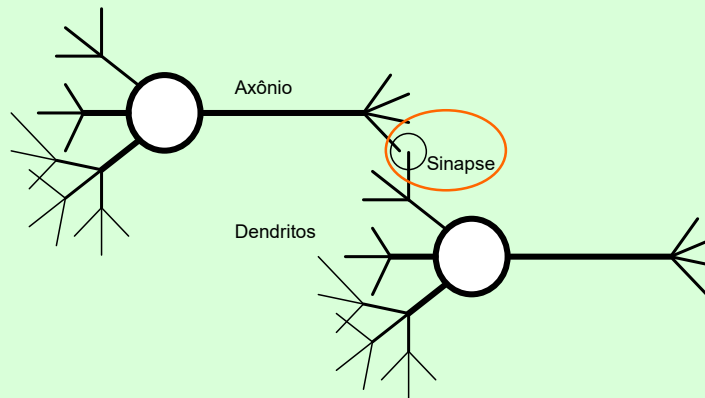
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

144

144

Cômputos mais complexos ... são realizados pelo encadeamento de vários neurônios

145



A conexão entre um axônio de um neurônio e um dendrito de outro é denominada **Sinapse**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

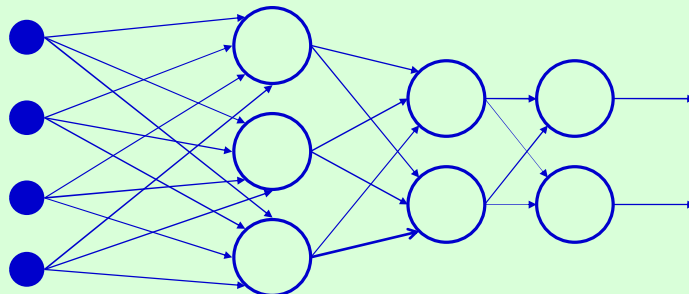
145

145

Foco deste Curso:  
o Multi Layer Perceptron (MLP)

146

- Múltiplas entradas / Múltiplas saídas / Múltiplas camadas
- Variáveis (internas e externas) analógicas ou digitais
- Relações lineares ou não lineares entre elas



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

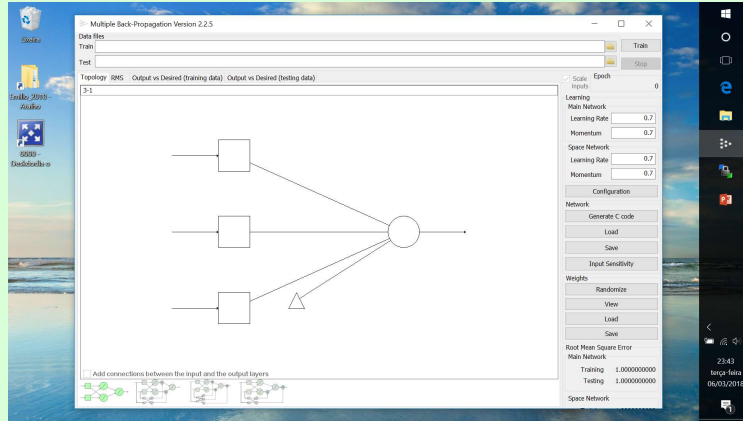
146

146



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

147



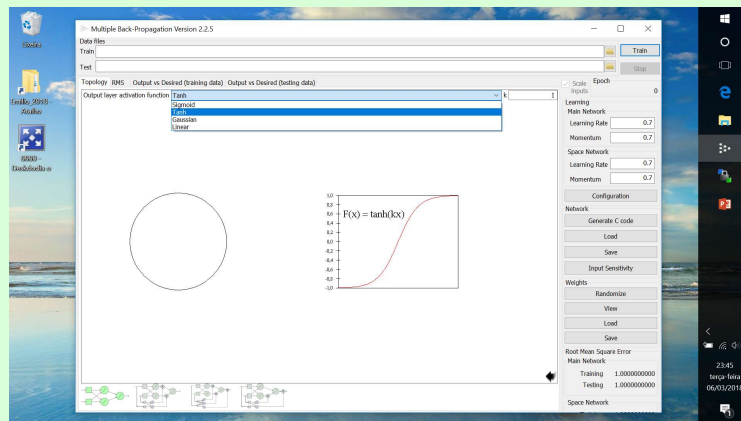
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

147

147

## Depois escolha a função de ativação do nó neural

148



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

148

148

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

149

The screenshot shows the MBP software interface. The main window displays a neural network topology with 3 input nodes (squares), 2 hidden nodes (circles), and 1 output node (circle). The interface includes a 'Data files' section with 'Train' and 'Test' buttons, a 'Topology' window showing the network diagram, and a 'Configuration' panel on the right with settings for Learning Rate (0.7) and Momentum (0.7) for both Main and Space Networks. The Root Mean Square Error is shown as 1.000000000 for both training and testing. A copyright notice at the bottom reads '© Prof. Emilio Del Moral Hernandez'.

149

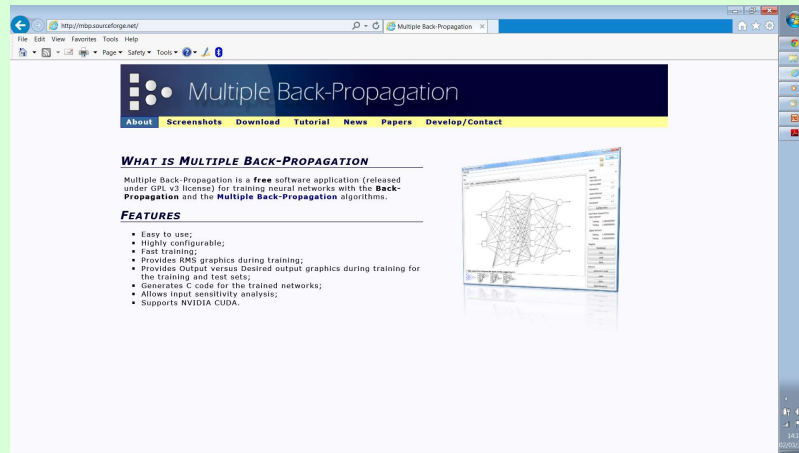
## Exemplo de tela do ambiente MBP definindo uma Rede Neural do tipo MLP – Topology "2-7-5-3"

150

The screenshot shows the MBP software interface with a more complex MLP topology. The main window displays a neural network with 2 input nodes (squares), 7 hidden nodes (circles), 5 hidden nodes (circles), and 3 output nodes (circles). The interface includes a 'Data files' section with 'Train' and 'Stop' buttons, a 'Topology' window showing the network diagram, and a 'Configuration' panel on the right with settings for Learning Rate (0.7) and Momentum (0.7) for both Main and Space Networks. The Root Mean Square Error is shown as 1.000000000 for both training and testing. A red arrow points to the 'Add connections between the input and the output layers' button, with the text 'Escolha MLPs' next to it. A copyright notice at the bottom reads '© Prof. Emilio Del Moral Hernandez'.

150

“Sugestão” ... visite os tutoriais do MBP - <http://mbp.sourceforge.net/> - e instale-o no seu computador Windows.  
(Na sala C1-10: o MBP deve estar instalado já no início do semestre)

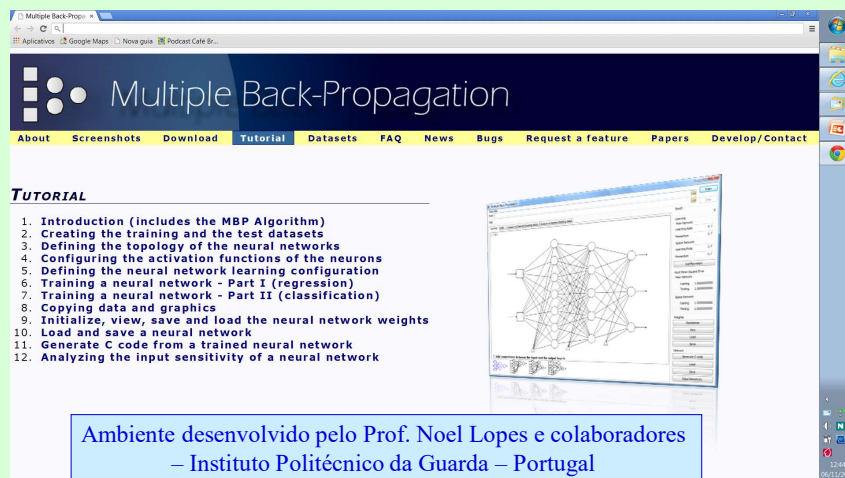


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

151

MBP – uma plataforma didática para redes neurais gratuita, de fácil uso e com 12 excelentes tutoriais

site <http://mbp.sourceforge.net/>



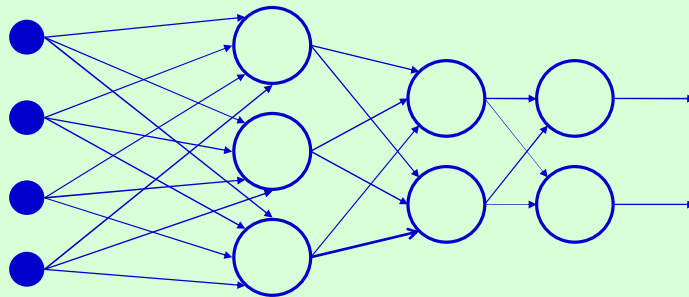
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

152

## A RNA mais clássica: o Multi Layer Perceptron (MLP)

164

- Múltiplas entradas / Múltiplas saídas / Múltiplas camadas
- Variáveis (internas e externas) analógicas ou digitais
- Relações lineares ou não lineares entre elas



© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

164

164

*De onde vem o grande  
poder do MLP?*

165

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

165

165

# Theorem of [Kolmogorov &] Cybenko:

166

- Kolmogorov:

Given any  $F$  of many variables  $x_1, x_2, x_3, x_4 \dots$  for example, the complicated  $F = [x_1 \cdot \sin(x_2) + \log(x_3)] / x_4 + \text{etc} \dots$  or any other  $F$ , the following approximation can always be obtained ...

$F(x_1, x_2, x_3, x_4 \dots) \sim$  linear combination and composition of a finite (limited) number of functions  $g_k(v)$  of just one variable  $v$ , and we can have arbitrary precision in the approximation of  $F$

- Cybenko: adapted Kolmogorov for the particular case in which the single argument functions  $g_k$  are approximated by a sum of sigmoidal functions ... he noticed that several sigmoids shifted and scaled properly can approximate any  $g_k$  (scalar argument)

**Cybenko concluded that any arbitrary  $F$  CAN be "implemented" by an ANN with sigmoidal nodes and just 1 hidden layer!!**

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

166

166

## Cybenko – Enunciado da Prova ... (premissas + resultado)

The screenshot shows the Wikipedia article for the Universal approximation theorem. The main text states: "In the mathematical theory of artificial neural networks, the **universal approximation theorem** states<sup>[1]</sup> that a feed-forward network with a single hidden layer containing a finite number of neurons (i.e., a multilayer perceptron), can approximate continuous functions on compact subsets of  $\mathbb{R}^n$ , under mild assumptions on the activation function. The theorem thus states that simple neural networks can represent a wide variety of interesting functions when given appropriate parameters; it does not touch upon the algorithmic learnability of these parameters.

One of the first versions of the theorem was proved by George Cybenko in 1989 for sigmoid activation functions<sup>[2]</sup>. Kurt Hornik showed in 1991<sup>[3]</sup> that it is not the specific choice of the activation function, but rather the multilayer feedforward architecture itself which gives neural networks the potential of being universal approximators. The output units are always assumed to be linear. For notational convenience, only the single output case will be shown. The general case can easily be deduced from the single output case.

**Formal statement** [edit]

The theorem<sup>[3][4][5]</sup> in mathematical terms:

Let  $\phi_i(\cdot)$  be a nonconstant, bounded, and monotonically-increasing continuous function. Let  $I_m$  denote the  $m$ -dimensional unit hypercube  $[0, 1]^m$ . The space of continuous functions on  $I_m$  is denoted by  $C(I_m)$ . Then, given any function  $f \in C(I_m)$  and  $\epsilon > 0$ , there exist an integer  $N$  and real constants  $\alpha_i, \beta_i \in \mathbb{R}, w_i \in \mathbb{R}^m$  where  $i = 1, \dots, N$  such that we may define:

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \phi_i(w_i^T x + \beta_i)$$

as an approximate realization of the function  $f$  where  $f$  is independent of  $q_i$  that is,

$$\|F(x) - f(x)\| < \epsilon$$

for all  $x \in I_m$ . In other words, functions of the form  $F(x)$  are dense in  $C(I_m)$ .

**References** [edit]

- <sup>[1]</sup> Balázs Csornád Csáji. Approximation with Artificial Neural Networks. Faculty of Sciences, Eötvös Loránd University, Hungary
- <sup>[2]</sup> G. Cybenko. (1989) "Approximations by superpositions of sigmoidal functions". *Mathematics of Control, Signals, and Systems*, 2 (4): 303-314
- <sup>[3]</sup> Kurt Hornik (1991) "Approximation Capabilities of Multilayer Feedforward Networks". *Neural Networks*, 4(2): 251-272
- <sup>[4]</sup> Haykin, Simon (1998). *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, Volume 2. Prentice Hall. ISBN 0-13-273350-1.
- <sup>[5]</sup> Hassour, M. (1998) *Fundamentals of Artificial Neural Networks* MIT Press, p. 48

This applied mathematics-related article is a stub. You can help Wikipedia by expanding it.

Categories: Theorems in discrete mathematics | Artificial neural networks | Neural networks | Network architecture | Networks | Information, knowledge, and uncertainty | Applied mathematics stubs

This page was last modified on 1 June 2014, at 20:06.

Fwd-Proposta...eml | Alterações vag...doc

Mostrar todos os downloads.

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

167

167

Entendamos ...

- as premissas da demonstração de Cybenko
- a notação não muito familiar a nós que ele usou
- o quão poderoso é o resultado que ele obteve
- como com passos simples podemos estender a sua aplicação  
(ou ... *relaxando algumas das (apenas aparentes) limitações impostas nas premissas*)

168

Kurt Hornik showed in 1991<sup>[2]</sup> that it is not the specific choice of the  $\varphi$  assumed to be linear. For notational convenience, only the single out

## Formal statement [\[edit\]](#)

The theorem<sup>[2][3][4][5]</sup> in mathematical terms:

Let  $\varphi(\cdot)$  be a nonconstant, bounded, and monotonically-increasing function in  $C(I_m)$  and  $\epsilon > 0$ , there exist an integer  $N$  and real constants  $\alpha_i$ ,  $w_i$

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(w_i^T x + b_i)$$

as an approximate realization of the function  $f$  where  $f$  is independent of  $N$

$$|F(x) - f(x)| < \epsilon$$

for all  $x \in I_m$ . In other words, functions of the form  $F(x)$  are dense in  $C(I_m)$ .

169

Kurt Hornik showed in 1991<sup>[2][3][4][5]</sup> that it is not the specific choice of the  $\varphi$  that is assumed to be linear. For notational convenience, only the single output node is

## Formal statement [\[edit\]](#)

The theorem<sup>[2][3][4][5]</sup> in mathematical terms:

Let  $\varphi(\cdot)$  be a nonconstant, bounded, and monotonically-increasing function in  $C(I_m)$  and  $\epsilon > 0$ , there exist an integer  $N$  and real constants  $\alpha_i, w_i, b_i$

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(w_i^T x + b_i)$$

as an approximate realization of the function  $f$  where  $f$  is independent of  $N$ .

$$|F(x) - f(x)| < \epsilon$$

for all  $x \in I_m$ . In other words, functions of the form  $F(x)$  are dense in  $C(I_m)$ .

170

Kurt Hornik showed in 1991<sup>[2][3][4][5]</sup> that it is not the specific choice of the  $\varphi$  that is assumed to be linear. For notational convenience, only the single output node is

## Formal statement [\[edit\]](#)

The theorem<sup>[2][3][4][5]</sup> in mathematical terms:

Let  $\varphi(\cdot)$  be a nonconstant, bounded, and monotonically-increasing function in  $C(I_m)$  and  $\epsilon > 0$ , there exist an integer  $N$  and real constants  $\alpha_i, w_i, b_i$

$$F(x) = \sum_{i=1}^N \alpha_i \varphi(w_i^T x + b_i)$$

as an approximate realization of the function  $f$  where  $f$  is independent of  $N$ .

$$|F(x) - f(x)| < \epsilon$$

for all  $x \in I_m$ . In other words, functions of the form  $F(x)$  are dense in  $C(I_m)$ .

$y_{rede}(X)$

$X$

número de nós escondidos

sigmoidal

viés; ; viés do nó escondido  $i$

$W_i$ : vetor de pesos do nó escondido  $i$

elementos do vetor de pesos do nó linear de saída  $W_s$

171

Kurt Hornik showed in 1991<sup>[2]</sup> that it is not the specific choice of the activation function assumed to be linear. For notational convenience, only the single output is shown.

## Formal statement [\[edit\]](#)

The theorem<sup>[2][3][4][5]</sup> in mathematical terms:

Let  $\phi(\cdot)$  be a nonconstant, bounded, and monotonically-increasing continuous function on  $C(I_m)$  and  $\epsilon > 0$ , there exist an integer  $N$  and real constants  $a_i, b_i$  such that

$$F(x) = \sum_{i=1}^N a_i \phi(T_i x + b_i)$$

as an approximate realization of the function  $f$  where  $f$  is independent of  $x$ .

$$|F(x) - f(x)| < \epsilon$$

for all  $x \in I_m$ . In other words, functions of the form  $F(x)$  are dense in  $C(I_m)$ .

$Y_{\text{rede}}(X)$

Fescondida\_sistema(X)

Limite de erro

## Cybenko – a prova matemática, disponível para download na internet, é bastante complexa

**Math. Control Signals Systems (1989) 2: 303-314**

**Mathematics of Control, Signals, and Systems**  
© 1989 Springer-Verlag New York Inc.

**Approximation by Superpositions of a Sigmoidal Function\***

G. Cybenko

**Abstract.** In this paper we demonstrate that finite linear combinations of compositions of a fixed, univariate function and a set of affine functionals can uniformly approximate any continuous function of  $n$  real variables with support in the unit hypercube, only mild conditions are imposed on the univariate function. Our results settle an open question about representability in the class of single hidden layer neural networks. In particular, we show that arbitrary decision regions can be arbitrarily well approximated by continuous feedforward neural networks with only a single internal, hidden layer and any continuous sigmoidal nonlinearity. The paper discusses approximation properties of other possible types of nonlinearities that might be implemented by artificial neural networks.

**Key words.** Neural networks, Approximation, Complexity.

**1. Introduction**

A number of diverse application areas are concerned with the representation of general functions of an  $n$ -dimensional real variable,  $x \in \mathbb{R}^n$ , by finite linear combinations of the form

$$\sum_{j=1}^m a_j \sigma(y_j^T x + \theta_j) \quad (1)$$

where  $y_j \in \mathbb{R}^n$  and  $a_j, \theta_j \in \mathbb{R}$  are fixed. ( $y_j^T$  is the transpose of  $y_j$  so that  $y_j^T x$  is the inner product of  $y_j$  and  $x$ .) Here the univariate function  $\sigma$  depends heavily on the context of the application. Our major concern is with so-called sigmoidal  $\sigma$ 's:

$$\sigma(t) = \begin{cases} 1 & \text{as } t \rightarrow +\infty, \\ 0 & \text{as } t \rightarrow -\infty. \end{cases}$$

Such functions arise naturally in neural network theory as the activation function of a neural node (or unit as is becoming the preferred term) [L1], [RHM]. The main result of this paper is a demonstration of the fact that sums of the form (1) are dense in the space of continuous functions on the unit cube if  $\sigma$  is any continuous sigmoidal

\* Date received: October 21, 1988. Date revised: February 17, 1989. This research was supported in part by NSF Grant DCR-861903, ONR Contract N000140-G-0202 and DOE Grant DE-FG02-85ER25001.

† Center for Supercomputing Research and Development and Department of Electrical and Computer Engineering, University of Illinois, Urbana, Illinois 61801, U.S.A.

310

**4. Results for Other Activation Functions**

In this section we discuss other classes of activation functions that have approximation properties similar to the ones enjoyed by continuous sigmoidals. Since these other examples are of somewhat less practical interest, we only sketch the corresponding proofs.

There is considerable interest in discontinuous sigmoidal functions such as hard limiters ( $\sigma(x) = 1$  for  $x \geq 0$  and  $\sigma(x) = 0$  for  $x < 0$ ). Discontinuous sigmoidal functions are not used as often as continuous ones (because of the lack of good training algorithms) but they are of theoretical interest because of their close relationship to classical perceptrons and Gamma networks [MP].

Assume that  $\sigma$  is a bounded, measurable sigmoidal function. We have an analog of Theorem 2 that goes as follows:

**Theorem 4.** Let  $\sigma$  be a bounded measurable sigmoidal function. Then finite sums of the form

$$G(x) = \sum_{j=1}^m a_j \sigma(y_j^T x + \theta_j)$$

are dense in  $L^1(I_n)$ . In other words, given any  $f \in L^1(I_n)$  and  $\epsilon > 0$ , there is a sum,  $G(x)$ , of the above form for which

$$\|G - f\|_{L^1} = \int_{I_n} |G(x) - f(x)| dx < \epsilon.$$

The proof follows the proof of Theorems 1 and 2 with obvious changes such as replacing continuous functions by integrable functions and using the fact that  $L^1(I_n)$  is the dual of  $L^\infty(I_n)$ . The notion of being discriminatory accordingly changes to the following: for  $h \in L^\infty(I_n)$  the condition that

$$\int_{I_n} \sigma(y^T x + \theta) h(x) dx = 0$$

for all  $y$  and  $\theta$  implies that  $h(x) = 0$  almost everywhere. General sigmoidal functions are discriminatory in this sense as already seen in Lemma 1 because measures of the form  $h(x) dx$  belong to  $M(I_n)$ .

Since convergence in  $L^1$  implies convergence in measure [A], we have an analog of Theorem 3 that goes as follows:

**Theorem 5.** Let  $\sigma$  be a general sigmoidal function. Let  $f$  be the decision function for any finite measurable partition of  $I_n$ . For any  $\epsilon > 0$ , there is a finite sum of the form

$$G(x) = \sum_{j=1}^m a_j \sigma(y_j^T x + \theta_j)$$

and a set  $D \subset I_n$ , so that  $m(D) \geq 1 - \epsilon$  and

$$|G(x) - f(x)| < \epsilon \quad \text{for } x \in D.$$

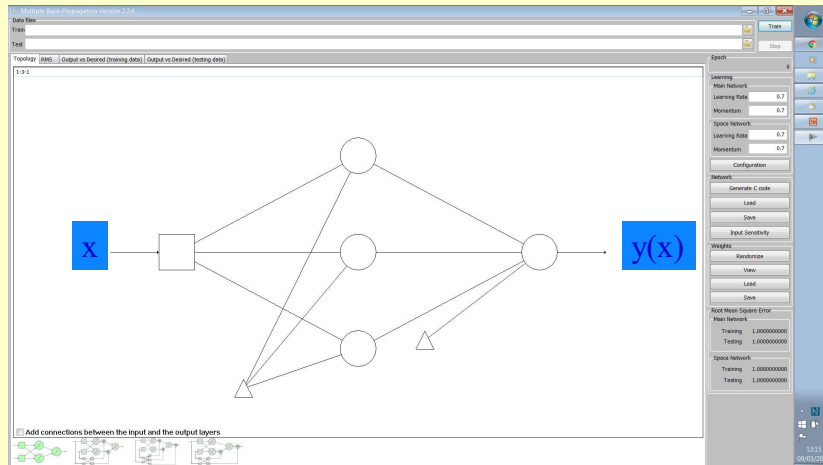
ed are quite powerful, we that remain to be answered imation (or equivalently, imation of a given quality? y a role in determining the suspect quite strongly that i will require astronomical dimensionality that plagues Some recent progress con- ximated and the number ound in [MSJ] and [BH], iness of the results of this : more attention.

n, Christopher Chase, Lee narov, Richard Lippmann, 'tences, and improvements

New York, 1972. uralization?, *Neural Comput.* (to stems and control, *IEEE Control* \. Classifying learnable geometric rdings of the 18th Annual ACM p. 275-282. 1 and the Pompeiu problem, *Ann.* ets using the Radon transform, EE Trans. Acoust. Speech Signal storward networks are universal a Neural Net and Conventional 87. mal Classifiers, Technical Report, -475. tworks by sigmoidal functions, a, University of Lowell, 1988.



## Regressão univariada com Cybenko “café com leite” de 3 nós na primeira camada ...



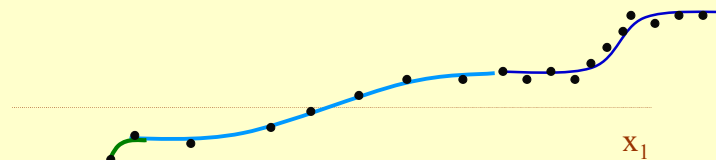
174

Métodos Numéricos e Reconhecimento de Padrões – © Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

174

Cybenko “café com leite” (regressão genérica univariada), para aproximação universal de funções de 1 variável  $x_1$  apenas?

... superposição de várias sigmóides deslocadas e escaladas



Vocês enxergam acima 3 nós “tgh” na primeira camada, com com 3 viéses distintos e 3 escaladores de  $x_1$  distintos, e mais um 4o nó combinador (somatória simples de 3 entradas) na camada de saída?

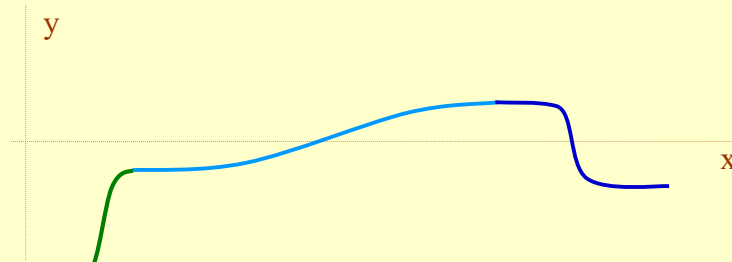
175

Métodos Numéricos e Reconhecimento de Padrões – © Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

175

Cybenko “café com leite”, para aproximação universal de funções de 1 variável  $x$  apenas?

... superposição de várias sigmóides deslocadas horizontalmente e verticalmente e escaladas tanto em  $x$  quanto em  $y$  ...



... Ponderadores das 3 tgh's da primeira camada, que são implementados nos pesos sinápticos do 4o nó, não são mais unitários nem necessariamente positivos

176

Métodos Numéricos e Reconhecimento de Padrões – © Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

176

### Questões intrigantes, p/ esta aula e p/ pensar em casa ...

- No que impacta escolhermos o “epsilon” de Cybenko de alto valor? O que muda na estrutura de Cybenko com isso?
- No que impacta escolhermos o “epsilon” de Cybenko de baixo valor?
- Como definimos o número de nós da primeira camada do MLP? Isto pode ser definido a priori, antes de testar o seu desempenho? (por exemplo com base no número de entradas da rede e/ou com base no número de exemplares de treino?)
- O que ganhamos e o que perdemos se escolhermos usar POUCOS nós na construção rede neural?
- O que ganhamos e o que perdemos se escolhermos usar MUITOS nós na construção da rede neural?

© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

177

177