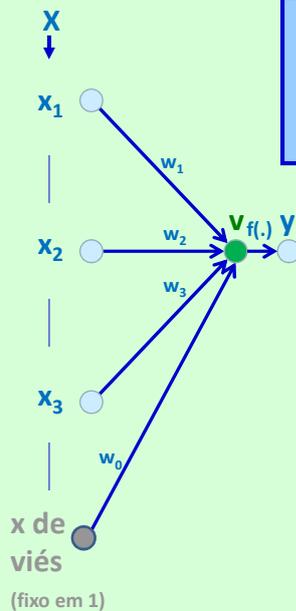


PSI 5886 – Prof. Emilio – ~~2018~~
Princípios de Neurocomputação

- ~~Quarta-feira – das 18hs às 21hs~~
~~... ou (se combinarmos) 18:30hs até 21:20hs~~
- ~~Sala B2-12~~
- ~~18:18~~
- Prof. Emilio Del Moral Hernandez
- emilio@lsi.usp.br
- Grupo de Pesquisa: www.lsi.usp.br/ICONE

Prof. Emilio Del Moral Hernandez

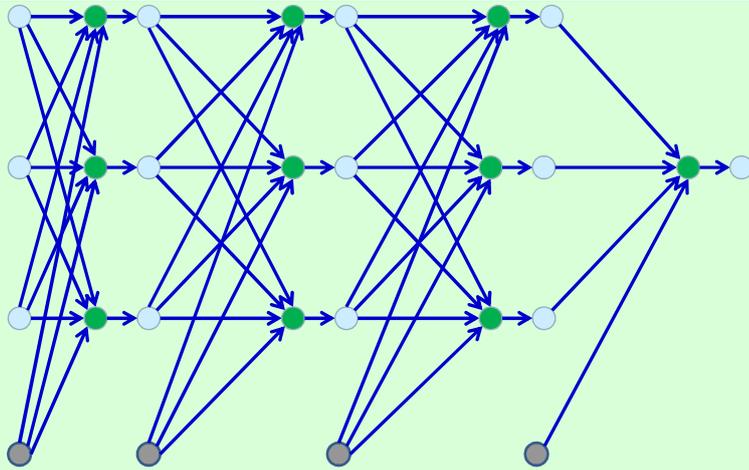


W ... inclui w_1 a w_3
e também o viés (w_0)
 $v = X.W = \sum w_i x_i$
 $y = f(v)$

Grafo de cálculos
para um único
nó neural ...

Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Modelo Neural com vários nós, no modo de operação:
Um X de entrada sendo mapeado em $y_{rede}(X)$



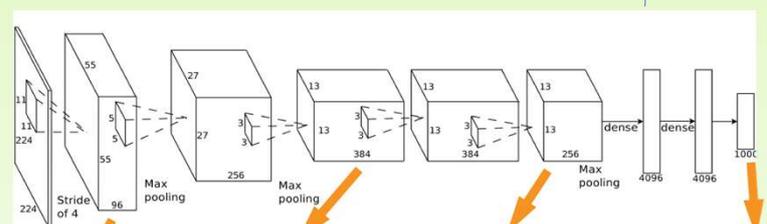
Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Mark Cappello Ferreira de Sousa

Classificação em Redes Neurais Convolucionais

Convoluções
(Extração de características)

Fully Connected
(MLP)



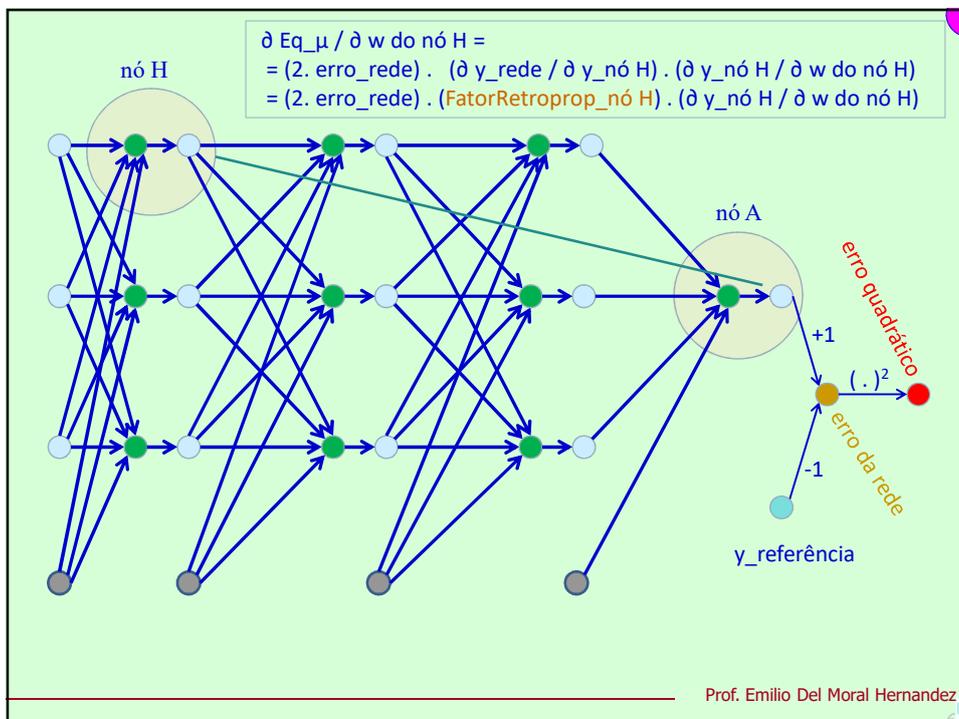
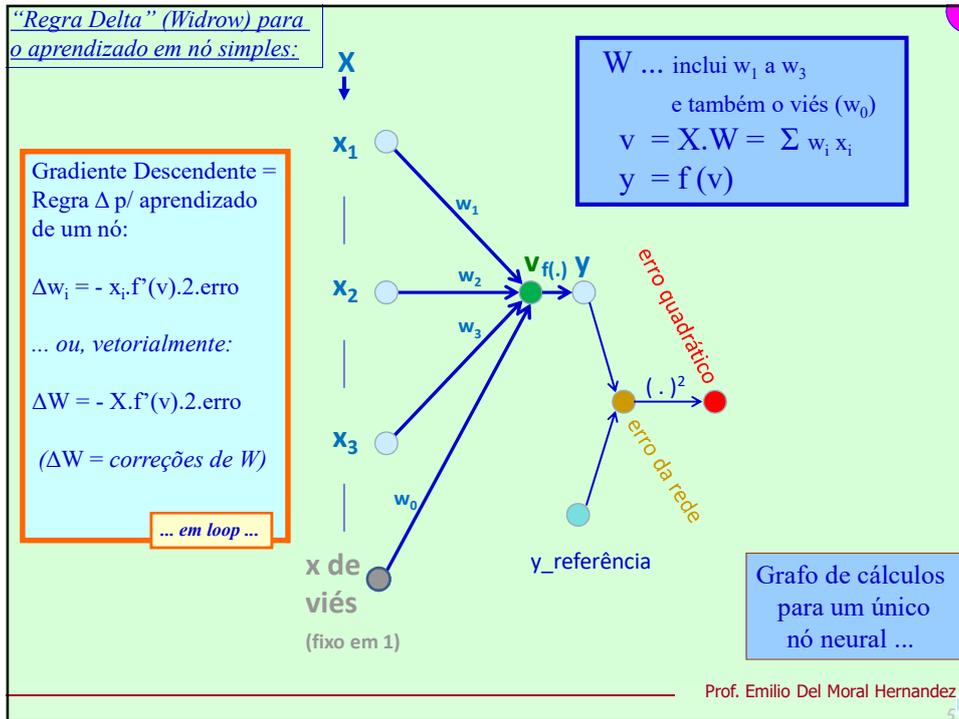
Conv 1: Edge+Blob **Conv 3: Texture** **Conv 5: Object Parts** **Fc8: Object Classes**

Numerical Data-driven

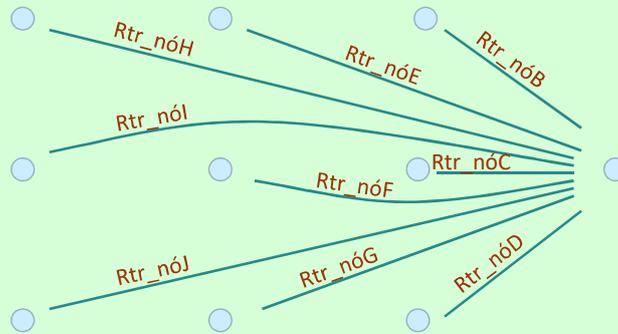
denting table grocery store

ship clock dog car

figuras ilustrativas – extraídas da internet



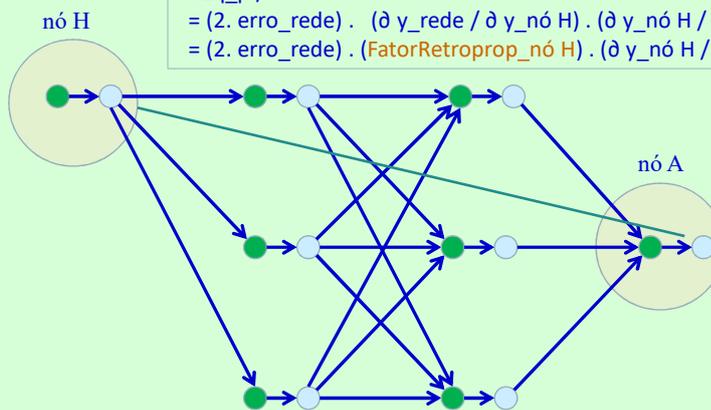
Temos um retropropagador para cada nó da rede, a excessão do nó de saída "nó A": o nó de saída não necessita do retropropagador, já que o erro da saída da rede é o próprio erro desse nó; aliás, se tentar calcular $(\partial y_{rede} / \partial y_{nó})$ para ele, chega-se obviamente a $Rtr_{nóA} = 1$.



$$\begin{aligned} \partial Eq_{\mu} / \partial w \text{ para } w \text{ nó } KK &= \\ &= (2 \cdot erro_{rede}) \cdot (\partial y_{rede} / \partial y_{nó KK}) \cdot (\partial y_{nó KK} / \partial w) \\ &= (2 \cdot erro_{rede}) \cdot (FatorRetroprop_{nó KK}) \cdot (\partial y_{nó KK} / \partial w) \end{aligned}$$

Prof. Emilio Del Moral Hernandez

$$\begin{aligned} \partial Eq_{\mu} / \partial w \text{ do nó H} &= \\ &= (2 \cdot erro_{rede}) \cdot (\partial y_{rede} / \partial y_{nó H}) \cdot (\partial y_{nó H} / \partial w \text{ do nó H}) \\ &= (2 \cdot erro_{rede}) \cdot (FatorRetroprop_{nó H}) \cdot (\partial y_{nó H} / \partial w \text{ do nó H}) \end{aligned}$$



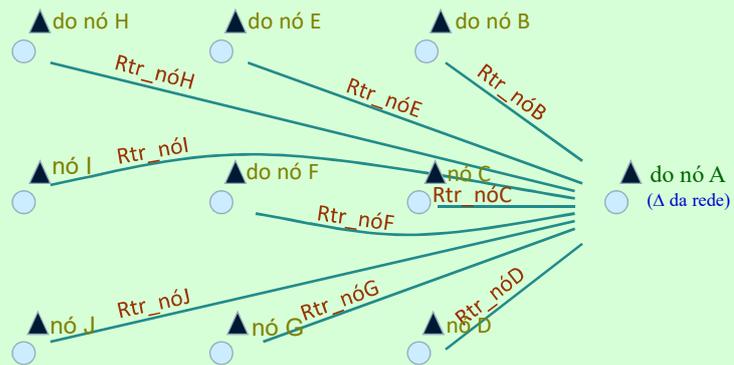
Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Definindo novas variáveis: uma nova variável auxiliar associada a cada nó, chamada **erro do nó**

... Revisitemos a expressão para $\partial Eq_{\mu} / \partial w$, reagrupando termos

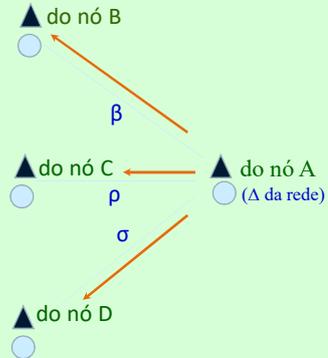
$$\begin{aligned} \partial Eq_{\mu} / \partial w &= \\ &= (2 \cdot \text{erro_rede}) \cdot (\partial y_{\text{rede}} / \partial y_{\text{nó}}) \cdot (\partial y_{\text{nó}} / \partial w) \\ &= (2 \cdot \text{erro_rede}) \cdot \overset{\text{definição}}{\text{FatorRetroprop_nó}} \cdot (\partial y_{\text{nó}} / \partial w) \\ &= (2 \cdot [\text{erro_rede} \cdot \text{FatorRetroprop_nó}]) \cdot (\partial y_{\text{nó}} / \partial w) \end{aligned}$$

↑ Definição de **erro de nó**
(= erro de rede retropropgado ao nó)



Os triângulos representam os erros associados a cada nó

Retropropagação de erro aos nós da penúltima camada



definição de β , ρ e σ :

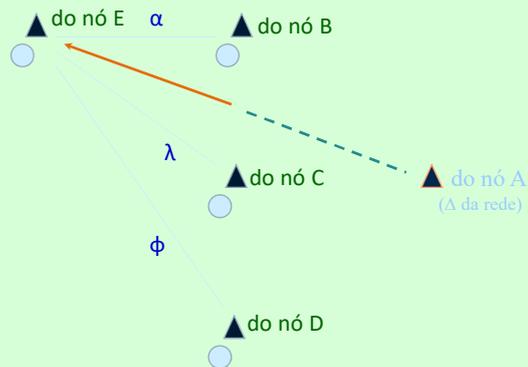
$$\beta : \partial y_A / \partial y_B = (w_{BA} \cdot f_A')$$

$$\rho : \partial y_A / \partial y_C = (w_{CA} \cdot f_A')$$

$$\sigma : \partial y_A / \partial y_D = (w_{DA} \cdot f_A')$$

Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Retropropagação de erro explorando recursão



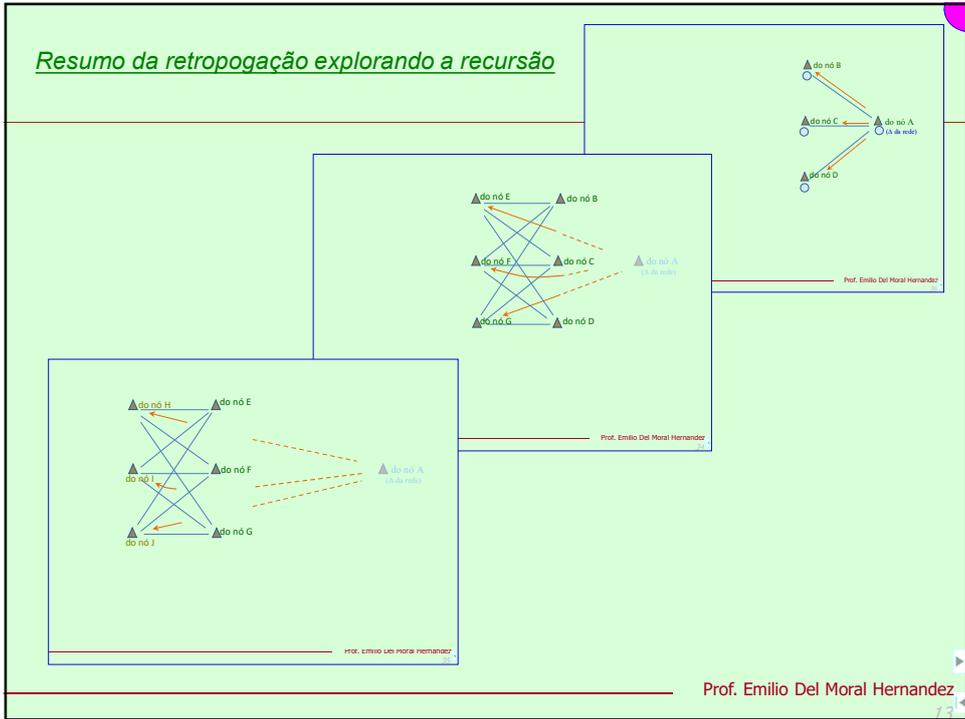
$$\text{erro E} = \alpha \cdot (\text{erro da rede} \cdot \beta) + \lambda \cdot (\text{erro da rede} \cdot \rho) + \phi \cdot (\text{erro da rede} \cdot \sigma)$$

$$= \alpha \cdot (\text{erro B}) + \lambda \cdot (\text{erro C}) + \phi \cdot (\text{erro D})$$

$$\text{erro E} = (\alpha \cdot \text{erro da rede} \cdot \beta) + (\lambda \cdot \text{erro da rede} \cdot \rho) + (\phi \cdot \text{erro da rede} \cdot \sigma)$$

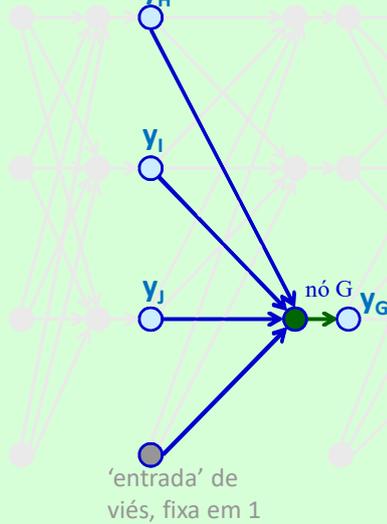
Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Resumo da retropropagação explorando a recursão



Prof. Emilio Del Moral Hernandez

$$\frac{\partial Eq_{\mu}}{\partial w \text{ do nó } G} = (2 \cdot \text{erro_rede}) \cdot \left(\frac{\partial y_{rede}}{\partial y_{\text{nó } G}} \right) \cdot \left(\frac{\partial y_{\text{nó } G}}{\partial w \text{ do nó } G} \right)$$



Cálculos locais ao nó G:

$$\frac{\partial y_G}{\partial w_{HG}} = y_H \cdot f'_G(v_G)$$

$$\frac{\partial y_G}{\partial w_{IG}} = y_I \cdot f'_G(v_G)$$

$$\frac{\partial y_G}{\partial w_{JG}} = y_J \cdot f'_G(v_G)$$

$$\frac{\partial y_G}{\partial w_{OG}} = 1 \cdot f'_G(v_G)$$

Vetorialmente:

$$\text{Grad}_{wG}(y_G) = X_G \cdot f'_G(v_G)$$

(onde o vetor X_G inclui o 1 do viés)

Prof. Emilio Del Moral Hernandez