

Objetivo

 Apresentar os modelos tradicionais de redes neurais artificiais, seus métodos de aprendizagem e exemplos de aplicações.

Conteúdo

- Histórico e aplicações;
- Modelo Perceptron e o problema da separabilidade linear;
- Perceptron de multi-camadas MLP (treinamento por retropropagação);
- Ferramenta NNTOOL (Matlab);
- Aplicação de MLP em OCR

Introdução às Redes Neurais Artificiais



Motivação

- Os trabalhos em redes neurais artificiais (RNA) têm sido motivados pelo reconhecimento que o cérebro humano realiza "tarefas computacionais" complexas de maneira inteiramente diferente dos computadores digitais convencionais.
- O cérebro é um computador paralelo, altamente complexo e não linear, e com capacidade de aprendizagem.

O que é uma Rede Neural Artificial

- Uma RNA é um sistema paralelo distribuído, inspirado no sistema nervoso de seres vivos, composto por unidades de processamento simples (neurônios), os quais armazenam conhecimento experimental e tornam o mesmo disponível para uso. As unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por conexões associadas a pesos.
- Uma RNA se parece com o cérebro em dois aspectos:
 - O conhecimento adquirido pela rede é obtido do ambiente em que a mesma está inserida, através de um procedimento de aprendizagem.
 - Os pesos das conexões, são usados para o armazenamento do conhecimento adquirido.

Propriedades e Capacidades

- Adaptação por experiência;
- Generalização;
- Mapeamento entrada-saída;
- Aprendizagem;
- Organização de dados (determinação de agrupamentos);
- Tolerância a falhas e armazenamento distribuído;
- Possibilidade de implementação em hardware e software;
- Inspiração biológica.

Breve Histórico das RNA

- 1943 Warren McCulloch e Walter Pitts apresentam uma teoria geral baseada em teorias do funcionamento biológico conhecidas na época. Baseava-se em elementos de decisão, chamados "neurônios". Cada elemento poderia obter um valor de saída -1 ou 1 para sua ativação ou não. O modelo não apresentava uma regra de aprendizagem para determinação dos "pesos" de interligação entre os "neurônios".
- 1949 Donald O. Hebb define um método de atualizar os "pesos" na aprendizagem. Apresenta contribuições para a teoria de redes neurais, afirmando que a informação obtida pela rede neural é armazenada nos pesos. "Quanto mais uma ligação entre neurônios é utilizada, mais forte é a intensidade dessa ligação".
- 1959 Frank Rosenblatt e seus colaboradores pesquisam um tipo específico de rede neural chamada "Perceptron", que apresenta duas camadas separadas de conjuntos de "neurônios": entrada e saída. O grupo introduz um algoritmo iterativo para determinação dos "pesos" que interligam os "neurônios".

Breve Histórico das RNA (cont.)

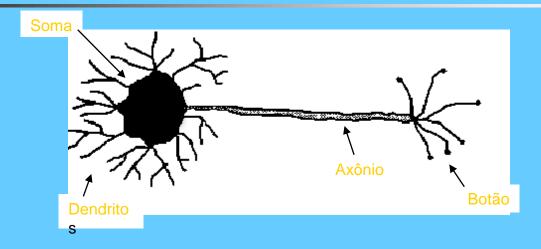
- 1960 Widrow e Hoff apresentam um novo modelo chamado ADALINE "Adaptive Linear Element", introduzindo um algoritmo de aprendizagem mais rápido do que o apresentado pelo grupo de Rosenblatt, baseado no método dos mínimos quadrados. Eles mostraram que a forma com que ajustavam os "pesos", minimizava o erro para todos os padrões de treinamento. O erro é a diferença entre o que a saída do "Adaline" deveria ser e a saída da somatória atual.
- 1969 Marvin Minsky e Seymore Papert criticam a teoria das redes neurais, afirmando que elas serviam apenas para resolução de problemas insignificantes. Mostram que o "Perceptron" não apresentava solução para alguns problemas simples, como por exemplo, a função lógica "ou exclusivo".
- 1970 Stephen Grossberg propõe a função de ativação do neurônio do tipo sigmoidal.
- 1972 Teuvo Kohonen apresenta um neurônio linear e contínuo diferente do descrito por McCulloch e Pitts em 1943 e Widrow e Hoff em 1960.

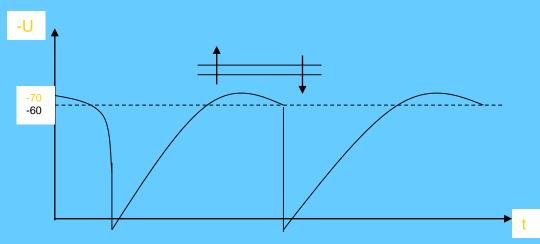
Breve Histórico das RNA (cont.)

- 1982 John Hopfield realiza estudos relativos ao armazenamento e restabelecimento de informação em redes neurais (memórias autoassociativas).
- 1986 David E. Rumelhart, James L. McClelland e um grupo de pesquisadores retomam estudos em redes neurais baseadas nos "Perceptrons". Isso foi iniciado pela descoberta de um eficiente algoritmo de aprendizagem anteriormente pesquisado por Paul Werbos em 1974, para determinação dos "pesos" de ligação entre os neurônios. Surgimento do Perceptron multicamadas.

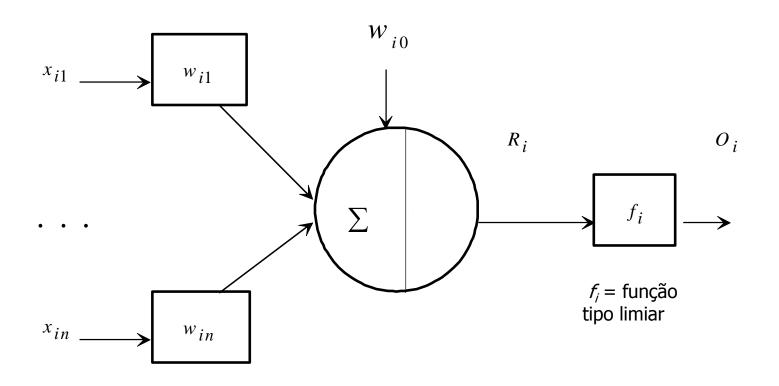


Modelo Biológico do Neurônio



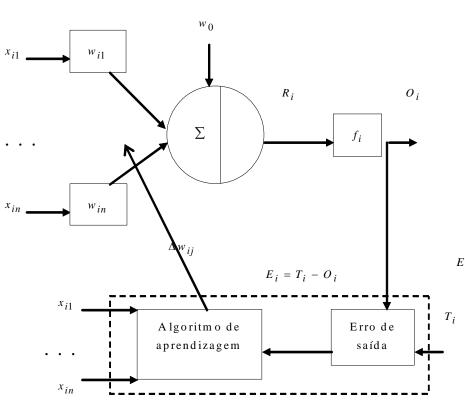


Modelo Artificial de McCulloch e Pitts



4

O Perceptron e o Problema "XOR"



 $w_{ij} = [w_{i1}, w_{i2}, ..., w_{in}]$ é o vetor de pesos das entradas do i-ésimo neurônio;

 $x_{ij} = [x_{i1}, x_{i2}, ..., x_{in}]$ é o vetor de entrada do i-ésimo neurônio;

 $R_i = \sum w_{ij} x_{ij}$ é a ativação do neurônio i;

 $O_i = f\left(\sum_{j=1}^n w_{ij} \cdot x_{ij} + w_0\right)$ é a saída do neurônio i;

 T_i é o padrão desejado de saída;

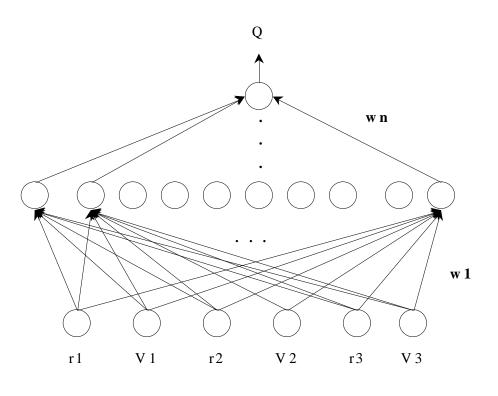
 $E_i = T_i - O_i$ é o erro de saída utilizado durante a aprendizagem;

 Δw_{ij} é a variação dos pesos durante a aprendizagem. A regra de aprendizagem pode ser expressa como: $w_{ij}(k+1) = w_{ij}(k) + \text{correção}$

k indica o passo do processo iterativo.



O Perceptron e o Problema "XOR"



Problema "X-Or": Problema da separabilidade linear do Perceptron ("Decision Boundaries")

Solução: MLP e o algoritmo "backpropagation"

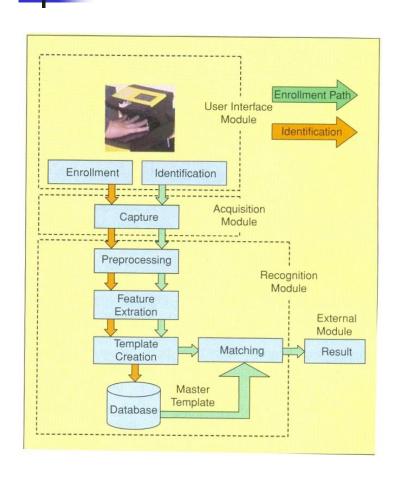
Áreas de Aplicação

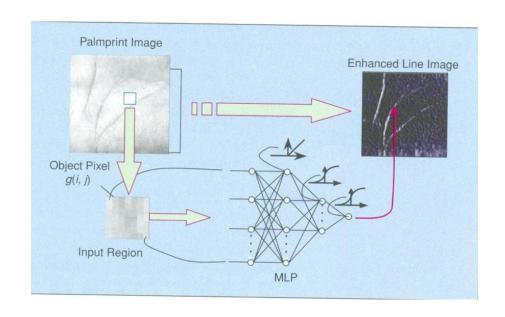
- Aproximador universal de funções: mapeamento funcional entre variáveis;
- Controle e Identificação de processos: robótica, aeronaves;
- Reconhecimento/Classificação de padrões: reconhecimento de voz, escrita;
- Agrupamento de dados ("clustering"): identificação automática de classes e garimpagem de dados;
- Sistemas de previsão: séries temporais, previsões climáticas;
- Otimização: otimizar custos (Ex: programação dinâmica);
- Memórias associativas: recuperação de padrões (transmissão de sinais, processamento de imagens).

Exemplos de Aplicações das RNA

- ADALINE e MADALINE de Widrow, B., com aplicações em filtragem de sinal adaptativa;
- <u>"Backpropagation Perceptron" de Rumelhart, D., Parker, D. e Werbos, P. com aplicações em</u> reconhecimento e classificação de padrões, filtragem de sinal, compressão de dados, etc.;
- <u>"Adaptive Resonance Theory" (ART) de Grossberg, S. e Carpenter, G., aplicada em reconhecimento de padrões;</u>
- "Brain-State-in-a-Box" (BSB) de Anderson, J., aplicada em otimização;
- <u>"Self-organization and Associative Memory"</u> (Quantização do vetor de aprendizagem) de Kohonen, T.;
- Rede de Hopfield, J., aplicado em otimização;
- Neocognitron de Fukushima, K., aplicado em reconhecimento de caracteres manuscritos e outras figuras;
- Máquinas de Boltzmann e Cauchy de Hinton, G., Sejnowski, T., Ackley, D. Szu, H., usadas em reconhecimento de padrões de imagens e otimização;
- BAM (Memória Associativa Bidirecional) de Kosko, B.;
- <u>"Redes de Funções de Base Radial" de vários pesquisadores, usadas em classificação de padrões;</u>
- "Time-delay" de Tank, D. e Hopfield, J., aplicada em reconhecimento da fala;
- "Recurrent" de Pineda, para controle robótico.
- Aplicação no controle e modelagem de sistemas dinâmicos.

Aplicação em Biometria





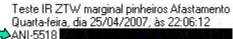
IEEE Computational Inteligence v.2 N.2, 2007



O Sistema LAP - ZTW

- Reconhecimento de placas automotivas.
- Derivado de TG desenvolvido na EEM.

→ Finalidade e Aplicações





DIM-9085



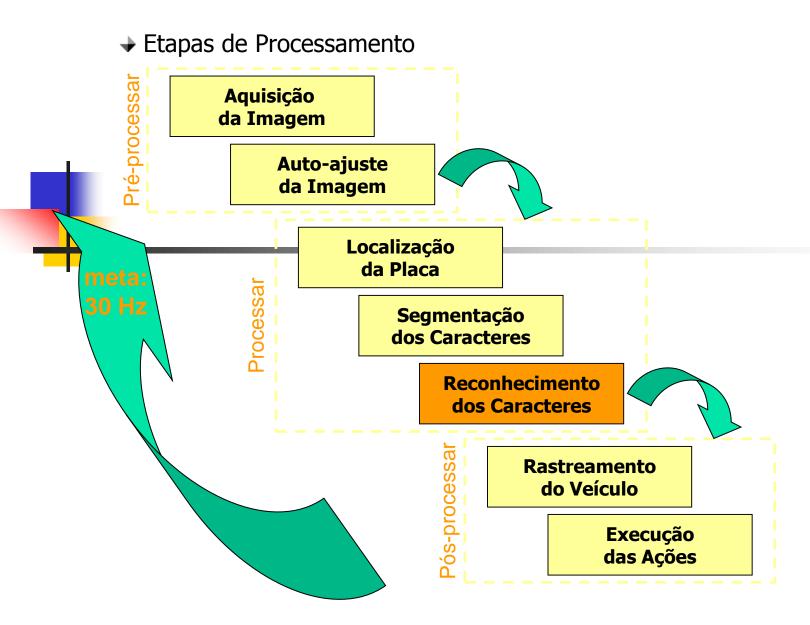




CAPTURA DE IMAGEM PARA GERAÇÃO DE PADRÕES Cod. Equip: 7400 Imagem: 119565 DQO-3266

DQ0-3266

Cod. Equip: 7400 Agente: 108464 Enquadramento: 57.462 Imagem: 5777 Av. Brigadeiro Faria Lima, 4433 Segunda-feira, dia 3/4/2006, às 07:37:23



→ Componentes do Sistema



→ Aquisição e Tratamento da Imagem

Aquisição da Imagem

Auto-ajuste da Imagem

Localização da Placa

Segmentação dos Caracteres

Reconhecimento dos Caracteres

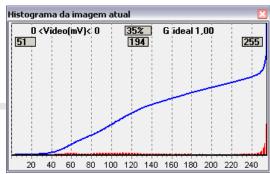
Rastreamento do Veículo

Execução das Ações

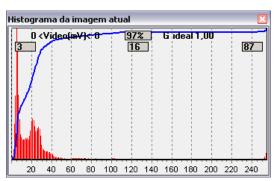
SwitchCamera; ImgArray:=grab(handle_FG);

SetVideoLevel;
SetContrast;
SetBrightness;









→ Localização da Placa

Aquisição da Imagem

Auto-ajuste da Imagem

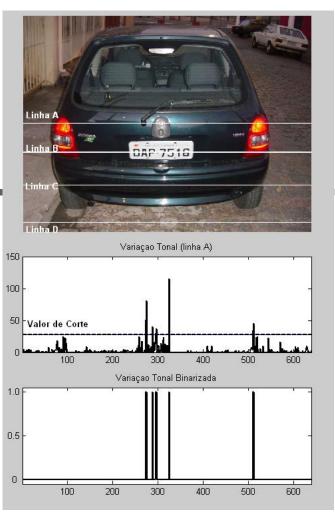
Localização da Placa

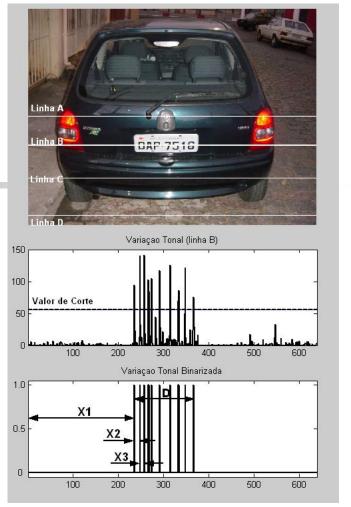
Segmentação dos Caracteres

Reconhecimento dos Caracteres

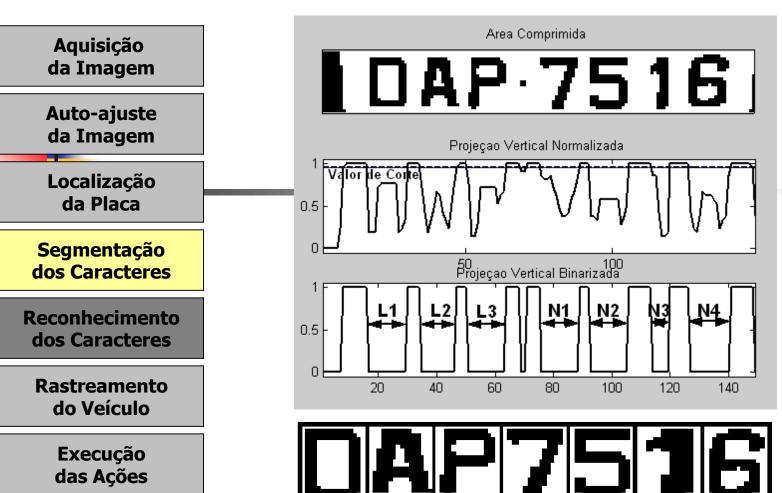
Rastreamento do Veículo

Execução das Ações





→ Extração da posição dos caracteres na imagem



→ Codificação

Aquisição da Imagem

Auto-ajuste da Imagem

Localização da Placa

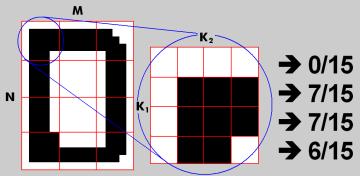
Segmentação dos Caracteres

Reconhecimento dos Caracteres

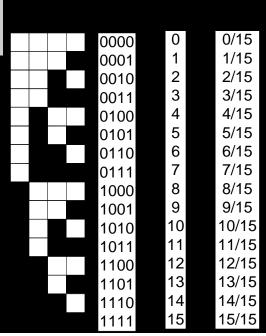
Rastreamento do Veículo

Execução das Ações

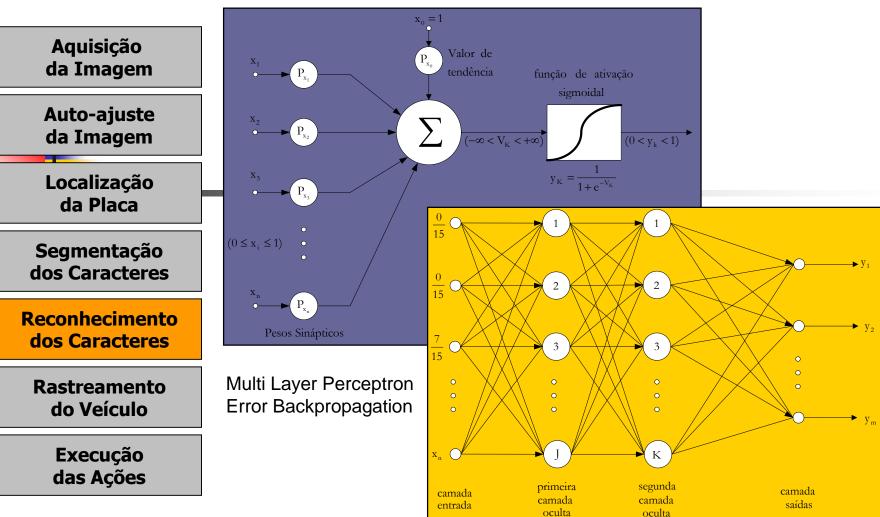
Caractere com M=12 e N=16 pixels



Redimensionar; GerarEntradas; FeedForward; Transformada ZTW: Reduz entradas de 192 para 48 (25%)

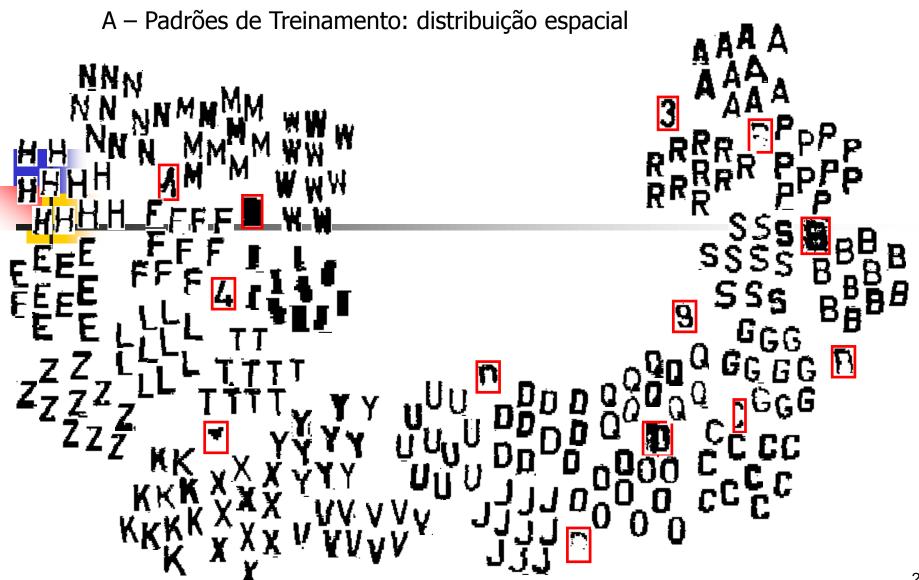


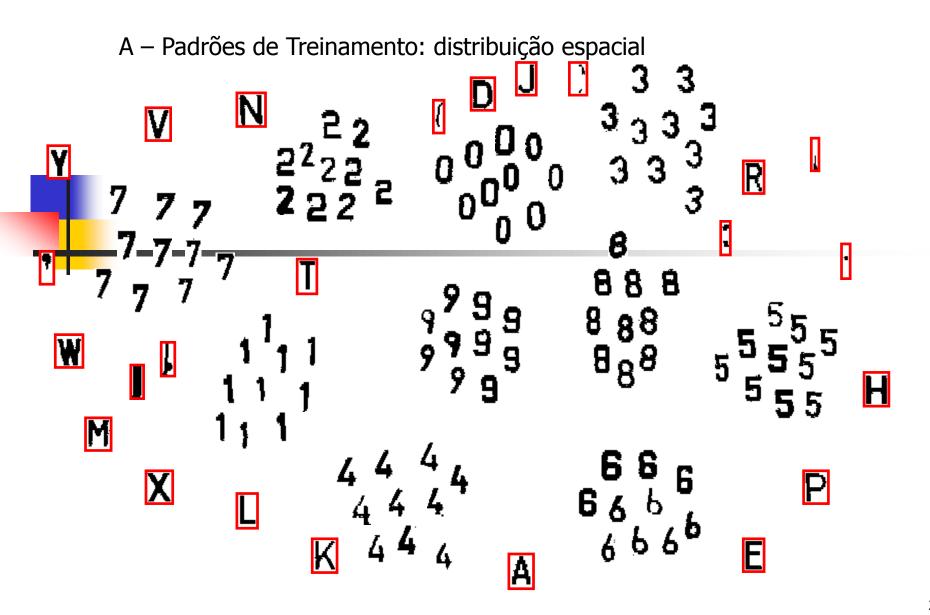
→ Classificação dos caracteres



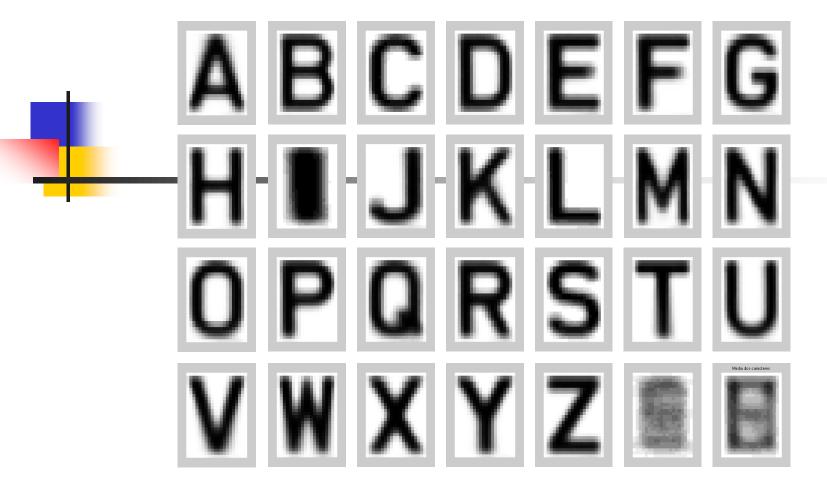
Etapas

- A. Padrões de Treinamento
- **B.** Projeto
- C. Treinamento
- D. Teste de Generalização
- E. Reprodução da Rede em Delphi
- F. Teste em Campo

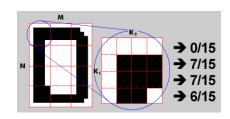


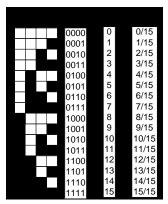


A – Padrões de Treinamento: média de 500 padrões por classe



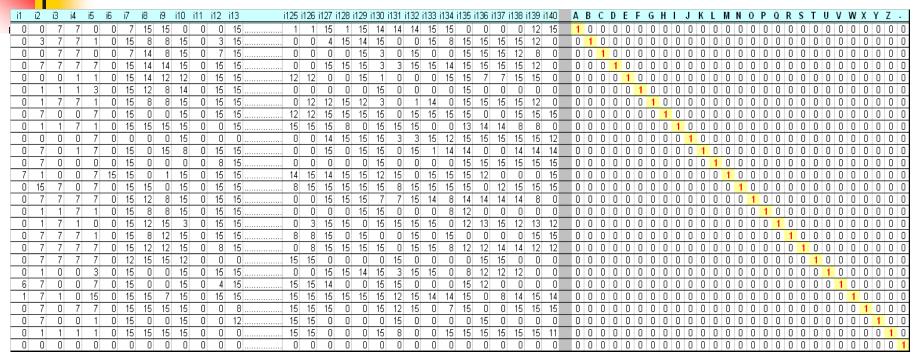
A – Criação do Conjunto de Treino





Entradas (x 15, com colunas omitidas)

Saídas Desejadas



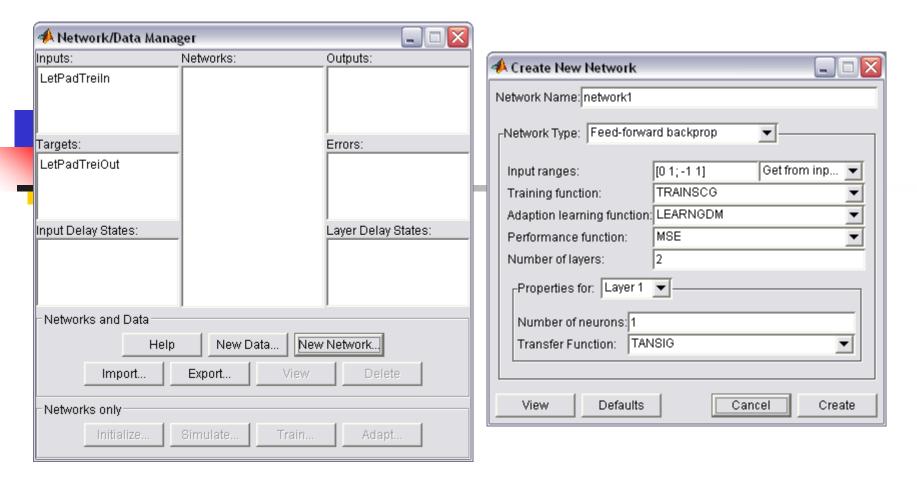
Projeto: Considerações

- → Tipo de rede usada: MLP
- → Função de treinamento: backpropagation
 - ✓ TRAINGDM: Gradient descent with momentum
 - ✓ TRAINGDA: Gradient descent with adaptive larning rate
 - **✓ TRAINGDX: Gradient descent with momentum & adaptive larning rate**
 - ✓ TRAINSCG: Scaled conjugate gradient

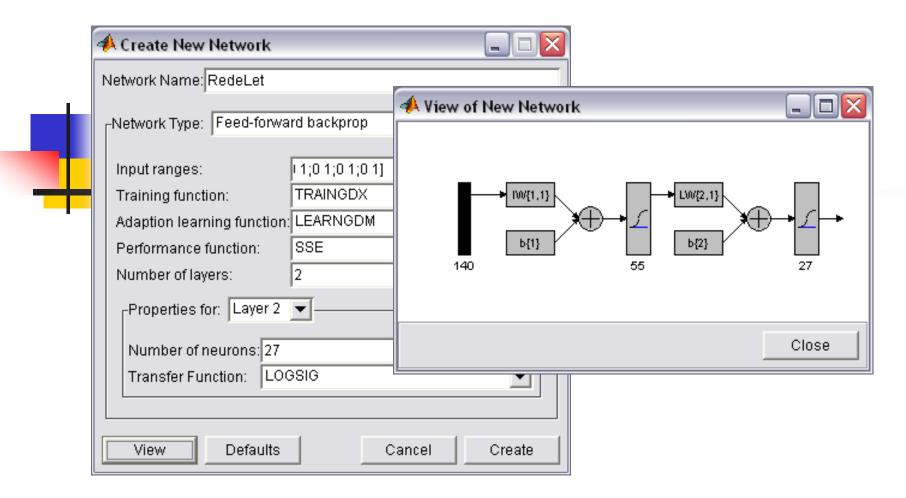
→ Topologia

- ✓ Número de camadas
- ✓ Neurônios por camada
- ✓ Conectividade
- ✓ Realimentação
- → Função de ativação: sigmóide

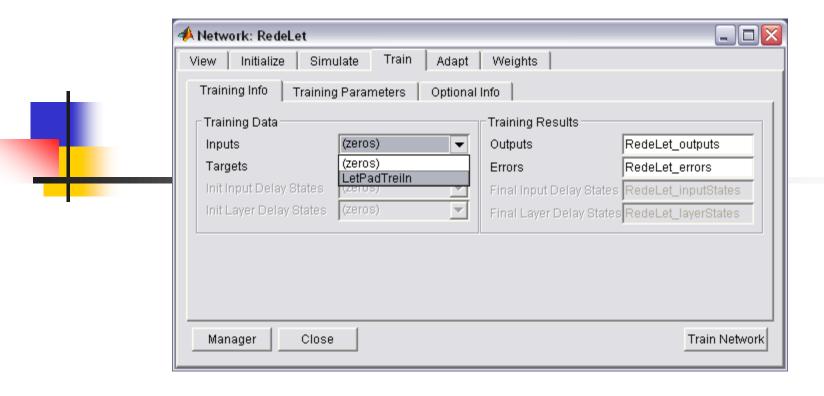
B – Projeto: nntool (Neural Network Tool)



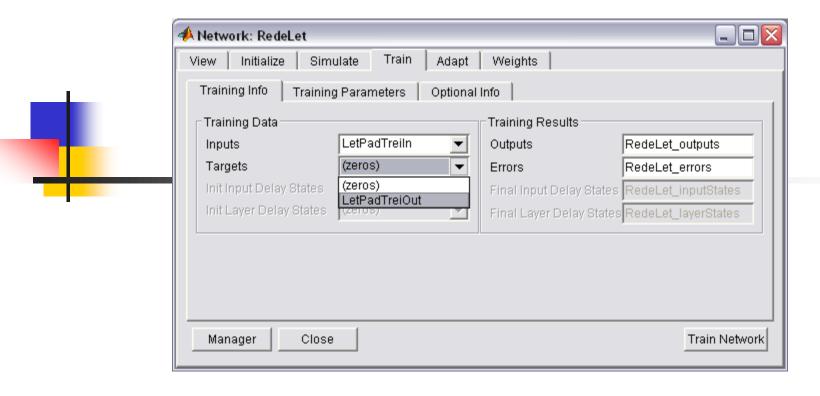
B – Projeto: visualização da rede criada



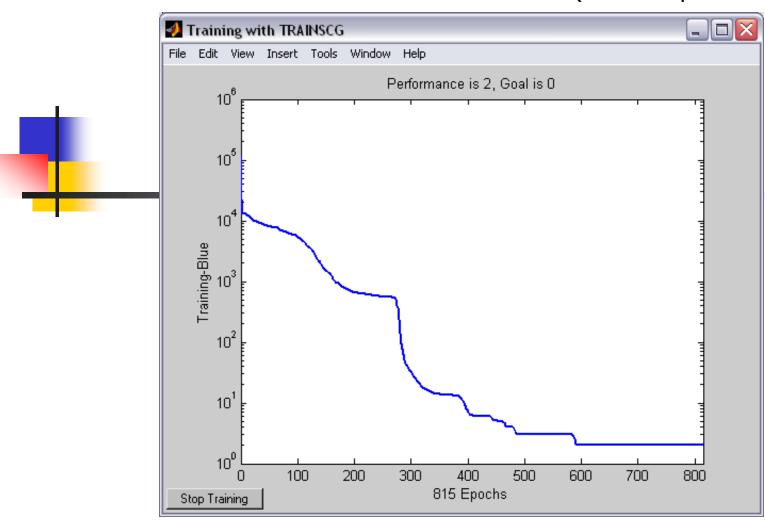
C – Treinamento: escolha do vetor de "entradas"



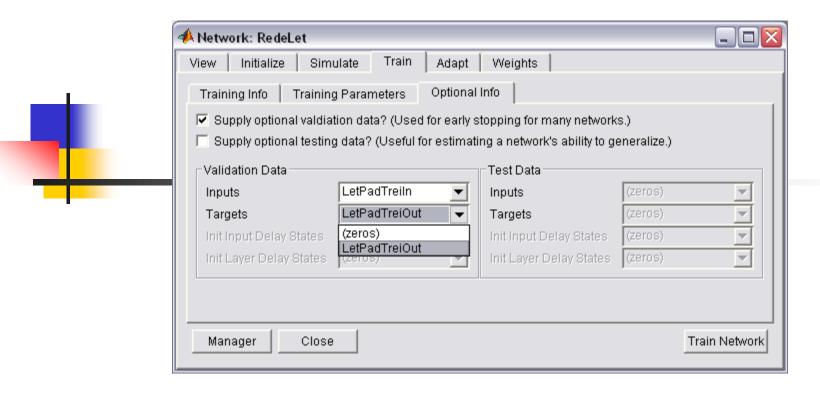
C – Treinamento: escolha do vetor de "saídas desejadas"



C – Treinamento: curva de erro da RedeLet (com 13k padrões)



D – Teste de Generalização: conjunto de validação



D – Teste de Generalização: apuração dos resultados

Índice geral de acerto da RedeLet (padrões com menos de 75% de confiabilidade foram ignorados)

Erro estimado na identificação de uma letra: 3,87%

Acerto de uma letra individualmente: 96,13%
Acerto geral das 3 letras da placa simultaneamente: 88,84%

FDI	Ros [Antiga	identifi	cação: f(nome)												Qtdd de	% de	Total de
LINIOS		Α	В	С	D	E	F	G	Н		J	K	L	M	N	0	Р	Q	R	S	T	U	V	W	χ	Υ	Z	Erros	Erro	Padrões
	Α	26	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	29	0,56%	5.284
	В	0	34	0	19	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	4	0	0	0	0	0	0	0	58	1,01%	5.693
	С	1	1	105	13	1	1	18	0	0	0	0	2	0	0	5	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	149	0,99%	15.100
	D	0	18	2	1.347	0	0	2	0	0	0	0	1	0	0	71	0	4	3	0	0	0	0	0	0	0	0	1.448	13,52%	10.717
	E	0	3	3	0	3	7	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	18	0,56%	3.277
	F	0	0	1	1	30	86	0	1	0	0	0	4	0	0	0	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	127	3,78%	3.368
	G	1	4	2	2	1	0	9	0	1	0	0	0	1	1	1	0	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	25	0,80%	3.165
L	Н	0	6	0	2	0	0	1	15	0	0	0	0	8	0	0	0	0	11	0	0	1	0	0	0	0	0	44	1,91%	2.302
∌∟		16	0	2	1	1	4	0	0	189	0	0	6	0	1	0	0	1	0	0	7	0	0	2	1	2	0	233	5,90%	3.948
as L	J	0	0	0	2	0	0	0	0	3	15	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	0	0	23	0,76%	3.054
_ا قِي	K	0	0	0	0	0	1	0	1	0	0	21	0	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	26	1,10%	2.370
	L	1	0	35	1	8	1	0	0	0	0	0	64	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	110	2,71%	4.073
<u></u>	M	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	52	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	0	0	0	54	1,34%	4.009 8
_ ≝ ∟	N	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	8	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	0	0	11	0,40%	2.668
量上	0	0	11	2	317	0	0	21	0	0	0	0	0	0	1	394	0	11	0	0	0	3	0	0	0	0	0	760	13,40%	5.670 G
<u>=</u> _	P	0	5	1	5	0	1	0	2	0	0	0	0	2	0	0	7	0	9	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0,96%	3.289
<u>ē</u> _	Q	0	1	6	83	0	0	7	0	0	0	0	1	0	0	34	0	70	0	1	0	0	0	0	0	0	0	203	13,61%	1.488
é L	R	0	2	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	8	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0,27%	3.913
-	S	0	15	1	2	0	0	6	0	0	0	0	0	0	1	0	0	2	0	10	0	0	0	0	0	0	0	37	1,49%	2.451
	T	0	0	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	13	0	0	0	0	0	0	24	1,29%	1.838
	U	0	1	0	136	0	0	1	0	0	0	0	0	0	1	17	1	0	0	0	0	38	0	0	0	0	0	195	13,95%	1.398
	V	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	2	0	10	0,49%	2.071
	W	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	0	18	1,98%	908
	X	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	0	5	0,27%	1.773
	Υ	0	1	0	0	0	0	0	0	4	1	0	0	3	0	0	0	0	0	0	2	0	6	0	0	58	0	75	4,31%	1.746
	Z	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	18	19	0,95%	2.014
_	nada	3	2	2	5	0	3	0	0	13	1	0	2	0	0	1	3	0	1	0	6	0	1	0	0	0	0	43	12,76%	337
	tal de	5.435	6.067	15.273	15.661	3.373	3.454	3.385	2.166	4.346	3.069	2.398	4.171	4.217	2.813	3.474	3.342	1.420	3.989	2.456	1.851	1.336	2.180	1.077	1.754	1.702	2.022	3.786	3,87%	
IP:	ndrőes																													

OBS: A diagonal principal foi apurada por amostragem: quantidade de erros nos 1000 primeiros padrões.

- E Reprodução da Rede em Delphi: considerações
- → Copiar o valor dos pesos e "bias" (viés) do Matlab;
- **→** Reproduzir o algoritmo.

end;

E – Reprodução da Rede em Delphi: algoritmo

```
procedure FeedForward;
var i, j, k: integer;
                                                       //contadores de looping
              Campo: extended; //campo local induzido
                                                                                                                                                        CONST
beain
                                                                                                                                                        //Pesos das redes neurais:
     //muda de camada
                                                                                                                                                        WeightL: array [0..NCamOcuL, 1..MaxNbrNeuL, 0..MaxNbrNeuL] of extended=(
     for i:=0 to NCamOcuL do
     begin
                                                                                                                                                        (-6.9591,-1.6027,0.13763,-0.42514,2.9895,0.10734,-1.1503,-1.363,-1.0073,-1.6926,0.7197,1.161,1.0329,2.5584,1.2893,-0.36192,1.4957
                                                                                                                                                                0.97982,1.7753,1.1367,-0.21771,-0.48932,0.66425,-0.30773,1.4929,-0.88208,-2.6588,-3.0975,-1.8138,-4.1115),
          //muda de neurônio
                                                                                                                                                         (5.2765, -0.013776, -0.14534, 0.93196, -0.080286, -0.43897, -0.030298, 0.75638, 0.33841, -0.43565, -0.19101, 0.72655, -0.2983, 0.56528, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, -0.3085, 
          for k:=1 to NeuronsL[j+2] do
                                                                                                                                                                0.92752, 0.77792, 0.92012, 0.17738, 0.50245, 0.48885, 0.50543, -0.33505, -0.21351, -0.20981, 0.78112, -0.50925, -0.12007, -0.079834, -0.49012, -0.12007, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.079834, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984, -0.07984
           begin
                                                                                                                                                         (6.1019,-0.7496,0.73037,-0.24014,-1.8646,0.067492,1.4145,0.90461,-0.35456,1.4203,0.37537,0.792,0.2428,-0.93843,-0.80979,-1.3158,C
                                                                                                                                                                0.46708, -1.4351, -1.6235, -1.2164, -1.7841, -1.9136, -0.18569, -2.6101, -1.2068, -0.095779, 2.0015, 0.039943, -1.597, 0.037398),
                //inicializa o Campo com o bias = Weight[j,k,0]
                                                                                                                                                         (-3.3312,-0.33199,0.27004,0.24481,2.5043,-0.15284,1.4602,-0.1827,-1.4326,-1.786,-6.9328,-7.4074,-9.2907,-3.4469,-1.0604,0.74459,1
                Campo:=WeightL[j,k,0];
                                                                                                                                                                 -0.23363,0.95875,-0.31324,-2.3157,-4.5957,0.28276,2.8847,2.1708,1.4817,0.24062,0.56065,-0.26696,1.5191,-0.29477),
                //muda de entrada
                                                                                                                                                         (3.1849,-0.11801,0.91284,1.2375,0.85069,-1.1367,-0.99144,-2.5173,-1.2687,-1.996,1.3516,-0.83497,-1.2458,-1.3448,0.047413,-0.10309
                                                                                                                                                                 -1.1928,1.4265,0.076924,-0.3935,0.50975,0.16845,1.6285,0.84824,-0.13072,-1.5899,2.4035,1.0568,0.79402,1.5774,0.82696),
                for i:=1 to NeuronsL[j+1] do
                                                                                                                                                         (-5.227,0.37816,1.9522,0.77744,2.2334,2.3705,2.2697,0.49152,0.74124,-1.3825,-1.061,-1.6524,-1.4491,-0.42515,2.6256,0.6933,0.2423,
                      Campo:=Campo+WeightL[j,k,i]*LayerOut[j,i];
                                                                                                                                                                 -0.97114,0.0099041,-0.88751,0.6407,0.34986,-0.6581,1.3333,0.30297,-0.41076,-0.46905,-0.86946,0.53002,-1.225,0.8055),
                                                                                                                                                         (-3.1043,2.6251,10.1578,7.228,5.8427,5.0081,2.3103,-2.845,-2.6366,-1.5994,-1.7475,-3.2799,-2.5124,-3.2055,-1.1582,0.51922,0.98475
                //Sigmoide(Campo);
                                                                                                                                                                2.8411,1.0653,-0.30497,-0.43654,-0.17241,0.14519,-0.62957,-0.19485,-0.089447,0.41065,-1.5337,0.13347),
                LayerOut[j+1,k]:=1/(1+exp(-Campo));
                                                                                                                                                         (0.32171,-0.067737,0.1841,0.63536,0.020588,0.53249,1.1909,-0.28326,-0.089033,0.1649,0.86594,0.23049,0.10641,-0.40558,0.26421,0.67
                //filtragem anti-saturação
                                                                                                                                                                 -0.42376,-0.04201,-0.01648,0.80313,0.42451,0.73153,-0.27932,0.86334,-0.20233,0.89678,0.20609,0.21418,0.1642,0.084563,0.17446,
                                                                                                                                                         (-15.4566,-2.6807,-0.93501,-0.51784,-0.36083,0.91755,1.9635,0.70765,-0.15543,-1.6347,1.5651,1.5542,-0.80849,-2.5502,-0.16555,0.06
                if abs(LayerOut[j+1,k]) >= LimiteAntiSaturacao then
                                                                                                                                                                 1.2575,1.7727,-2.0419,-2.2705,-2.7046,-4.297,-0.078672,-1.0762,-0.4044,0.16688,-1.26,1.6542,-1.8003,-2.6877),
                     if Campo <> 0 then
                                                                                                                                                         (-3.4915,-0.72439,1.9442,0.89926,-2.0997,-3.5819,0.32679,-2.0562,-0.67559,-0.080508,-0.23165,0.37003,-0.15206,-1.3802,1.0029,1.17
                            LayerOut[j+1,k]:=Campo/abs(Campo)
                                                                                                                                                                1.5339, -0.45916, 0.66194, -1.6647, -4.0485, -5.4745, -5.2934, -2.9355, -4.6328, -0.12103, 0.18852, -0.53687, -2.6532, -1.3083, 0.72757),
                                                                                                                                                         (-12.0502,-2.5565,-1.8018,0.023813,-3.0922,0.93643,0.43468,2.9333,2.6579,1.8759,1.6185,2.5162,1.8738,1.2509,0.271,0.42352,1.9452,
                                                                                                                                                                 -0.10653,-1.321,2.759,-0.741,-1.8795,1.2132,0.42662,0.31253,-0.41945,1.504,-1.4104,0.61066,1.6636,1.6315,0.82909),
                            LayerOut[j+1,k]:=0;
                                                                                                                                                         (0.61982,0.65741,2.1731,-0.53956,-0.29543,2.1606,-1.2993,-0.48513,0.66129,2.3436,-0.10092,-0.91786,1.1556,1.2643,0.17175,0.95003,
                                                                                                                                                                 -1.1771,0.22522,0.43604,1.0481,-2.6432,-2.5133,-0.40874,1.3804,0.54073,0.94283,-0.3226,-0.52018,1.697,0.43145,-0.52237),
          end:
                                                                                                                                                         (-3.8815,-0.61752,-2.3536,-1.1301,-0.045074,-0.64025,-0.92254,0.15264,0.14324,-0.29332,0.18214,1.5576,0.83764,-0.23264,0.079166,-
     end:
                                                                                                                                                                0.41766,-1.7895,-0.36887,0.05434,-0.90732,-2.5524,-1.2659,-0.099078,-0.9487,0.13403,0.16864,2.4199,-1.5578,-1.8002),
     //inicializa a variável do resultado final
                                                                                                                                                         (1.0866, 0.63603, 0.23774, -0.25769, 0.43918, 0.70257, -0.012758, -0.27373, 0.77602, -0.19867, 1.0269, -0.10879, 0.88314, -0.46803, 0.22047, -0.
                                                                                                                                                                0.65983, -0.234, 0.90199, 0.84742, 0.74365, 0.83042, -0.34562, -0.15664, 0.64847, 0.9505, -0.5056, 0.25999, 0.48618, 0.34194, -0.067271, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618, 0.18618,
     for i:=1 to NOpcoesMax do ResultCompet[i].Confia:=0;
                                                                                                                                                         (4.3992,0.34246,-1.5925,1.7269,-0.48979,-0.64751,2.0355,0.027721,0.55749,-2.1421,-1.8358,-2.5905,-1.6197,-0.80231,-1.6155,2.4964,
     //competir
                                                                                                                                                                 -3.2019,-2.4438,-0.59596,-0.058423,0.50074,0.31317,-3.7019,-5.8477,-5.0239,-6.5711,-4.2944,-0.063963),
     for i:=1 to NeuronsL[NCamOcuL+2] do
                                                                                                                                                         (-4.4659,0.37754,0.39739,0.50843,0.092193,-0.046498,-0.37246,-0.58255,0.12199,0.13511,0.65153,-0.63635,-0.63336,-0.56346,-0.2589,
                                                                                                                                                                 0.31754,-0.10037,0.010726,-0.57948,-0.1505,-0.78303,0.58181,0.61281,0.15191,-0.37864,-0.74879,-0.16093,-0.74382,-0.076033,0.3
                                                                                                                                                         (-8.6042,0.25665,0.61959,1.6619,1.401,1.3347,1.0693,-0.096829,1.8984,-0.57868,2.402,1.4229,1.6383,-2.0514,-3.9373,-1.4032,-1.8862
          if LayerOut[NCamOcuL+1,i] > ResultCompet.Confia then
                                                                                                                                                                 0.43942,0.49715,1.8695,2.0901,1.518,0.8049,-0.72574,-0.96408,-0.41157,-1.8828,-4.8258,-1.6563,1.6852),
                                                                                                                                                         <u>/_n 01383 1 7641 _</u>3 1034 _3 6008 _4 3035 _2 7548 _n 33663 3 2367 2 5002 3 3463 1 4074 _n 0004553 n 07827 n 7030 1 035 n
          begin
                //novo Máximo
                                                                                                                                                                        81: 7 Modified
                ResultCompet.Confia:=LayerOut[NCamOcuL+1,i];
                ResultCompet.Carac:=i;
           end:
     end;
```

F – Teste em Campo: influência de outros fatores

- → Estado da Placa
 - Apagada
 - Suja
 - Amassada
 - Enferrujada
- → Luminosidade
 - Falta de contraste
 - Excesso de ruído
 - Reflexo
 - Sombra
- → Enquadramento
 - Pequena
 - Torta
 - Escondida















Análise da Aplicação LAP-ZTW

- Maior esforço está concentrado no tratamento das imagens;
- Embora a teoria de RNAs seja complexa, aspectos práticos de implementação são facilitados com o uso de ferramentas como o Matlab (para o caso de redes/algoritmos típicos e básicos);
- A definição da rede é mais arte do que ciência: tentativa e erro (baseada em heurísticas).