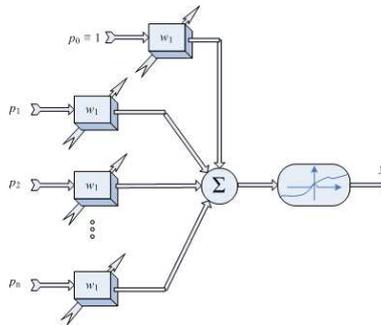
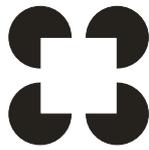


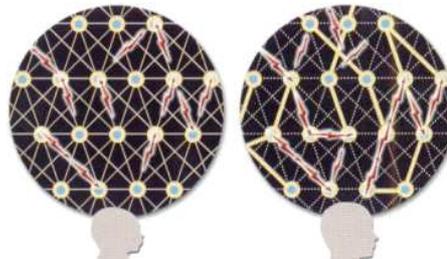
Introdução aos Sistemas Inteligentes

Prof. Adolfo Bauchspiess



Sumário

- 1 - Introdução – Sistemas Inteligentes Conexionistas
- 2 - Redes Neurais Artificiais
- 3 - Lógica Fuzzy e Sistemas Fuzzy
- 4 - Exemplos de Aplicações
- 5 - Conclusões

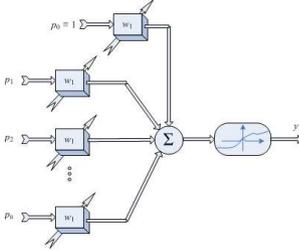






Parte 1

Introdução – Sistemas Inteligentes Conexionistas


 Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB
3



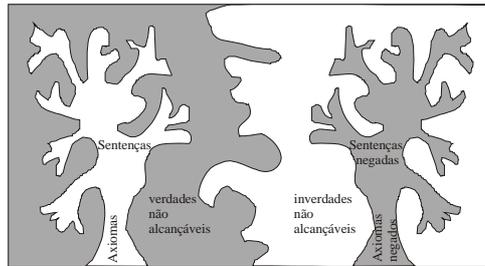
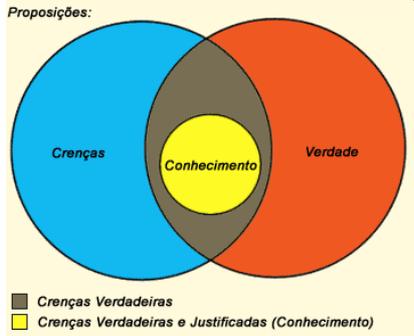


Publicações em Sistema Inteligentes

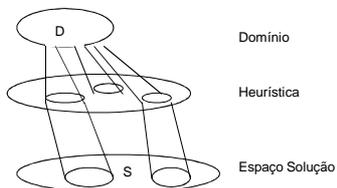
- Congressos Nacionais
 - Congresso Brasileiro de Automática
 - Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente (SBAI 2009 – Brasília, 20 a 25 setembro)
 - Congresso Brasileiro de Redes Neurais
 - Simpósio Brasileiro de Redes Neurais
 -
- Revistas Internacionais
 - Neural Networks, IEEE Transactions on
 - Fuzzy Systems, IEEE Transactions on
 - Intelligent Systems Engineering
 - Intelligent Systems, IEEE
 - Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on
 -

 Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB
4

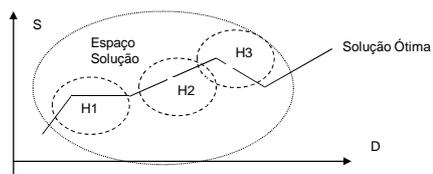
Epistemologia – “Filosofia do Conhecimento”



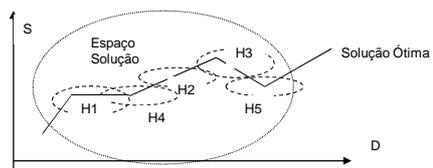
Heurísticas



Uma regra heurística leva do espaço domínio ao espaço solução.



Heurísticas fornecem soluções sub-ótimas.



Heurísticas “bem-formadas” estão próximas da solução ótima.

Dislexia?

De acordo com uma pesquisa de uma universidade inglesa, não importa a ordem pela qual as letras de uma palavra são lidas, a única coisa importante é que a primeira e última letras estejam no lugar certo.

O resto pode ser uma total confusão que você pode ainda ler sem grandes problemas.

Isso é porque nós não lemos cada letra isolada, mas a palavra como um todo.

Você acha que isso tem algum fundamento?

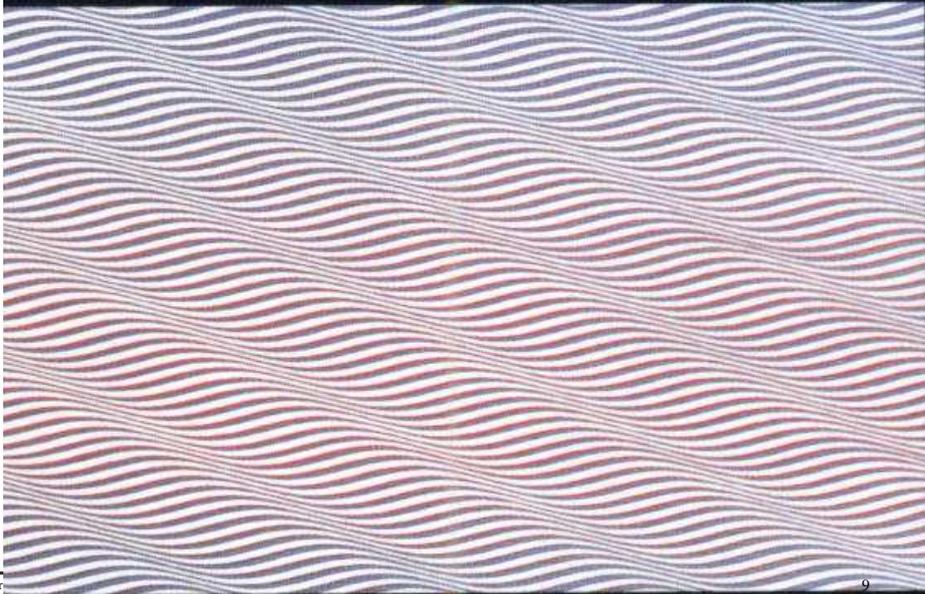
Gigante x Ilusão 3D?



Universidade de Brasília

departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Ondas?



Laboratório de

9

Universidade de Brasília

departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Simpática?



GRIMASSE STEHT KOPF
Auf den ersten Blick scheint das Foto von Margaret Thatcher nicht ungewöhnlich. Das ändert sich, wenn Sie das Bild auf den Kopf stellen. Der verblüffende Effekt tritt auf, weil Augen und Mund auf dem Foto um 180 Grad gedreht sind – und damit genau die Merkmale, auf die das Gesichtserkennungsprogramm des Hirns besonders sensibel anspricht.

Laura / Getty Images / Contrasto

Laboratório de

10

Universidade de Brasília

departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Antipática?



GRIMASSE STEHT KOPF

Auf den ersten Blick scheint das Foto von Margaret Thatcher nicht ungewöhnlich. Das ändert sich, wenn Sie das Bild auf den Kopf stellen. Der verblüffende Effekt tritt auf, weil Augen und Mund auf dem Foto um 180 Grad gedreht sind – und damit genau die Merkmale, auf die das Gesichtserkennungsprogramm des Hirns besonders sensibel anspricht.

Laboratório de

11

Universidade de Brasília

departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Introdução

- Sistemas Inteligentes Conexionistas

Inteligência Artificial

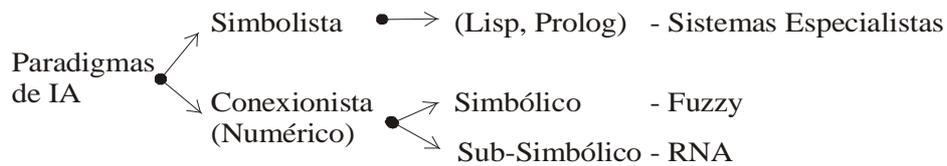
Ramo da ciência que estuda o conjunto de **paradigmas** que pretendem justificar como um **comportamento inteligente** pode **emergir** de implementações artificiais, em computadores.

Inteligência:
aprendizado, adaptação, compreensão

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

12

Paradigmas de IA



Inteligência:
aprendizado, adaptação, compreensão

Paradigma Conexionista

Considera ser virtualmente impossível

transformar em algoritmos -

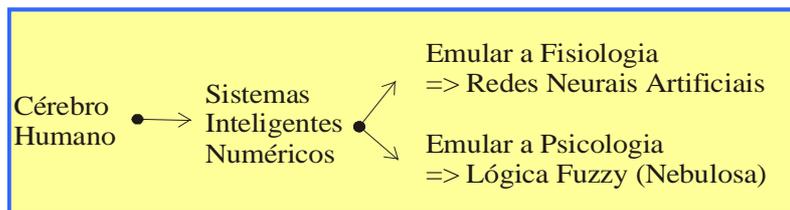
i.é, reduzir a uma seqüência de passos lógicos e aritméticos –

diversas tarefas que a mente humana executa com facilidade e rapidez, como por exemplo:

- Reconhecer rostos,
- Compreender e traduzir línguas,
- Evocação de memória pela associação,
- Jogos...

Paradigma Conexionista

O processo computacional deve reproduzir a capacidade do cérebro de se auto-organizar ⇒ **aprender!**



Paradigma Simbolista versus Conexionista

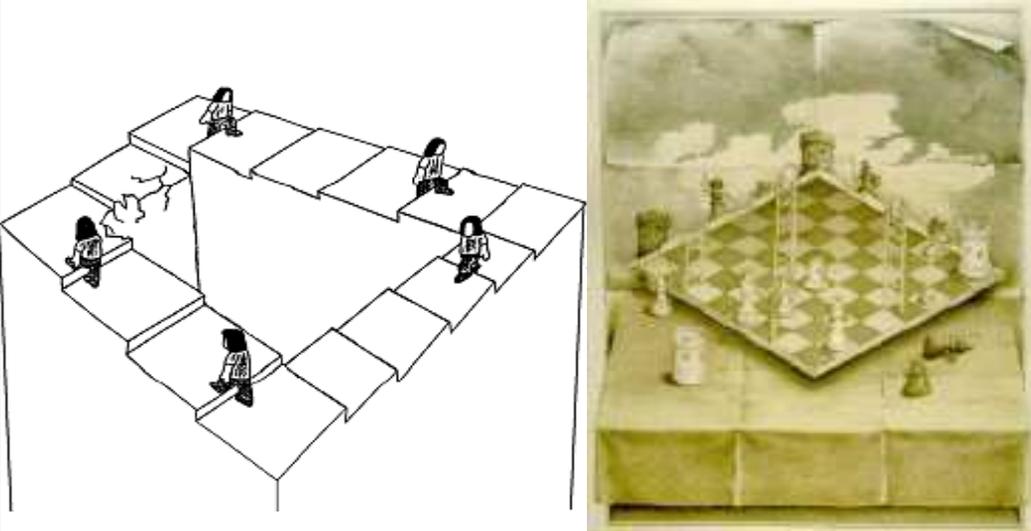
-Percepção



Quadro de Kanizsa, 1976

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

M.C. Escher "Coerência Local - Paradoxo Global"



Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

17

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

M.C. Escher



"Verdade Positiva X Verdade Negativa"

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

18

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

“Em Cima
 X
 Em Baixo”

Laboratório de Automação e R

19

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Paradigma
 Simbolista versus Conexcionista

- J.S. Bach “Coerência Local - Paradoxo Global”

Shepard's scale

Pseudo-rising scale played on a vibraphone

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

20

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Formação das Sinapses

0-2 Anos 2 Anos até a Puberdade Adulto

Nervenzellen Synapsen Elektrische Impulse z. B. durch Sinnesindrücke

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 21

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Processamento da informação olfativa

Gehirn Riechkolben Siebbein

Riechschleimhaut Duftmolekül retronasaler Kamin

Oberkiefer Zunge Zapfchen Unterkiefer

Blüte

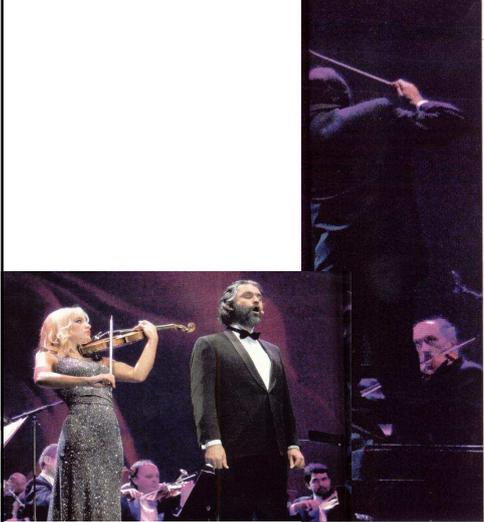
Glomeruli Axon Cilien Riechschleimhaut Riechzellen

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 22

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

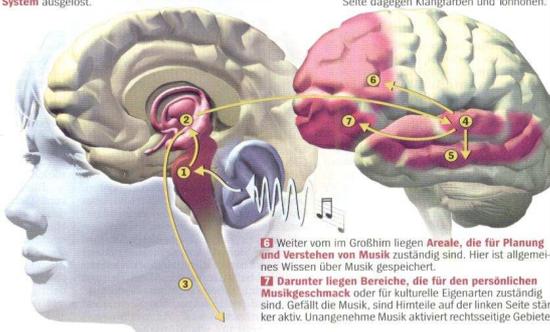
Processamento da informação auditiva

GEFÜHLE



Klangwelten im Kopf Wege der Musik durch das Gehirn

- 1 Der Hörmerv leitet Klanginformationen an den **Hirnstamm** weiter.
- 2 Einige Signale erreichen das so genannte **limbische System**, das eine wichtige Rolle in der Verarbeitung von Gefühlen spielt. Schöne Musik stimuliert jene Bereiche, die auch beim Sex oder beim Schokoladeessen aktiv sind.
- 3 Auch körperliche Reaktionen auf Musik wie Weinen, Magendrücken oder Gänsehaut werden im **limbischen System** ausgelöst.
- 4 Die Informationen gelangen in die **primäre Hörrinde** im Großhirn, die Schaltzentrale des Hörens.
- 5 Umlegend finden sich die **sekundären Hörareale**, in der linken Hirnhälfte werden eher Rhythmen verarbeitet, auf der rechten Seite dagegen Klangfarben und Tonhöhen.
- 6 Weiter vom im Großhirn liegen **Areale, die für Planung und Verstehen von Musik** zuständig sind. Hier ist allgemeines Wissen über Musik gespeichert.
- 7 Darunter liegen Bereiche, die für den **persönlichen Musikgeschmack** oder für kulturelle Eigenarten zuständig sind. Gefällt die Musik, sind Hirnteile auf der linken Seite stärker aktiv. Unangenehme Musik aktiviert rechtsseitige Gebiete.

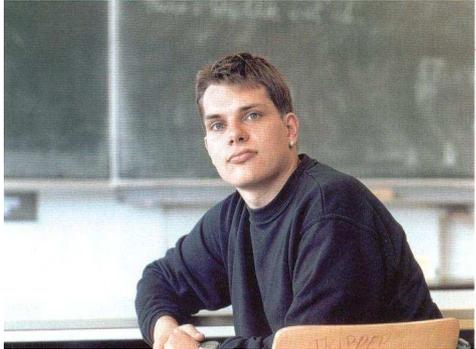


Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 23

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Paciente de Epilepsia

– sem hemisfério esquerdo a 12 anos

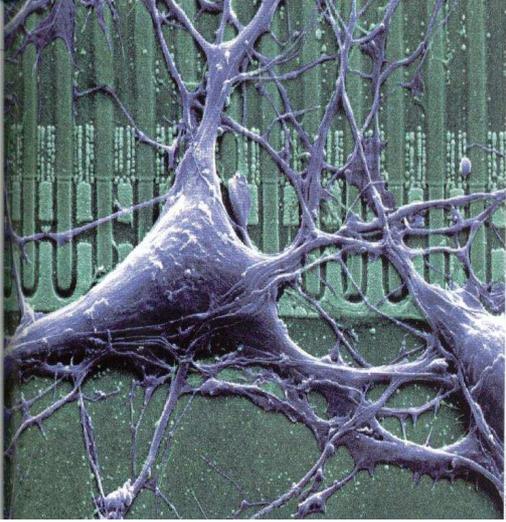



Leben ohne links

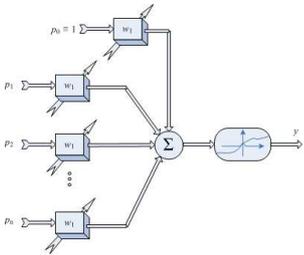
Seit zwölf Jahren lebt Philipp Dörr mit einem halben Großhirn. Trotzdem spielt er Schach, liest Goethe und taucht – ein verblüffendes Beispiel für die Wandlungsfähigkeit des Denkkorgans.

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 24

Neurônio sobre Chip.

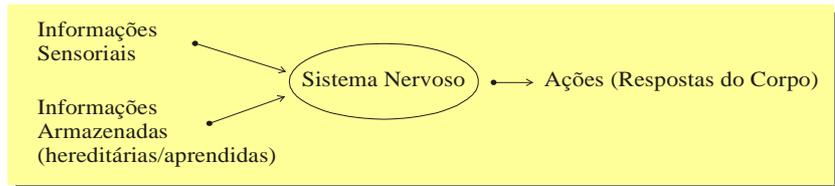


Parte 2 – Redes Neurais Artificiais



Fundamentos Biológicos

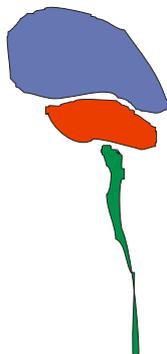
O sistema nervoso obtém informações do meio ambiente através de sensores que são combinadas com informações armazenadas para produzir as ações do corpo.



Apenas uma pequena parte das informações obtidas é relevante para o funcionamento do corpo.

Fundamentos Biológicos

O sistema nervoso pode ser considerado em três níveis.



Córtex cerebral

Cérebro baixo

Cordão espinhal

Cada um constituído por neurônios de diferentes anatomias.

Estima-se que o cérebro humano tenha por volta de 10^{11} neurônios,

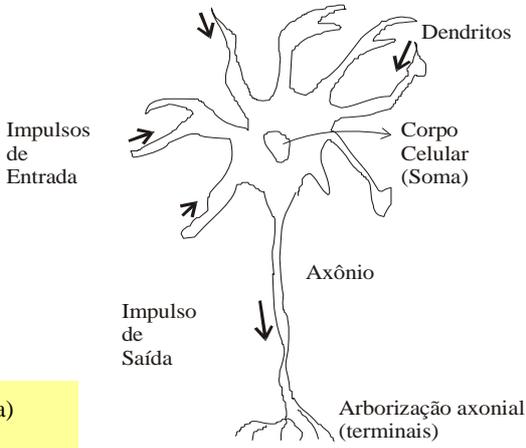
cujo comprimento total somado chega a 10^{14} metros.

Fundamentos Biológicos

Níveis de processamento da informação pelo cérebro

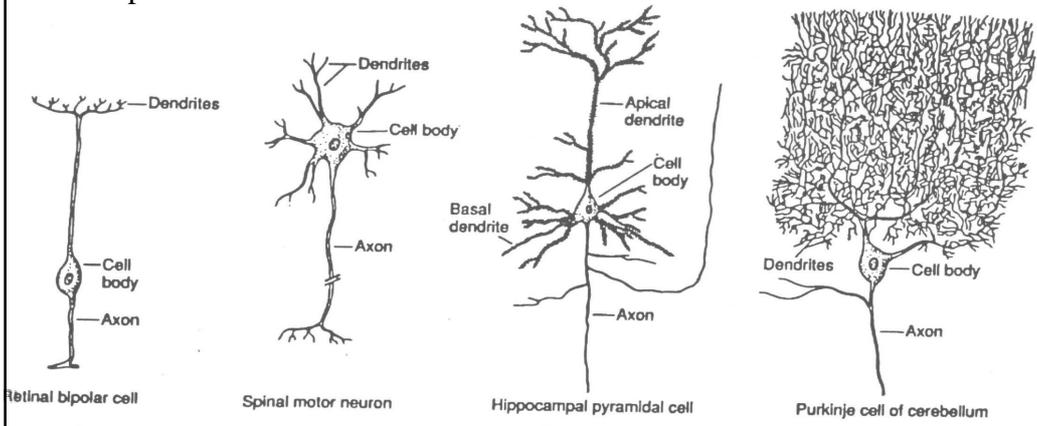
- estrutural
- fisiológico
- cognitivo

O Fluxo da informação (corrente elétrica) é sempre dos dendritos para o axônio.



Fundamentos Biológicos

Tipos de Neurônios:



Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Fundamentos Biológicos

- Padrão de conexão: em camadas

The diagram shows a cross-section of a neural network with neurons organized into six distinct layers, labeled I through VI from top to bottom. Each layer contains neurons with various dendritic and axonal projections, illustrating a complex, layered connectivity pattern.

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

31

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Fundamentos Biológicos

Neurotransmissores no gap sináptico

1. Vesícula de neurotransmissor se aproxima da membrana pré-sináptica.
2. Vesícula se funde com a membrana pré-sináptica.
3. Liberação de neurotransmissores na fenda sináptica.
4. Neurotransmissores se ligam a canais iônicos abertos na membrana pós-sináptica.

The diagram illustrates the process of neurotransmission at a synapse. It shows the **Membrana pré-sináptica** (top) and **Membrana pós-sináptica** (bottom).

Step 1: A vesicle containing neurotransmitters moves toward the presynaptic membrane.

Step 2: The vesicle fuses with the presynaptic membrane, releasing neurotransmitters into the synaptic cleft.

Step 3: The neurotransmitters are released into the cleft.

Step 4: The neurotransmitters bind to receptors on the postsynaptic membrane, causing **Canais iônicos abertos** (open ion channels) to open, allowing ions to pass through.

vesículas de neurotransmissores

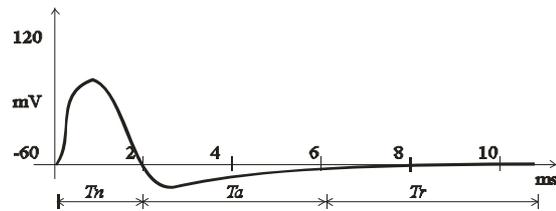
neurotransmissores

Canais iônicos abertos

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

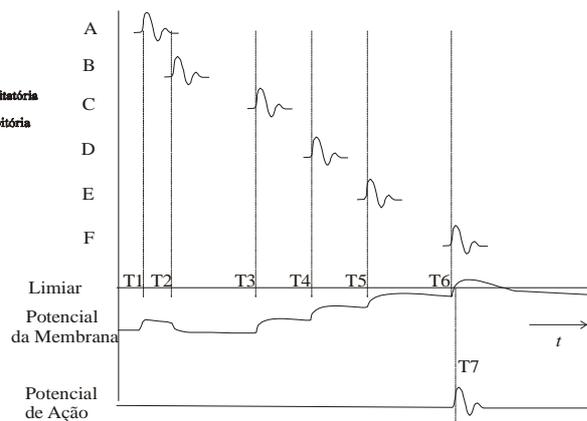
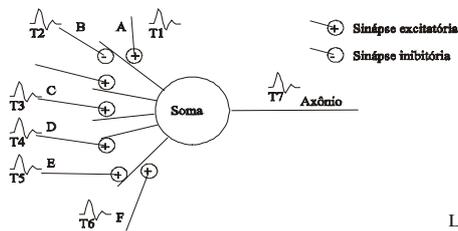
32

O Potencial de Ação



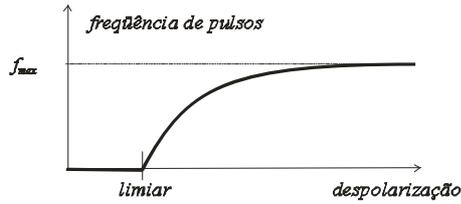
T_n – duração do impulso nervoso
 T_a – período de refração absoluta
 T_r – período de refração relativa

Integração Espaço/Temporal dos Estímulos



Integração Espaço/Temporal

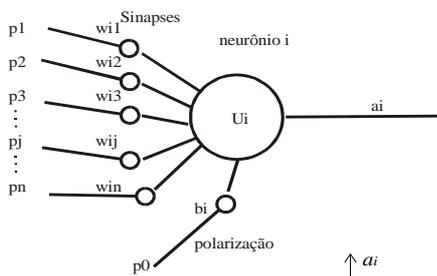
Frequência máxima de pulsos no axônio: $f_{\max} = \frac{1}{T_a + T_n}$



$$f_T = g \left(\int_0^T \sum_i \alpha_i(t) x_i(t) dt \right)$$

- f_T – frequência média de impulsos nervosos no intervalo de tempo T,
- $\alpha_i(t)$ – ganhos sinápticos,
- $x_i(t)$ – entradas dos neurônios.

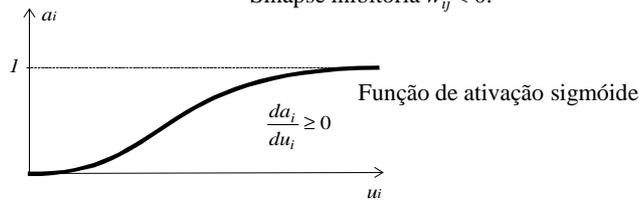
Modelo básico do neurônio artificial



$$u_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} p_j + b_i = \mathbf{w}_i^t \mathbf{p} + b_i$$

$$\mathbf{p} = \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ \vdots \\ p_n \end{bmatrix}, \quad \mathbf{w} = \begin{bmatrix} w_{i1} \\ w_{i2} \\ \vdots \\ w_{in} \end{bmatrix}$$

- Sinapse excitatória $w_{ij} > 0$,
- Sinapse inibitória $w_{ij} < 0$.



Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Neurônios com conexão lateral

Impulsos de Comando

Neurônio 1

Neurônio 1

Músculos Flexores

Músculos Extensores

→ conexão excitatória
○ → conexão inibitória

Circuito neural inibidor dos antagonismos

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

37

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Comparação Cérebro x Computador

	<i>Cérebro</i>	<i>Computador</i>
# elementos processadores	~ 10 ¹¹ neurônios	~ 10 ⁹ transistores
Forma de processamento	Massivamente paralelo	Em geral serial
Memória	Associativa	Endereçada
Tempo de chaveamento	~ 1 ms	~ 1 ns
Chaveamentos /s	~ 10 ³ /s	~ 10 ⁹ /s
Chaveamentos totais (teórico)	~ 10 ¹⁴ /s	~ 10 ¹⁸ /s
Chaveamentos totais (real)	~ 10 ¹² /s	~ 10 ¹⁰ /s

Regra dos 100 passos
Pessoas reconhecem um rosto conhecido em ~0.1 s.
Considerando 1ms por neurônio: 100 passos seqüenciais até reconhecer o padrão.

⇒ arquiteturas de processamento paralelo !

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

38

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Perspectiva Histórica de RNAs

1943 McCulloch	Neurônio Booleano	}	Entusiasmo Inicial
1949 Hebb	Regra de aprendizado		
1957 Rosenblatt	Perceptron		
1960 Widrow-Hoff	ADALINE/MADALINE LMS	}	Desencantamento
Rosenblatt	Perceptron Multicamadas, sem treinamento		
1969 Minsky-Papert	<i>Perceptrons</i>	}	Ressurgimento
1974 Werbos	Algoritmo <i>Error Backpropagation</i> – sem repercussão		
1982 Hopfield	Rede realimentada		
1986 Rumelhart, Hinton & Williams	<i>Backpropagation</i> p/ Perceptron Multicamadas	}	
PDP – MIT	Função de ativação contínua sigmóide		
1987 Kosko	BAM		

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 39

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

O Neurônio de McCulloch (1943)

Para $n=2$
 $w_1 p_1 + w_2 p_2 = b$

$$a = F\left(\sum_{i=1}^n w_i p_i - b\right) = F(\mathbf{w}'\mathbf{p} - b) \rightarrow a \in [0;1] \text{ degrau}$$

$F = \text{função degrau}$
 Divisão do espaço euclidiano \mathfrak{R}^n em duas regiões A e B

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 40

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

O neurônio de McCulloch – como classificador de padrões

Coleções linearmente separáveis e linearmente dependentes (não-separáveis).

Algumas funções booleanas de duas variáveis representadas no plano binário.

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

41

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Classificadores Lineares e Não-Lineares

Existem $2^m = 2^{2^n}$ possíveis funções lógicas conectando n entradas para uma saída binária.

n	nº de padrões binários	nº de funções lógicas	linearmente separáveis	% linearmente separável
1	2	4	4	100
2	4	16	14	87,5
3	8	256	104	40,6
4	16	65536	1.772	2,9
5	32	$4,3 \times 10^9$	94.572	$2,2 \times 10^{-3}$
6	64	$1,8 \times 10^{19}$	5.028.134	$3,1 \times 10^{-13}$

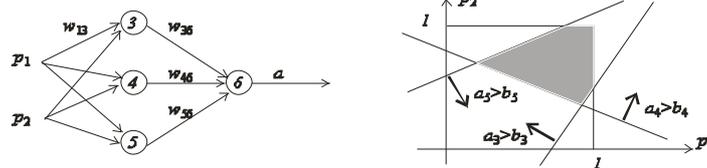
As funções lógicas de uma variável:
 $A, \bar{A}, 0, 1$

As funções lógicas de duas variáveis:
 $A, B, \bar{A}, \bar{B}, 0, 1$
 $A \vee B, A \wedge B, \bar{A} \vee \bar{B}, \bar{A} \wedge \bar{B},$
 $A \vee \bar{B}, A \wedge \bar{B}, \bar{A} \vee B, \bar{A} \wedge B, A \oplus B, \overline{A \oplus B}$

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

42

Perceptron binário de duas etapas

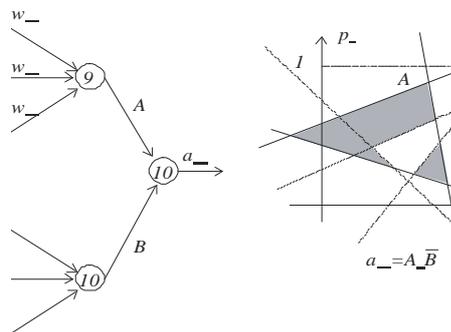


O neurônio 6 implementa um E-lógico fazendo-se $b_6 = \sum_{i=3}^5 w_{i6}$.

Por exemplo:

$$w_{36} = w_{46} = w_{56} = \frac{1}{3}; \quad b_6 = 1 \Rightarrow a_6 = 1 \text{ se e somente se } a_3 = a_4 = a_5 = 1$$

Perceptron binário de três etapas



Regiões não conexas, concavas!

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Neurônios e Redes Neurais Artificiais

- Micro-Estrutura
características de cada neurônio na rede
- Meso-Estrutura
organização da rede
- Macro-Estrutura
associação de redes eventualmente com processamento analítico para abordar problemas complexos.

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 45

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Funções de ativação típicas

Linear	$f(s) = s$	Hopfield BSB	purelin	
Sinal	$f(s) = \begin{cases} +1 & \text{se } s \geq 0 \\ -1 & \text{se } s < 0 \end{cases}$	Perceptron	hardlims	
Degrau	$f(s) = \begin{cases} +1 & \text{se } s \geq 0 \\ 0 & \text{se } s < 0 \end{cases}$	Perceptron BAM	hardlim	
Hopfield/BAM	$f(s) = \begin{cases} +1 & \text{se } s > 0 \\ -1 & \text{se } s < 0 \\ \text{inalterado} & \text{se } s = 0 \end{cases}$	Hopfield BAM		

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 46

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Funções de ativação típicas

BSB ou Limiar Lógico	$f(s) = \begin{cases} -K & \text{se } s \leq -K \\ s & \text{se } -K < s < +K \\ +K & \text{se } s \geq +K \end{cases}$	BSB	satlin satlins	
Logística	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	Perceptron Hopfield BAM, BSB	logsig	
Tangente Hiperbólica	$f(s) = \tanh(s) = \frac{1 - e^{-2s}}{1 + e^{-2s}}$	Perceptron Hopfield BAM, BSB	tansig	

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 47

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Meso-Estrutura – organização da rede

- # neurônios por camada
- # camadas da rede
- # tipo de conexão (*forward*, *backward*, *lateral*).

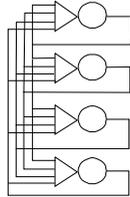
1-Feedforward Multicamadas

Perceptron Multicamadas (MLP)

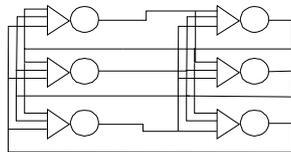
Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 48

Meso-Estrutura – organização da rede

2- Camada simples conectada lateralmente



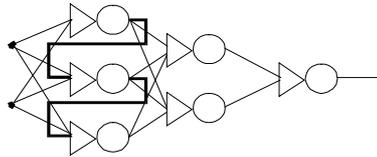
3 – Bicamadas *Feedforward/Feedbackward*



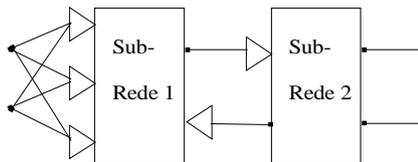
BSB (auto-realimentação), Hopfield

Meso-Estrutura – organização da rede

4 – Rede Multicamadas Cooperativa/Comparativa



5 – Rede Híbrida



Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Macro-Estrutura Neural

de redes
tipo de conexão
tamanho das redes
grau de conectividade

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

51

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Aprendizado Supervisionado

$w \leftarrow w + \mu \delta x$ $\delta \equiv d - y$
 μ - taxa de aprendizagem

$x \rightarrow \text{[neuron]} \rightarrow y$
 $d - y = \delta$

- Regra delta → perceptron
- Regra delta de Widrow-Hoff (LMS) → ADALINE, MADALINE
- Regra delta generalizada

$w_{ij} \leftarrow w_{ij} + \frac{\mu \delta_j x_{ij}}{\sum x_k^2}$

Regra delta de Widrow-Hoff (LMS)

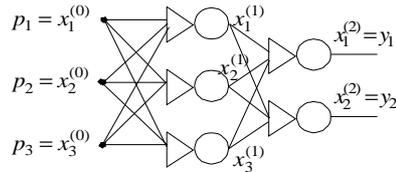
Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

52

O Perceptron Multicamadas

- Regra delta generalizada

Rumelhart, Hinton e Williams, 1986



O erro derivativo quadrático é definido por

$$\delta_j^{(k)} = -\frac{1}{2} \frac{\partial \epsilon^2}{\partial s_j^{(k)}}$$

$$\nabla_j^{(k)} = -2\delta_j^{(k)} \mathbf{x}_j^{(k-1)}$$

O algoritmo “error backpropagation”

1. $w_{ij}^{(k)} \leftarrow \text{random}$, inicializar a rede
2. $p/(\mathbf{x}, \mathbf{d})$, par de treinamento, obter y . Propagação feedforward. $\epsilon^2 = \sum_{j=1}^m (d_j - y_j)^2$
3. $k \leftarrow \text{última camada}$
4. para todo elemento j da camada k faça:
 Calcule $\epsilon_j^{(k)}$ empregando $\epsilon_j^{(k)} = d_j - x_j^{(k)} = d_j - y_j$ se k for a última camada,

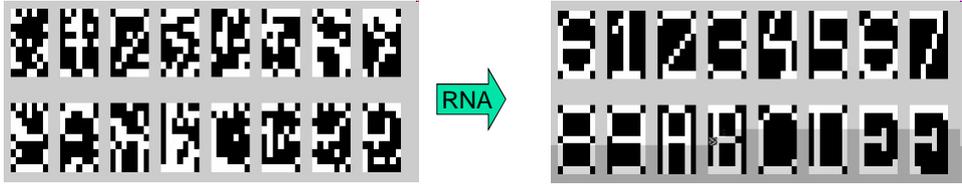
$$\epsilon_j^{(k)} = \sum_{i=1}^{N_{k+1}} \delta_i^{(k+1)} w_{ji}^{(k+1)}$$
 se for uma camada oculta;

 Calcule $\delta_j^{(k)} = \epsilon_j^{(k)} \cdot f'(s_j^{(k)})$
5. $k \leftarrow k - 1$ se $k > 0$ vá para o passo 4, senão prossiga.
6. $\mathbf{W}_j^{(k)}(n+1) = \mathbf{W}_j^{(k)}(n) + 2\mu \delta_j^{(k)} \mathbf{X}_j^{(k)}(n)$
7. para o próximo par de treinamento vá para o passo 2.

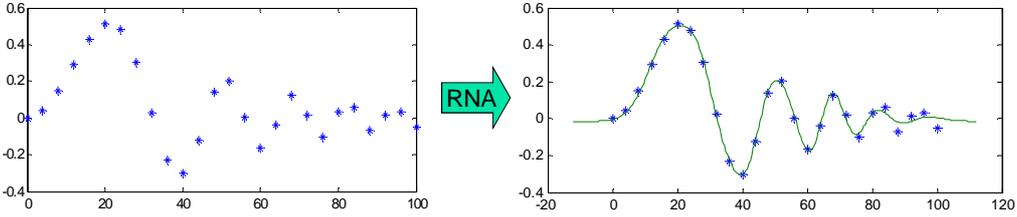
Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Aplicações de RNAs

- Classificação de Padrões



- Aproximação de Funções (não lineares)



Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

55

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Ferramentas Computacionais

- SNNS
- MatLab
 - Neural Network Toolbox
- NeuralWorks
- Java
- C++

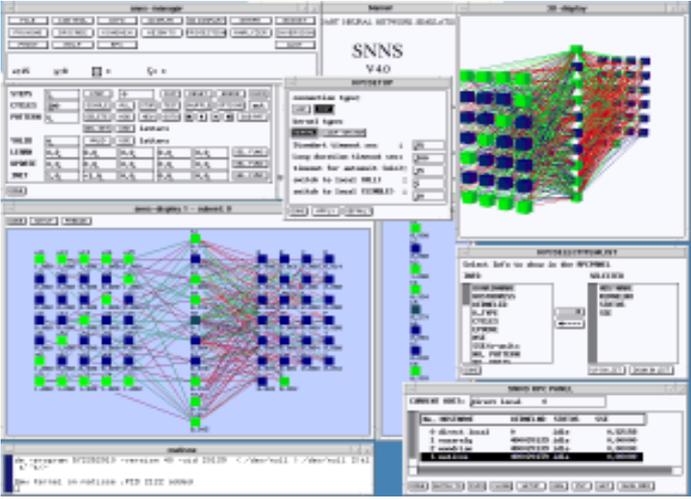
- Implementação de RNAs em Hardware

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

56


departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

SNNS - Stuttgarter Neural Network Simulator

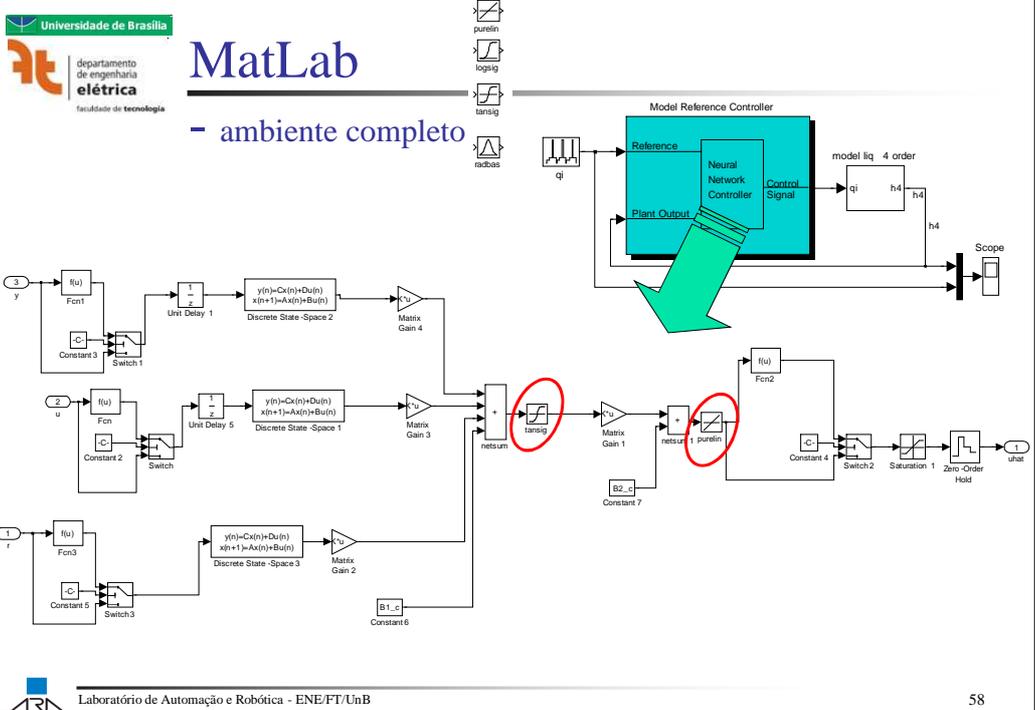


Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 57


departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

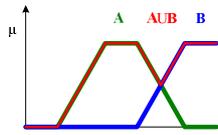
MatLab

- ambiente completo



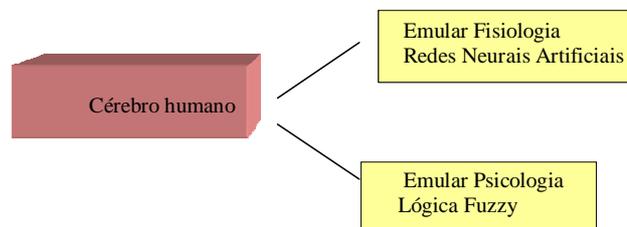
Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 58

Parte 3 – Lógica Fuzzy e Sistemas Fuzzy



Lógica Fuzzy

- A teoria dos conjuntos *fuzzy* foi proposta por Lotfi Zadeh em 1965.
- Por muito tempo permaneceu incompreendida.
- Em meados dos anos 80 Mamdani a utilizou para projetar controladores fuzzy.



Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Lógica Fuzzy

De acordo com a disponibilidade de um especialista ou de amostras de um sistema o paradigma Fuzzy ou o RNA é mais indicado.

Problema	Descrição Parcial (Incompleta) do Sistema	
Informação Disponível	Especialista	Adaptação, Amostras
Paradigma	Fuzzy	Redes Neurais Artificiais

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

61

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Ex: Regras “Se-Então”



Ar Condicionado

Conjuntos Convencionais



Se a Temperatura é **baixa**
Então reduza o ar condicionado

Se a Temperatura é **OK**
Então não faça nada

Se a Temperatura é **alta**
Então aumente o ar condicionado

Conjuntos Fuzzy



Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

62

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Conjuntos Fuzzy – Função de Pertinência

$\mu_A(x) : X \rightarrow [0,1]$

$$\mu_A(x) = \begin{cases} 1 & \text{se } x \text{ é membro pleno de } A \\ (0,1) & \text{se } x \text{ pertence parcialmente a } A \\ 0 & \text{se } x \text{ não é membro de } A \end{cases}$$

Conjuntos Fuzzy

Pessoa alta:
 Conceito subjetivo e dependente de contexto

Extensão da lógica booleana – Perspectiva histórica:

- ~ 1930, Lukasiewicz : $\{0,1/2,1\}$, $[0,1]$
- 1937, Black : Função de Pertinência
- 1965, Lotfi Zadeh : “Fuzzy Sets”
Teoria dos Conjuntos Multivalentes
- ~ 1988, Produtos Comerciais: “terceira onda” de interesse

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 63

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Conjuntos Fuzzy –

Complemento, Interseção e União

$$\mu_{A^c}(x) = 1 - \mu_A(x)$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max(\mu_A(x), \mu_B(x))$$

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 64

Conjuntos Fuzzy – Propriedades

Involução	$(A^c)^c = A$	
Comutatividade	$A \cup B = B \cup A$	$A \cap B = B \cap A$
Associatividade	$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap C$	$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup C$
Distributividade	$A \cap (B \cup C) = (A \cap B) \cup (A \cap C)$	$A \cup (B \cap C) = (A \cup B) \cap (A \cup C)$
Idempotência	$A \cup A = A$	$A \cap A = A$
Absorção	$A \cup (A \cap B) = A$	$A \cap (A \cup B) = A$
Identidade	$A \cup \Phi = A$	$A \cap \Omega = A$
Absorção por Ω e Φ	$A \cup \Omega = \Omega$	$A \cap \Phi = \Phi$
Lei de De Morgan	$(A \cap B)^c = A^c \cup B^c$	$(A \cup B)^c = A^c \cap B^c$

Porém:

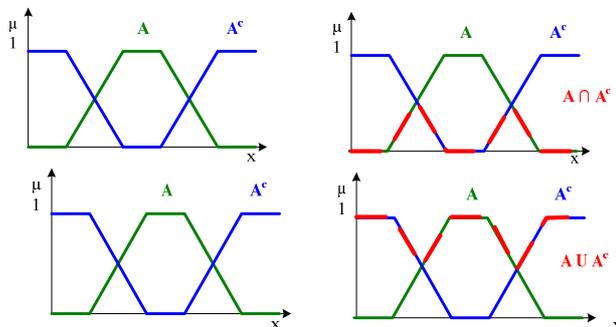
$A \cap A^c \neq \Phi$	Não satisfaz lei da não-contradição
$A \cup A^c \neq \Omega$	Não satisfaz lei do terceiro excluído
$A \cup (A^c \cap B) \neq A \cup B$	Não satisfaz absorção do complemento
$A \cap (A^c \cup B) \neq A \cap B$	Não satisfaz absorção do complemento



Conjuntos Fuzzy – Ex. Propriedades

$A \cap A^c \neq \Phi$
 $A \cup A^c \neq \Omega$

Não satisfaz a lei da não-contradição
 Não satisfaz a lei do terceiro excluído



Cálculo Sentencial – Lógica Clássica

Na lógica clássica, os valores verdade das proposições (cálculo sentencial) são obtidos pelas seguinte tabela verdade (“modus ponens” – modo afirmativo).

A	B	$\neg A$	$A \wedge B$	$A \vee B$	$A \rightarrow B$ ($\neg A \vee B$)
0	0	1	0	0	1
0	1	1	0	1	1
1	0	0	0	1	0
1	1	0	1	1	1

Cálculo Sentencial – Lógica Fuzzy

Quando as informações são imprecisas, a máquina de inferência implementa o assim chamado raciocínio aproximado.

A lógica Fuzzy implementa o raciocínio aproximado no contexto dos conjuntos fuzzy (“modus ponens generalizado”).

fato:	A'	Os tomates estão muito vermelhos
regra:	$A \rightarrow B$	Se os tomates estão vermelhos então estão maduros
consequência	B'	Os tomates estão muito maduros

$\neg A$	=	n(A)	n – negação
$A \wedge B$	=	T(A,B)	T – t-norma
$A \vee B$	=	S(A,B)	S – t-conorma
$A \rightarrow B$	=	I(A,B)	I – implicação

Operadores de Implicação

“Se <premissa> então <conclusão>”

$$I : [0,1]^2 \rightarrow [0,1] , \mu_A : X \rightarrow [0,1], \mu_B : Y \rightarrow [0,1]$$

$$\mu_{A \rightarrow B}(x,y) = I(\mu_A(x), \mu_B(y))$$

Implicação	Nome
$\max(1-a,b)$	Kleene-Dimes
$\min(1-a+b,1)$	Lukasiewicz
$\min(a,b)$	Mamdani
$a.b$	Larsen
...	



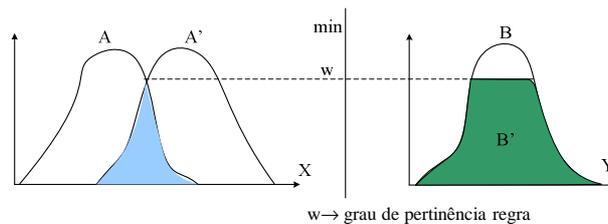
Raciocínio Fuzzy baseado em composição Max-Min

Definição: Sejam A, A' e B conjuntos fuzzy em X, X e Y respectivamente. Assuma que a implicação fuzzy $A \rightarrow B$ é expressa pela relação fuzzy R sobre $X \times Y$, então o conjunto fuzzy B' é induzido “ x é A' ” e a regra fuzzy “se x é A então y é B ” é definida por:

$$\mu_{B'}(y) = \max_x \min [\mu_{A'}(x), \mu_R(x,y)]$$

$$= \bigvee_x [\mu_{A'}(x) \wedge \mu_R(x,y)], \quad \text{ou seja:} \quad B' = A' \circ R = A' \circ (A \rightarrow B)$$

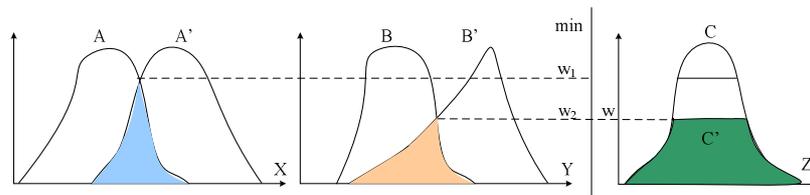
Uma regra fuzzy com um antecedente



Raciocínio Fuzzy baseado em composição Max-Min

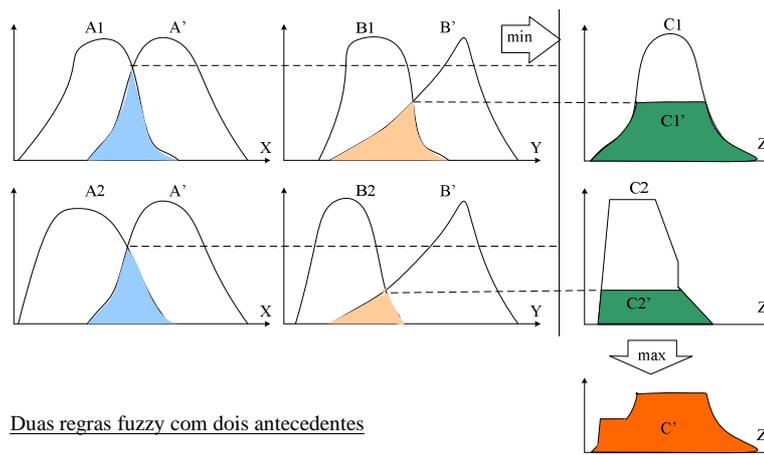
Uma regra fuzzy com dois antecedentes

“se x é A e y é B então z é C ”



$w_1, w_2 \rightarrow$ graus de pertinência das respectivas regras

Raciocínio Fuzzy Max-Min



Duas regras fuzzy com dois antecedentes

“se x é A_1 e y é B_1 então z é C_1 ”

“se x é A_2 e y é B_2 então z é C_2 ”

Resultado: C'

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Esquemas de Defuzzyficação

Valor numérico associado à inferência fuzzy

Maior do max
 Centróide da área
 Bisseção da área
 Média do max
 Menor do max

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

73

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Inferência fuzzy com A' exato ("crisp") -Modelo de Mamdani

Duas regras fuzzy com dois antecedentes

"se x é A1 e y é B1 então z é C1"

"se x é A2 e y é B2 então z é C2"

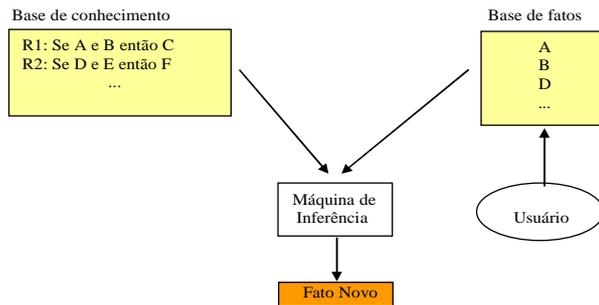
Resultado: C'

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

74

Sistemas de Inferência Fuzzy

- Sistemas fuzzy são sistemas baseados em conhecimento (Sistemas Especialistas).



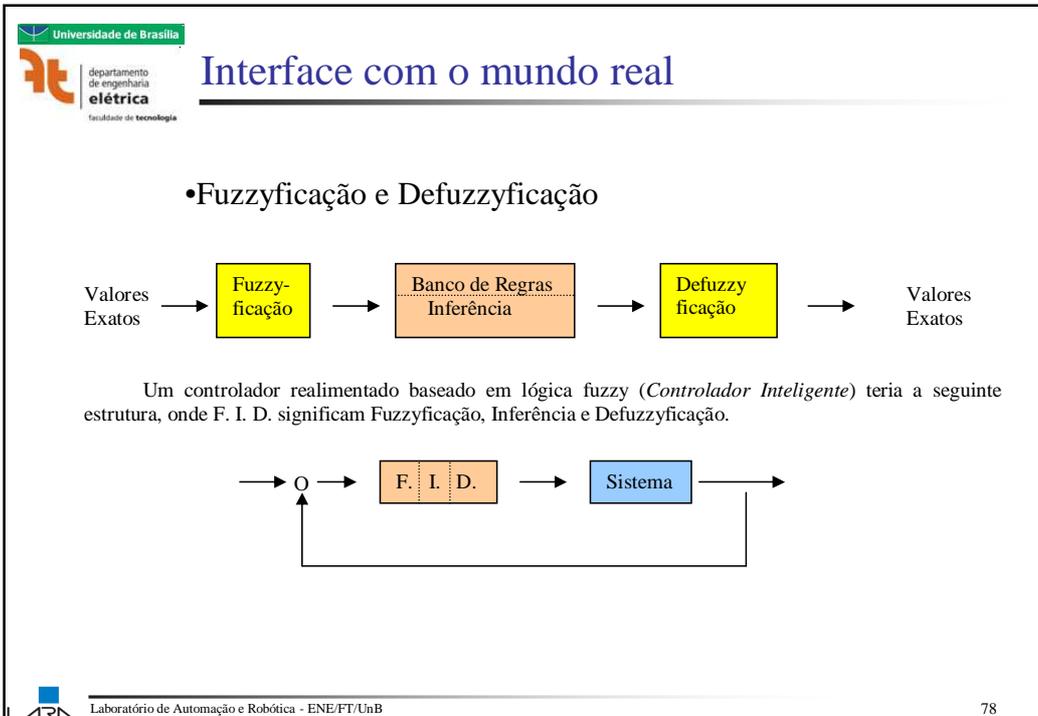
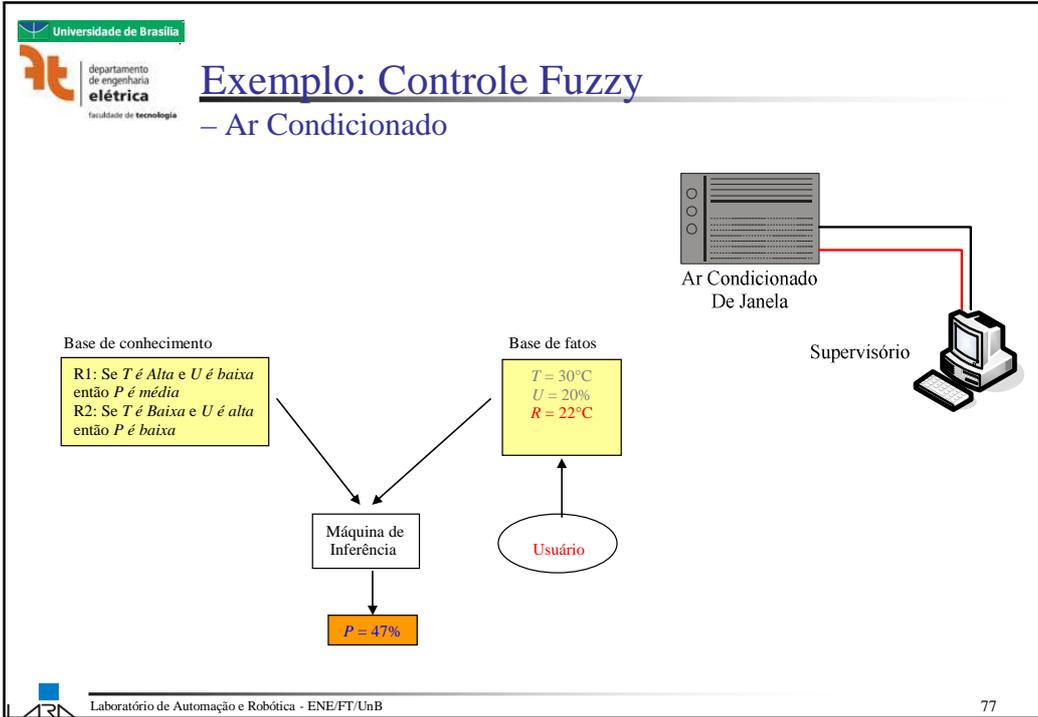
Máquina de Inferência Fuzzy

A máquina de inferência fuzzy segue os seguintes passos para obter o resultado da inferência para um conjunto de fatos:

1. fatos com premissas (antecedentes)
2. grau de compatibilidade de cada regra
3. crença em cada regra
4. agregação

Para a agregação quatro métodos se tornaram populares:

- a) Método clássico de Mamdani (Max-Min)
- b) Método clássico de Larsen
- c) Método clássico de Tsukamoto
- d) Método clássico de Takagi-Sugeno

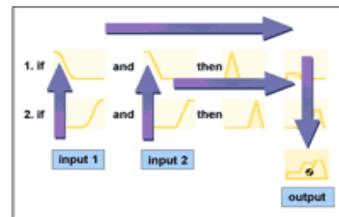


Ferramentas Computacionais

Xfuzzy <http://www.imse.cnm.es/Xfuzzy/download.htm>

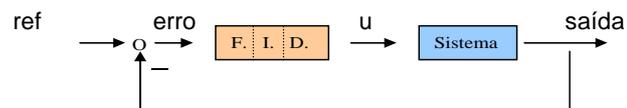
Sistema XFuzzy para Unix desenvolvido pelo Instituto de Microelectrónica de Sevilla – Espanha

<http://www.mathworks.com> MatLab®

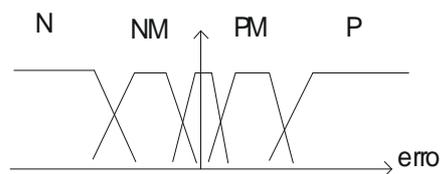


<http://www-rocq.inria.fr/scilab/> SciLab

Ex: Controle Fuzzy Proporcional

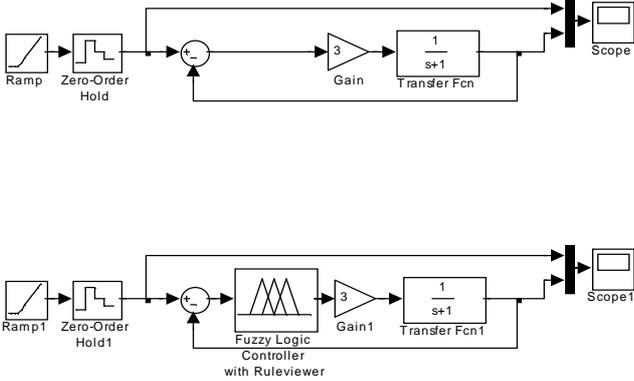


Controle em Malha Fechada

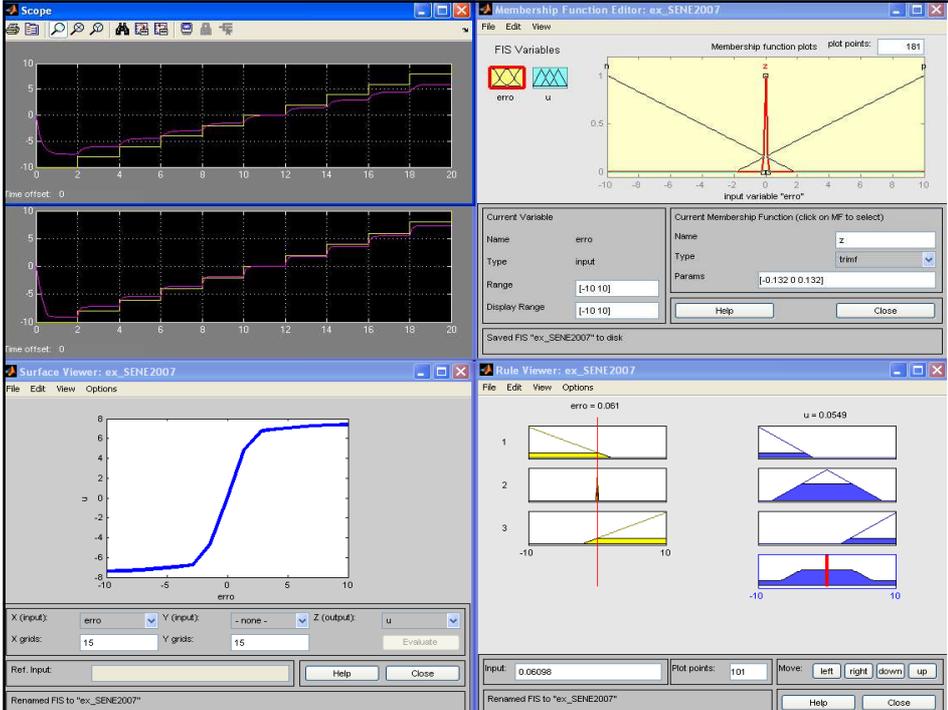



Ex: Controle Fuzzy Proporcional

departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia



Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 81



Scope window showing error and control signal over time.

Membership Function Editor: ex_SENE2007. FIS Variables: erro, u. Current Variable: erro. Current Membership Function: z. Type: Input. Range: [-10 10]. Display Range: [-10 10].

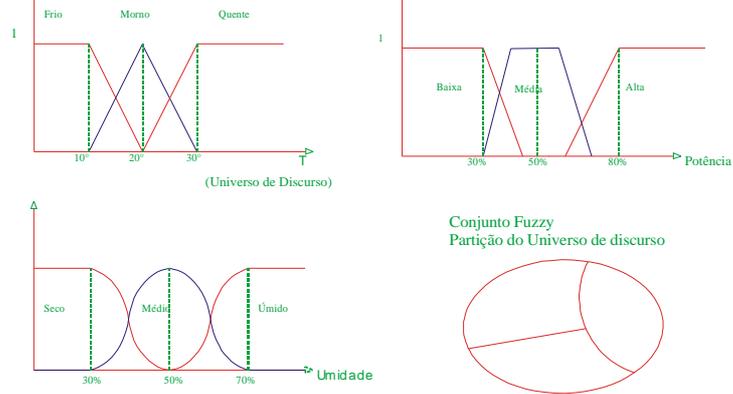
Surface Viewer: ex_SENE2007. X (input): erro, Y (input): - none -, Z (output): u. X grids: 15, Y grids: 15.

Rule Viewer: ex_SENE2007. Input: 0.06098, Plot points: 101.

82

Ex: Controle *Fuzzy* Multivariável

Sistema de ar condicionado para um ambiente de escritório.



Funções de pertinência utilizadas para o controle de temperatura.

Exemplo de controle *fuzzy*

Banco de regras

- Se T é Frio e U é Seco então P é Baixa
- Se T é Quente e U é Úmido então P é Alta
- Se T é Morno e U é Médio então P é Alta
- Se T é Quente e U é Seco então P é Média
-

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Inferência fuzzy:

A temperatura 28° C e umidade relativa 35% levam pela avaliação das regras a uma potência de 65% do ar condicionado.

Se T é Frio e U é Seco então P é Baixa
 Se T é Quente e U é Úmido então P é Alta
 Se T é Morno e U é Médio então P é Alta
 Se T é Quente e U é Seco então P é Média

à das áreas
 Centróide
 85

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

Rule Editor: ex2_SENE2007

1. If (T is frio) and (U is seco) then (P is baixa) (1)
 2. If (T is quente) and (U is umido) then (P is alta) (1)
 3. If (T is conforito) and (U is medio) then (P is alta) (1)
 4. If (T is quente) and (U is seco) then (P is media) (1)

Membership Function Editor: ex2_SENE2007

FIS Variables: T, P, U

Membership function plots: plot points: 181

Current Variable: T, Name: conforito, Type: input, Range: [10 40], Display Range: [10 40]

Current Membership Function (click on MF to select): Name: conforito, Type: trimf, Params: [22.5 23.5 24.5]

Surface Viewer: ex2_SENE2007

Rule Viewer: ex2_SENE2007

T = 25, U = 0.5, P = 50

86

Parte 4 – Exemplos de Aplicações

- Inspeção não destrutiva de estruturas
- Inspeção visual em linhas de transmissão
- Processo de nível de líquido
- Estação de tratamento de água
- Guiagem automática de automóveis
- Eletro-eletrônicos
- Planejamento de trajetória
- Automação predial



Aplicações: Detecção de Falhas em Estruturas

DAMAGE DETECTION USING AN HIBRID FORMULATION BETWEEN CHANGES IN CURVATURE MODE SHAPES AND NEURAL NETWORK.

Miguel Genovese, Adolfo Bauchspiess, José L.V. de Brito, Graciela N. Doz

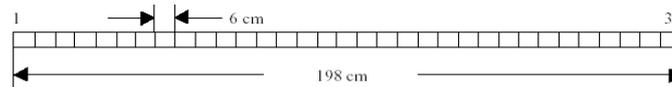
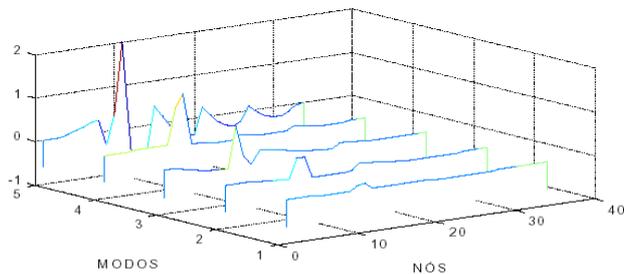


Figura 2: Discretização da viga adoptada

Aplicações: Detecção de Falhas em Estruturas

Tabela 1: Frequências das Vigas com e sem dano

Frequências (Hz)	Viga Sem dano	Redução 20% inércia no elemento No. 10.
Primeira	67.76	67.48
Segunda	184.22	182.72
Terceira	354.01	352.62
Quarta	570.26	569.59
Quinta	825.83	821.93



Método da Alteração na Curvatura aplicado a viga com dano de 20 % no elemento

Aplicações: Detecção de Falhas em Estruturas

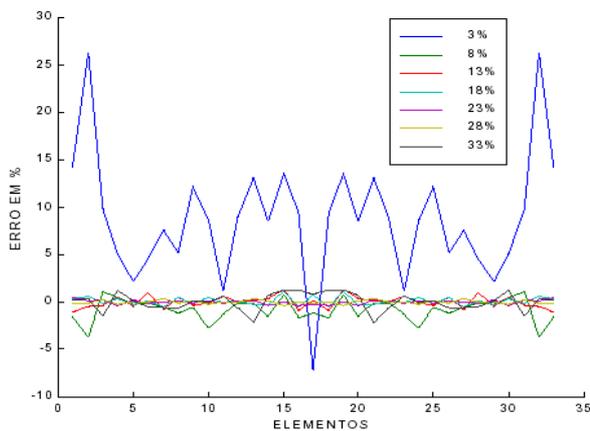


Figura 5: Erro pontual cometido na quantificação pela rede neural quando submetida ao conjunto de treinamento.

Universidade de Brasília

departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Inspeção de Linhas de Transmissão

- Sistema de transmissão
- Detecção de falhas



nas de

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

91

Universidade de Brasília

departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Inspeção de Linhas de Transmissão



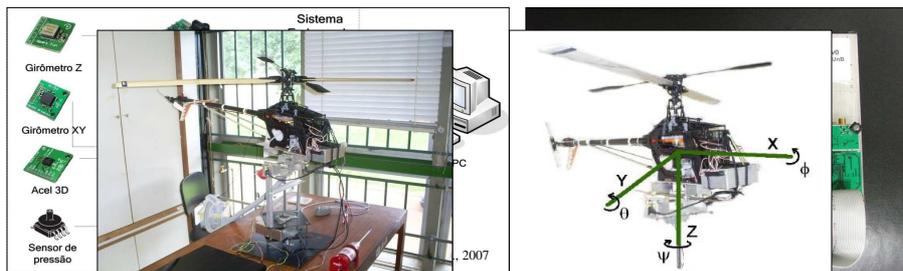
- Inspeção tradicional em linhas de transmissão:
 - Inspeção aérea utilizando um helicóptero
 - Equipe em terra
- Processo dispendioso e de alto custo

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

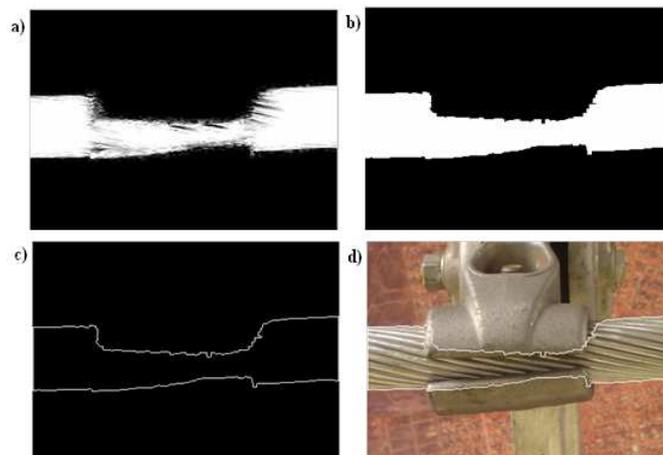
92

Inspeção de Linhas de Transmissão

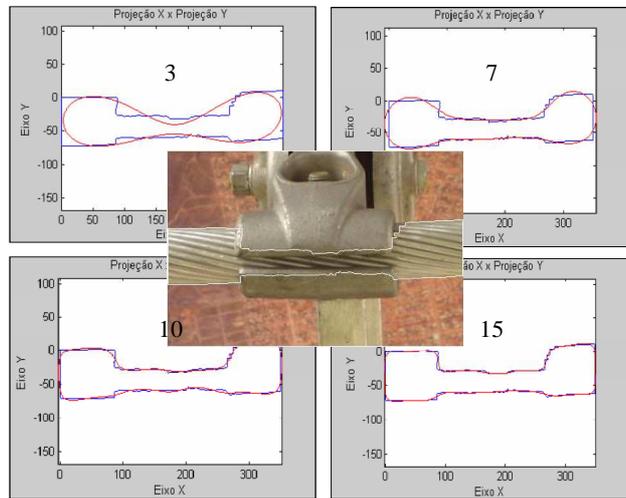
- Adaptação de Veículos Aéreos Não-Tripulados (VANTs)
- Projeto de pesquisa UnB/ANEEL – Expansion
 - Desenvolvimento de um UAV para auxílio à inspeção de linhas



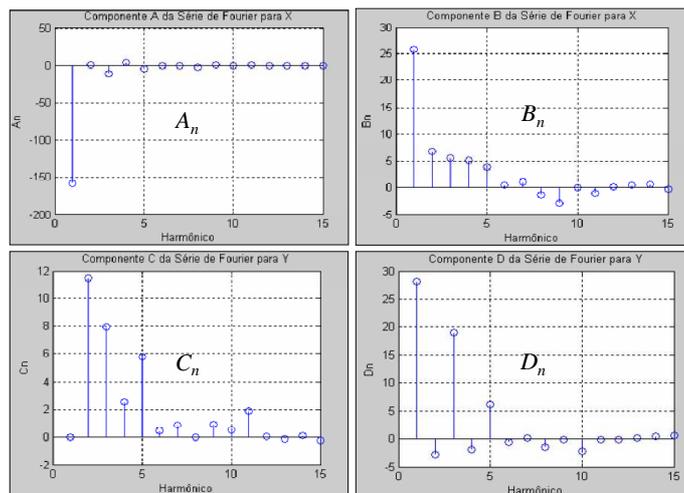
Processamento de Imagens



Resultados - Representação do contorno

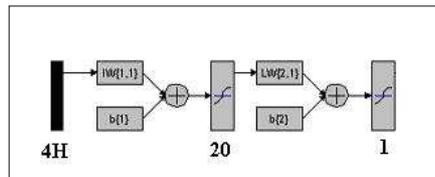


Resultados - Representação do contorno

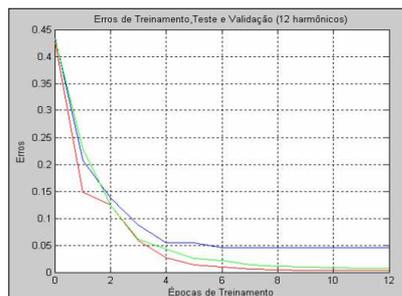


Resultados - Treinamento da rede neural

- Conjunto de treinamento: 70 imagens
- Conjunto de teste: 25 imagens
- Conjunto de validação: 25 imagens
- Saída-alvo
 - -0,5 para imagens sem defeito
 - 0,5 para imagens com defeito
- Arquitetura utilizada:



Resultados - Treinamento da rede neural



- Simulação do conjunto de validação para a rede treinada com 10 harmônicos
 - Erro na classificação de 2 imagens
- Simulação do conjunto de validação para a rede treinada com 12 harmônicos
 - Erro na classificação de 1 imagem

Processo de Nível de Líquidos

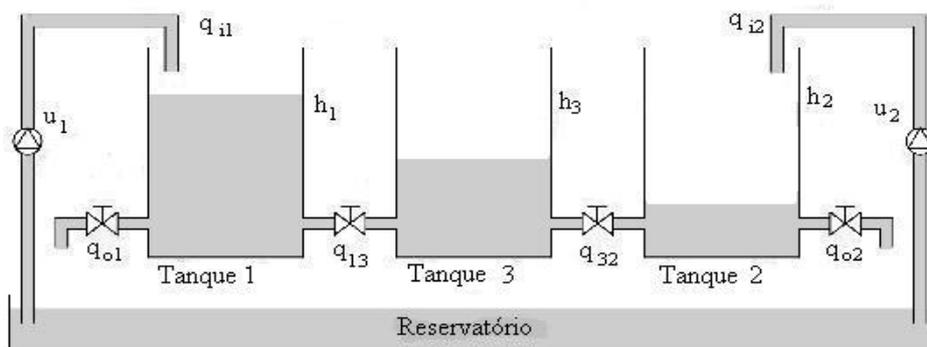


Componentes

- 3 Reservatórios (5x25x35 cm)
- 1 Tanque de Suprimento
- 3 Sensores de Nível
- 2 Bombas (0 to 10 V)
- 2 Circuitos de Potência
- A/D & D/A Interface

- Constante de Tempo = 5 min
- Taxa de Amostragem = 2Hz

Diagrama Esquemático



Modelo Dinâmico

Bernoulli:

$$A \frac{dh_1}{dt} = q_{i1} + \text{signal}(h_3 - h_1)k\sqrt{|h_3 - h_1|} - k\sqrt{h_1},$$

$$A \frac{dh_2}{dt} = q_{i2} + \text{signal}(h_3 - h_2)k\sqrt{|h_3 - h_2|} - k\sqrt{h_2},$$

$$A \frac{dh_3}{dt} = -\text{signal}(h_3 - h_1)k\sqrt{|h_3 - h_1|} - \text{signal}(h_3 - h_2)k\sqrt{|h_3 - h_2|}$$

Não-Linear, Acoplado e Multivariável

Processo em Operação na WWW

- Laboratório Remoto

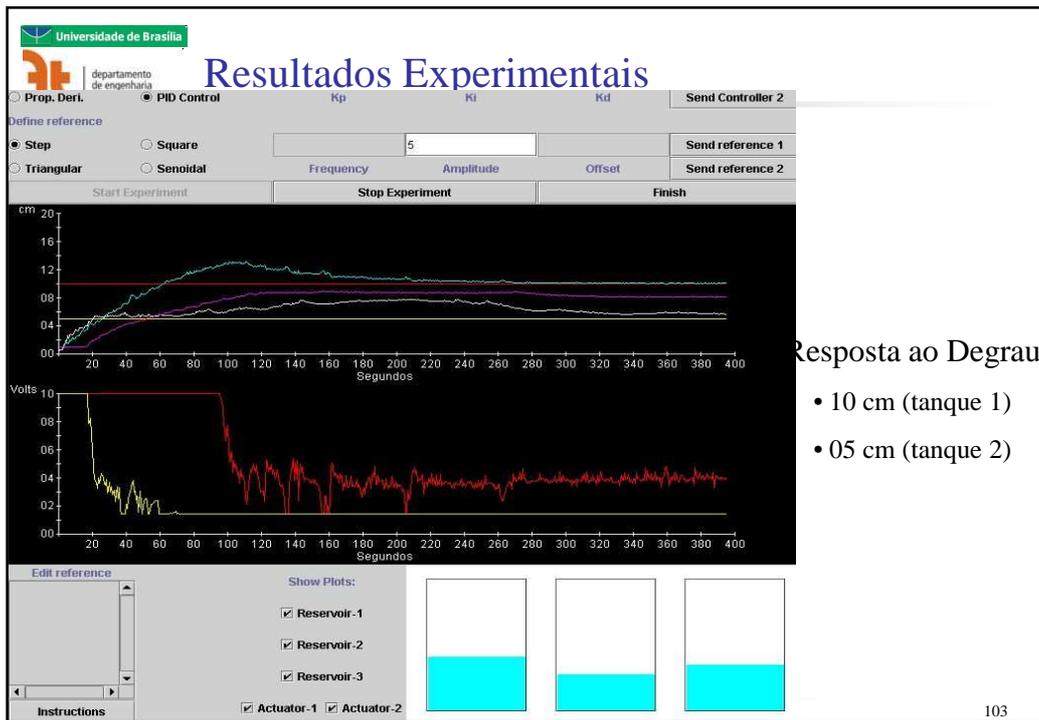


Cliente

Processo

PC-Controlador

Servidor



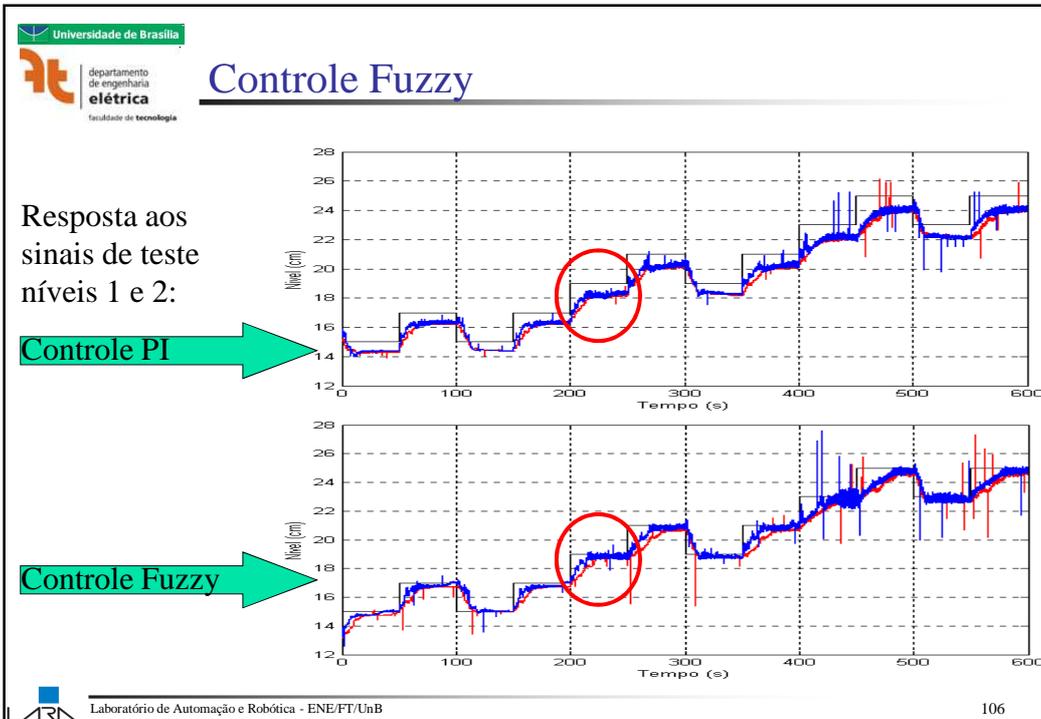
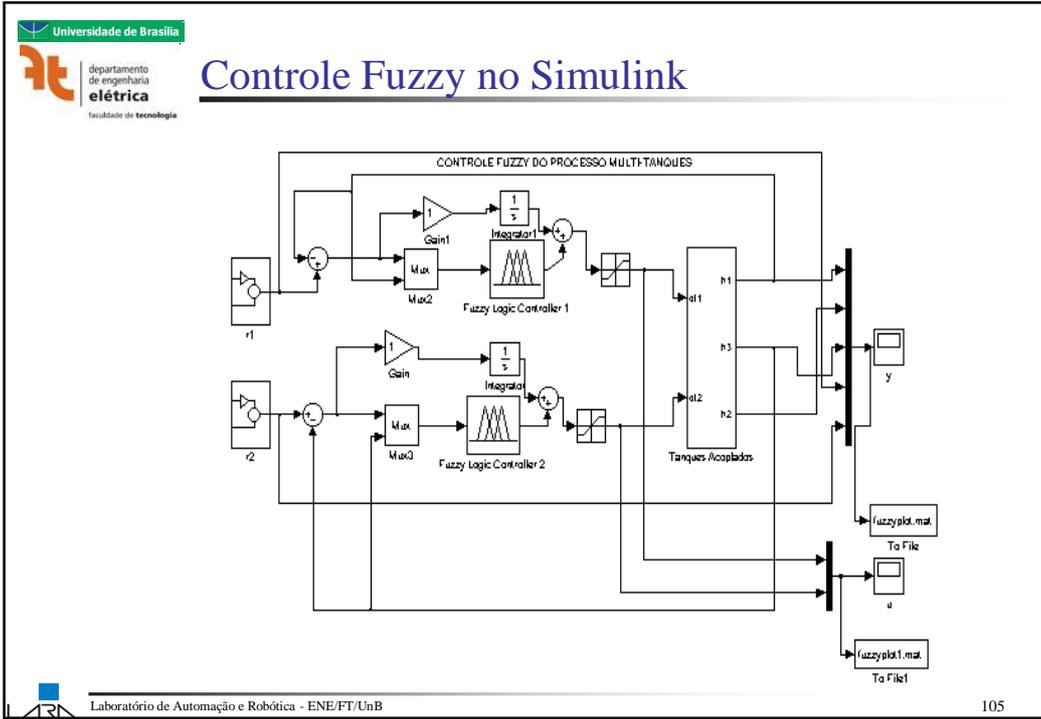
Resposta ao Degrau

- 10 cm (tanque 1)
- 05 cm (tanque 2)



Referência
Degrau e
Triangular

Streaming
Live Video




LEARN
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Laboratório de Ensino de Automação Remota.

3ª ordem

4ª ordem

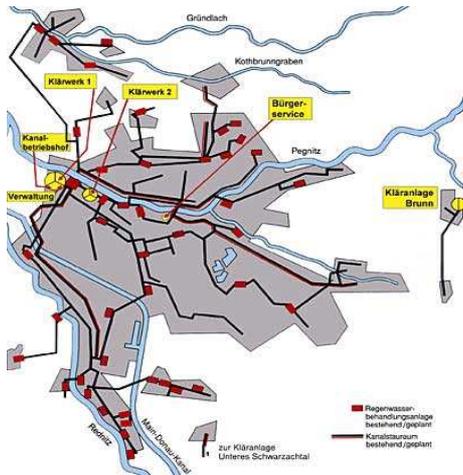
2ª ordem




 Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

107


Estação de Tratamento de Água –
www.abwasser.nuernberg.de


 Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

108

Ar Condicionado Fuzzy

Brastemp Ar Condicionado modelo BCG 07A



SISTEMA FUZZY

Sistema inteligente de controle de temperatura com 3 modos de operação, para maior conforto e praticidade: normal, conforto e dormir.

Descrição detalhada:

Código BCG07 Capacidade 7.500 BTUs
 Ciclos Quente/Frio
 Consumo (w/h) 925/ 880
 Voltagem 127/ 220V
 Dimensões (alt x larg x prof) 315 x 470 x 560 mm

Máquina Fotográfica

Olympus IS-5
 Auto Focus SLR Camera - 28-140mm 5x zoom lens,
 Date imprinting capability, Panorama Mode - w/Case
 & Batteries

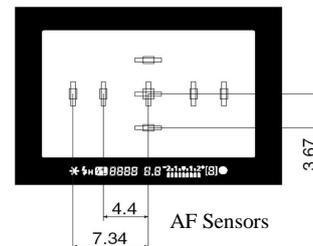


Features

...
 Programmed Auto Exposure lets you choose between Full Auto, Stop Action, Portrait, Night Scene and Landscape modes
 TTL metering system: *Fuzzy logic* ESP, center-weighted average, Spot

Specifications

...
Focus TypeTTL phase-difference detection system with autofocus focus lock. Auto focus beep available. Auxiliary flash activation in low light.
Focus Range0.6 m to infinity in macro shooting; 0.6m to infinity at wide angle and 0.9m to infinity at telephoto in standard shooting. Predictive autofocus (in Stop Action mode only)



Máquina de Lavar

- Modern washing machines automatically determine the optimum settings to get your clothes clean with the use of *fuzzy logic*. That's the 'skill' that gets machines to make 'best case' decisions based on incomplete information.
- Previously, washing machines were manually set. You had to make trial-and-error decisions on the amount of washing detergent, the size of the load, and the length of washing time. A fuzzy logic controller, comprising sensors, microchips and software algorithms, mathematically works out the amount of dirt and type of dirt on the clothes with the help of an optical sensor, which measures the transparency of the water.
- When the clothes are loaded into the washing machine and water added, the sensor checks to see how dirty the water is - dirtier clothes mean dirtier water, naturally. It also checks the type of dirt on the clothes by how fast the water gets saturated by the dirt. With this input, the fuzzy logic controller determines how soiled the load is, decides how much detergent is needed and how long it must wash the clothes.



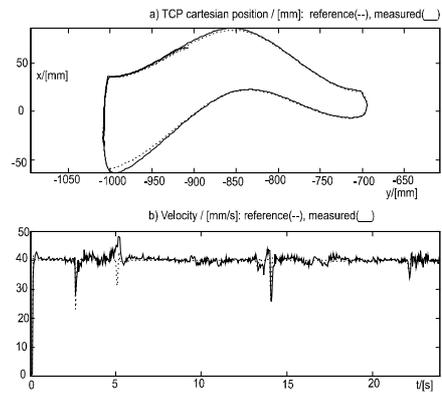
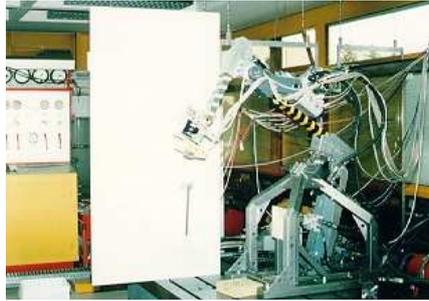
Aspirador de Pó

Power Consumption : 2000W
Suction Power : 450W
Digital Auto Power Control (*Fuzzy Logic*)
Variable Power Control
5-Stage HEPA-Filter System
Exbug : Mite Killing Function
LED Display Panel
2 Step Smart Brush
Aluminium Telescopic Tube
Smart Protector
3 Built-in Accessories
2-Way Parking System
With Twister System

Samsung VC-8930EN

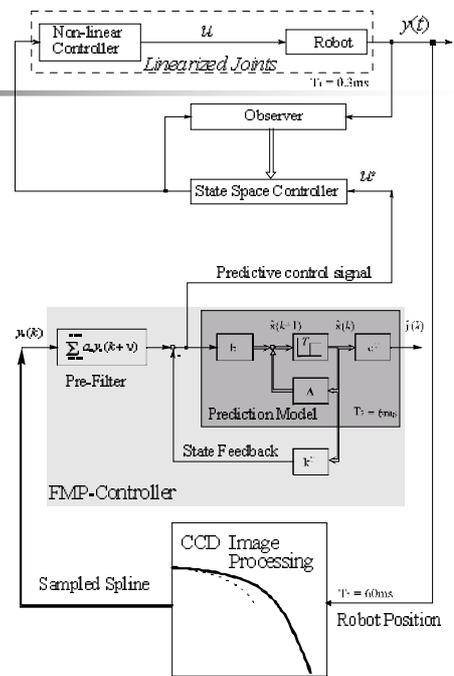
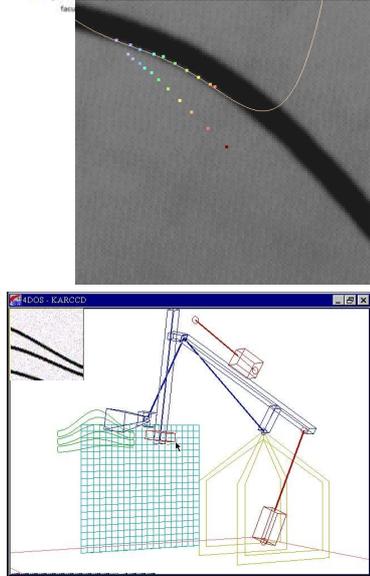


Sensor guided Hydraulic Robot



Bauchspies, 1995

Path tracking



Ambientes Inteligentes

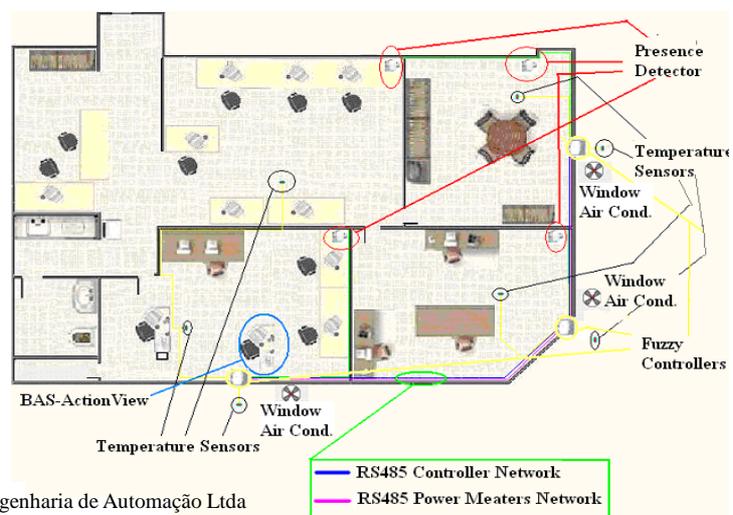
■ Conforto e racionalização de energia

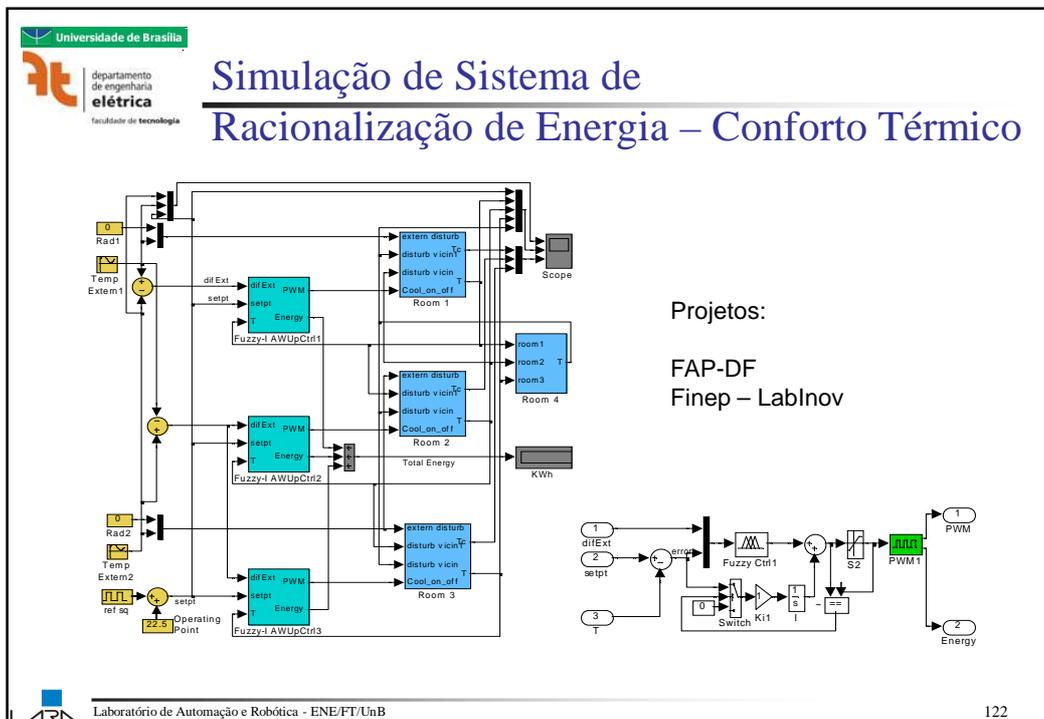
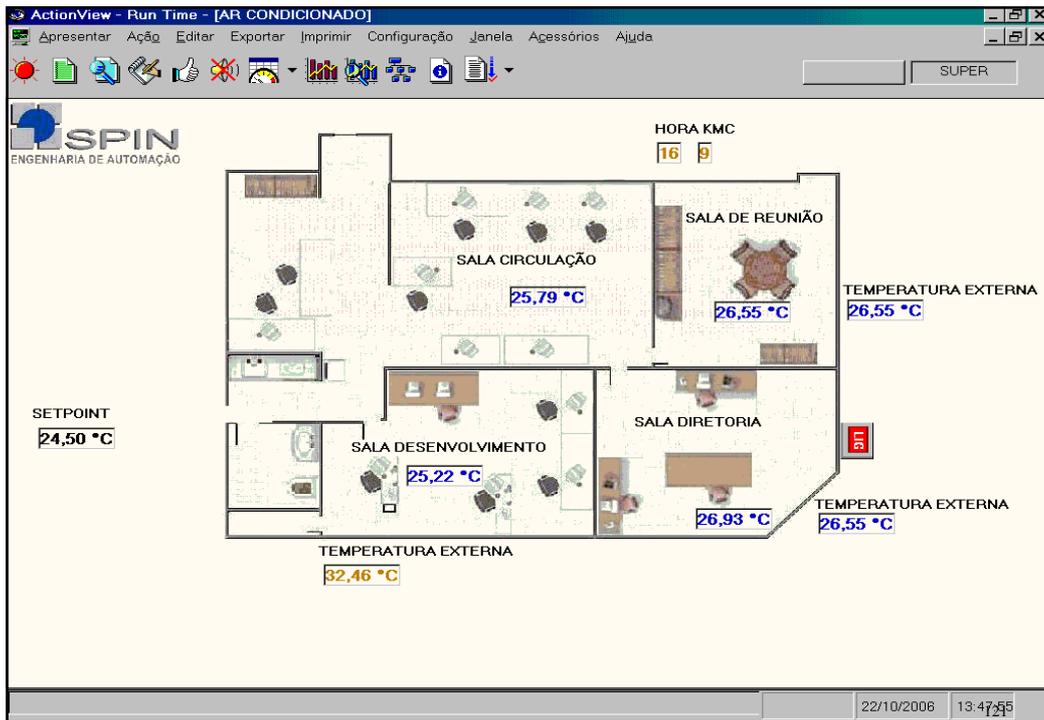
■ Fatores

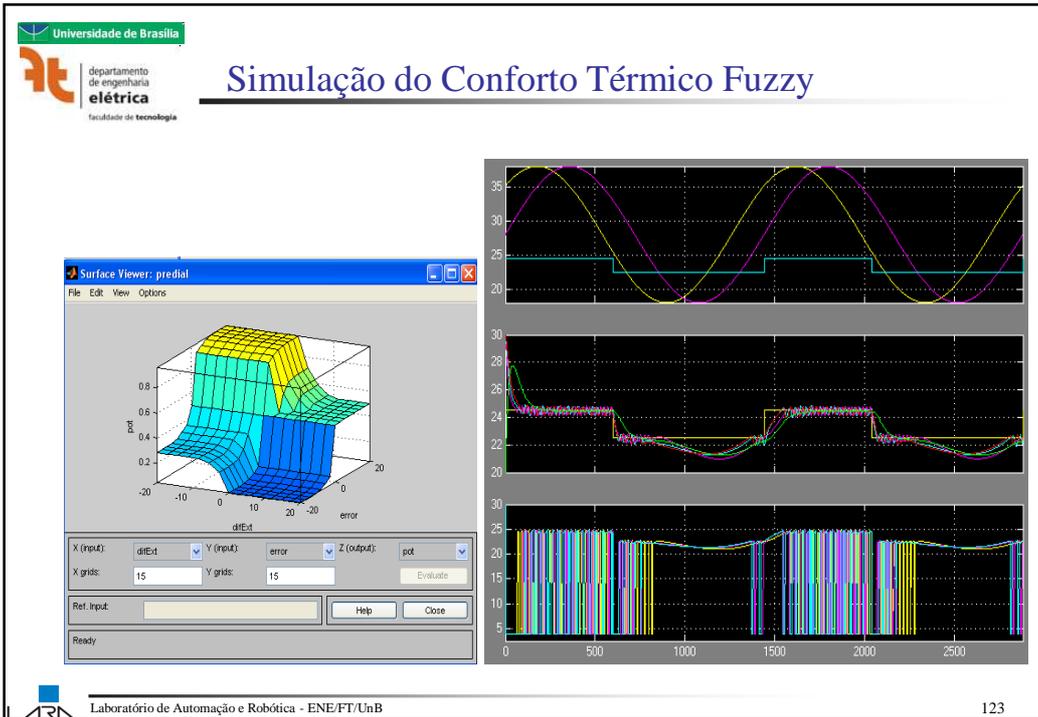
- temperatura,
- umidade,
- temperatura externa,
- radiação solar,
- Salas vizinhas,
- presença de pessoas,
- móveis nas salas,
- fontes de calor (e.g., computadores),
- janelas,
- aquecedores, ar condicionado
- etc.



Conforto Térmico x Racionalização de Energia







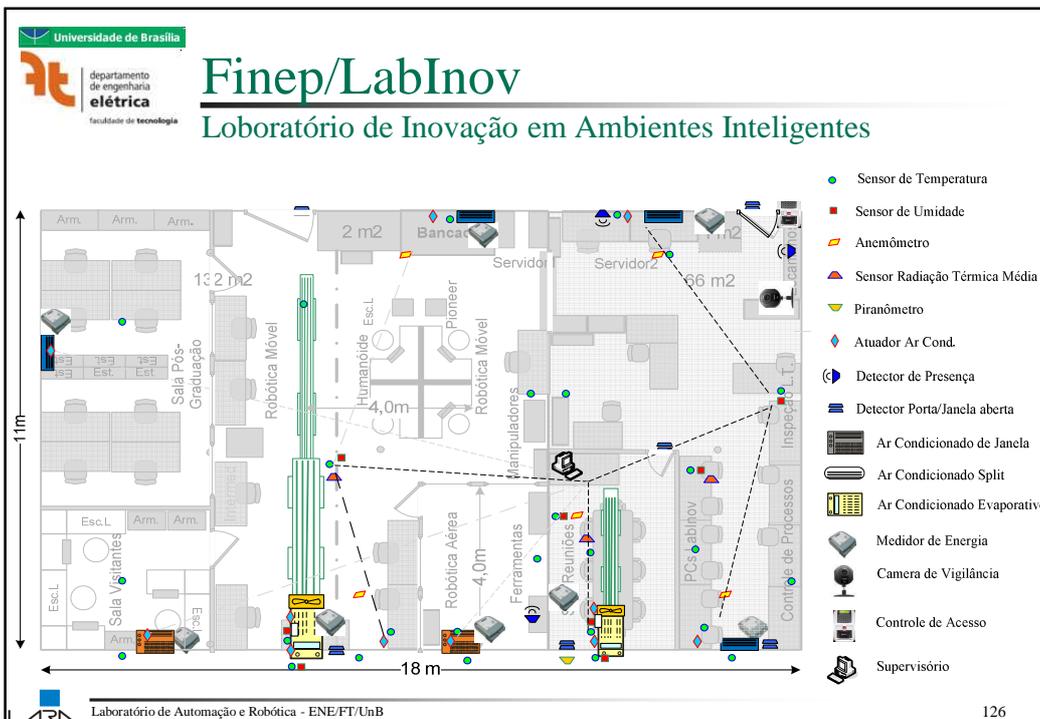
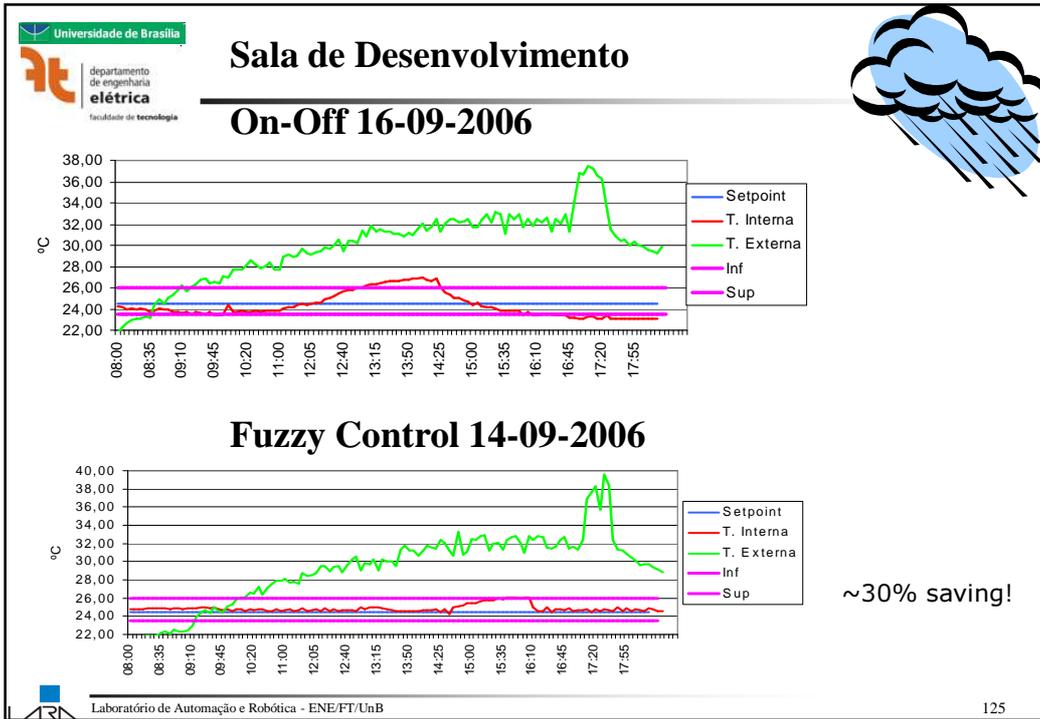
Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Consumo de Energia Medido (kWh)

Exp \ Sala	Desenv.	Diretoria	Reunião	Total
L-D Madrugad.	19,39	11,87	12,04	43,30
Fuz Madrugad.	03,78	01,07	02,05	06,90
L-D 8-12 14-18	35,25	17,42	19,07	71,71
Fuz 8-12 14-18	21,97	13,50	18,14	53,61
L-D 8-18	35,34	17,96	19,95	73,48
Fuz 8-18	16,41	15,80	13,10	45,32

Spin Engenharia de Automação Ltda, 2006

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 124



Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Projects: SAPIEn, CT-Energ and FINEP-LabInov

Energy-Saving Approach: Model-Based HVAC Control

$$J = \underbrace{\sum_{i=1}^{h_p} (y(k+i) - y_R)^2}_{\text{comfort related}} + \underbrace{\sum_{i=0}^{h_c-1} \Delta \mathbf{u}^T(k+i) \mathbf{Q}_{\Delta u} \Delta \mathbf{u}(k+i) + \mathbf{u}^T(k+i) \mathbf{Q}_u \mathbf{u}(k+i)}_{\text{energy related}}$$

Where :

- h_p – prediction horizon
- h_c – control horizon
- y – controlled variable
- y_R – reference
- u – manipulate d variable
- $\mathbf{Q}_{\Delta u}, \mathbf{Q}_u$ – weighting matrices

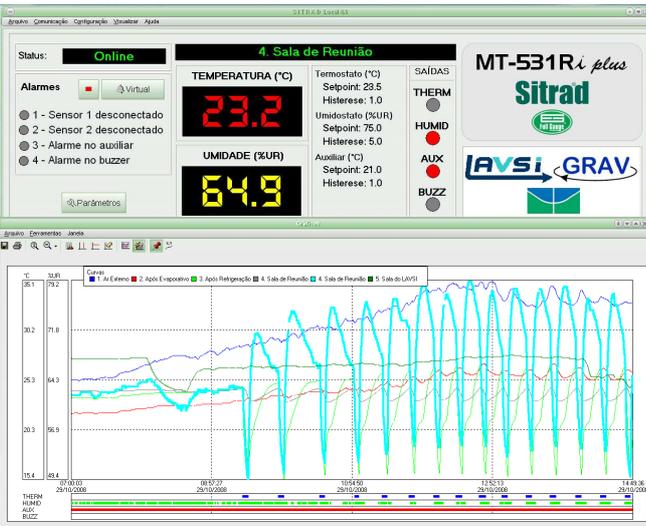
Predictive Cost Function:

Considers comfort and energy saving. Needs model!

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 127

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Ar Condicionado Híbrido: Evaporativo-Convencional

The software interface displays the following information:

- Status:** Online
- Alarmes:**
 - 1 - Sensor 1 desconectado
 - 2 - Sensor 2 desconectado
 - 3 - Alarme no auxiliar
 - 4 - Alarme no buzzer
- TEMPERATURA (°C):** 23.2
- UMIDADE (%UR):** 64.9
- Termostato (°C):** Setpoint: 23.5, Histerese: 1.0
- Umidade (°C):** Setpoint: 75.0, Histerese: 5.0
- Auxiliar (°C):** Setpoint: 21.0, Histerese: 1.0
- SAÍDAS:** THERM, HUMID, AUX, BUZZ
- MT-531R plus Sitrad**
- IAVSI GRAV**

The bottom part of the interface shows a graph with multiple data series over time, including temperature and humidity trends.

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 128

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Ar Cond. Híbrido: Evaporativo-Convencional

Compressor (externo)
Teto
Damper - Misturador de ar
Forno PVC
Duto
Grelhas de saída de ar
Grelha sobre a porta
Sala de Reuniões - GRAV
Split - Ventilador
Evaporativo
Reservatório de água
Grelha entrada de ar externo

Damper (misturador de ar)

Diagrama Esquemático

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

129

Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Controlador A.C. Híbrido

Controlador A.C. Híbrido
Módulo PMV Móvel 2
Módulo PMV Móvel 1
Sensor Temperatura
Sensor Umidade
Sensor Radiação Térmica Média

Sala de reuniões LARA. Módulos móveis 1 e 2. Acionamento do ar condicionado híbrido

Sensores fixos à parede
- Temperatura, Umidade e Radiação Térmica

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

130

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Controle Fuzzy em Rede sem Fio

LARA
 66 sqm
 Servidor 2
 Servidor 1
 Sensor 2
 Sensor 1
 Coordenador
 Atuator 2
 Atuator 1

FIS Editor: AGORA_VAI
 File Edit View
 ERRO
 REF
 AGORA_VAI (mandani)
 PWM
 FIS Name: AGORA_VAI FIS Type: mandani
 And method: min
 Or method: max
 Implication: min
 Aggregation: max
 Defuzzification: centroid
 Current Variable: Name, Type, Range
 Help Close

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 131

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

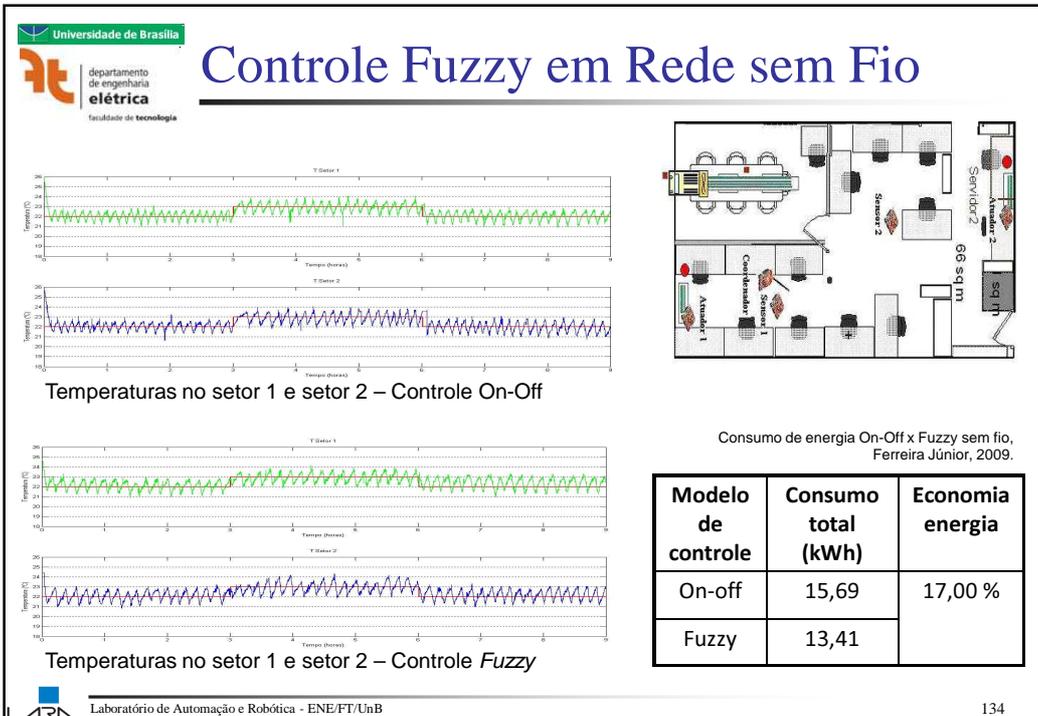
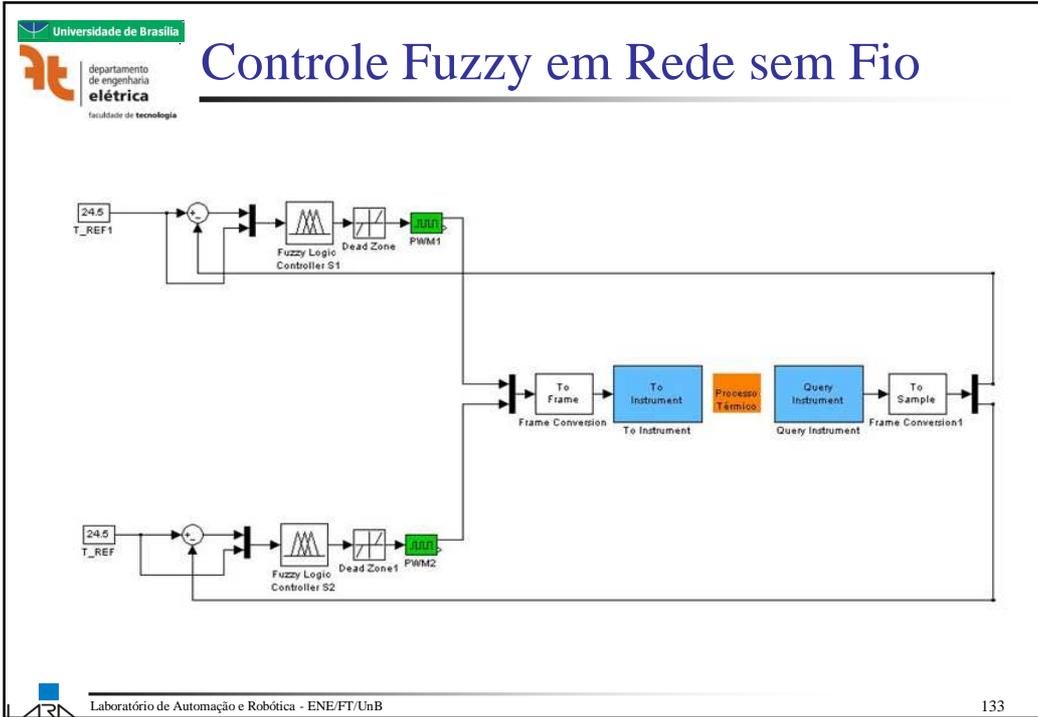
Controle Fuzzy em Rede sem Fio

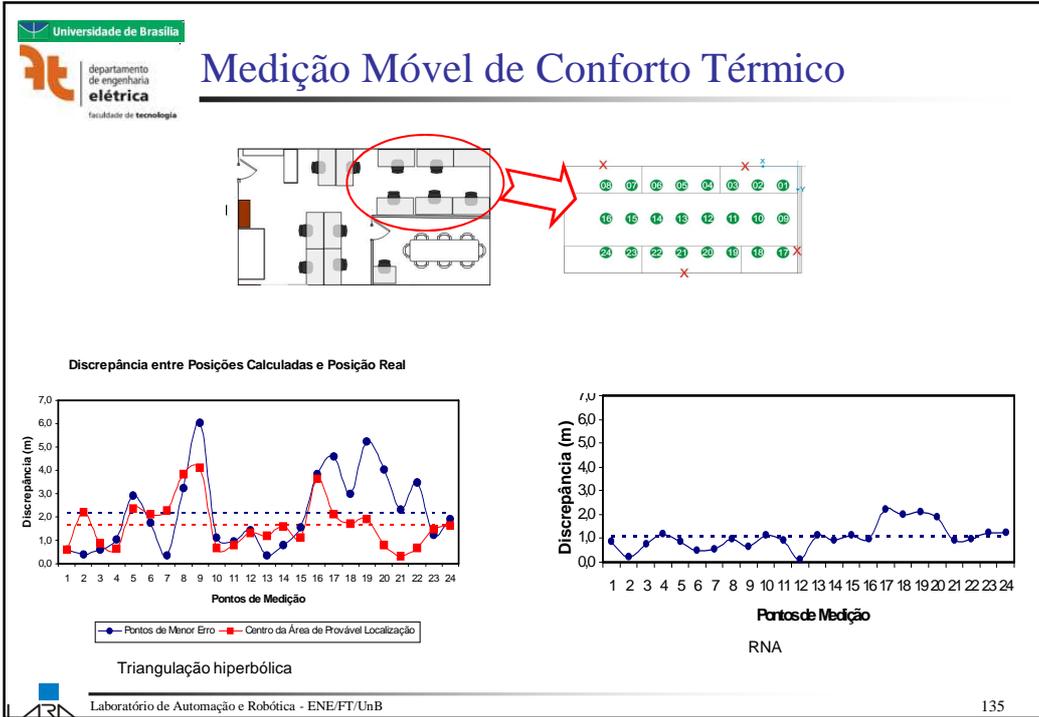
Funções de pertinência da variável de entrada erro

Tabela verdade da inferência fuzzy-LAVSI/ENE/UnB

Erro x T _{ref}	MB	B	M	A	MA
NEG	A	A	A	A	A
PN	M	M	M	M	M
ZERO	M	M	M	M	M
PP	MB	MB	MB	MB	MB
POS	MB	MB	MB	MB	MB

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 132





Universidade de Brasília
departamento de engenharia elétrica
faculdade de tecnologia

Parte 5 – Conclusões

- RNA - Técnica que envolve aprendizado
- Fuzzy - Demanda Especialista Humano
- Neuro-Fuzzy - ANFIS
- Produtos comerciais já disponíveis

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB

136

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Origens Filosóficas

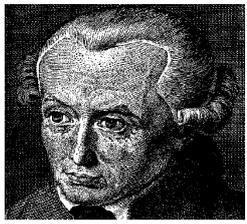
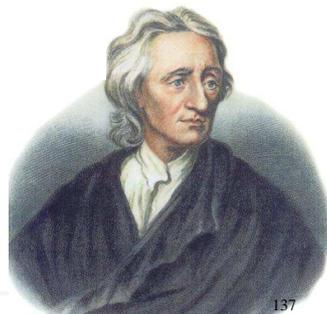
René Descartes
 “Geometria Analítica”
 1637

Razão

Immanuel Kant
 “Crítica da razão pura”
 1781

Sentidos

John Locke
 “Ensaio sobre o entendimento humano”
 1689

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 137

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 faculdade de tecnologia

Origens Filosóficas

René Descartes
 “Penso, logo existo”

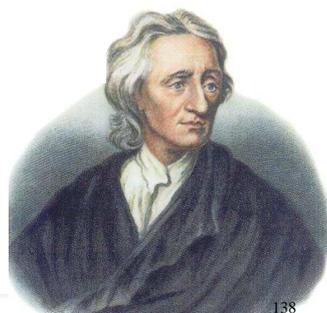
Racionalismo

Immanuel Kant
 “Só podemos conhecer aquilo que percebemos”

Empirismo

John Locke
 “O conhecimento de nenhum homem pode ir além de sua experiência”





Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 138

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Conclusão

Engenharia Convencional

**Engenharia do Conhecimento
(RNA, Fuzzy, GA, ...)**

→

→

Racionalismo

Empirismo

R + E ~> SI

Para ser capaz de projetar sistemas inteligentes realmente úteis é necessário ter uma boa base teórica.

Normalmente, só se encontra aquilo que já se sabe existir.

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 139

Universidade de Brasília
 departamento de engenharia elétrica
 Faculdade de Tecnologia

Muito Obrigado!

Adolfo Bauchspiess

www.pgea.unb.br lara.unb.br/~bauchspiess
 adolfobs@unb.br

Laboratório de Automação e Robótica - ENE/FT/UnB 140