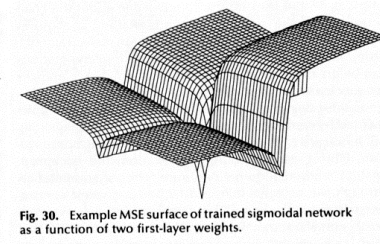
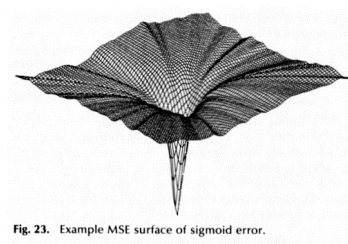
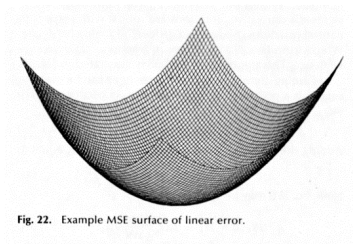


6 – Treinamento:

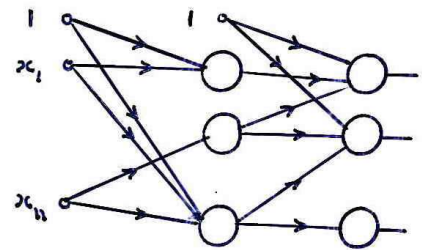
6.1 Superfícies de Erro



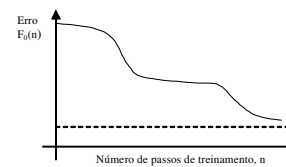
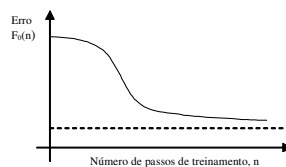
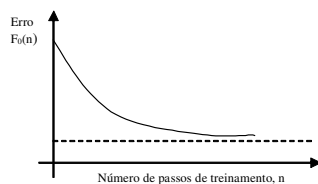
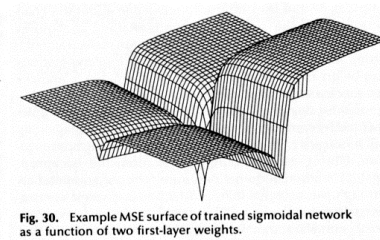
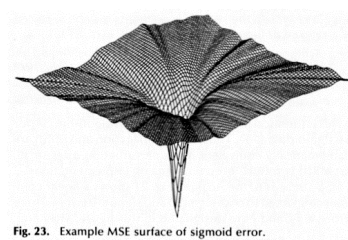
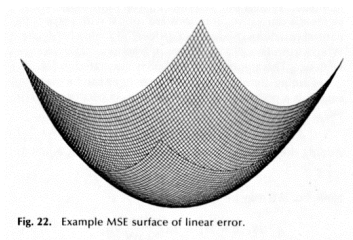
Mínimos locais possíveis ? SIM !

Vários mínimos globais

**Comparação de soluções:
somente via erro**

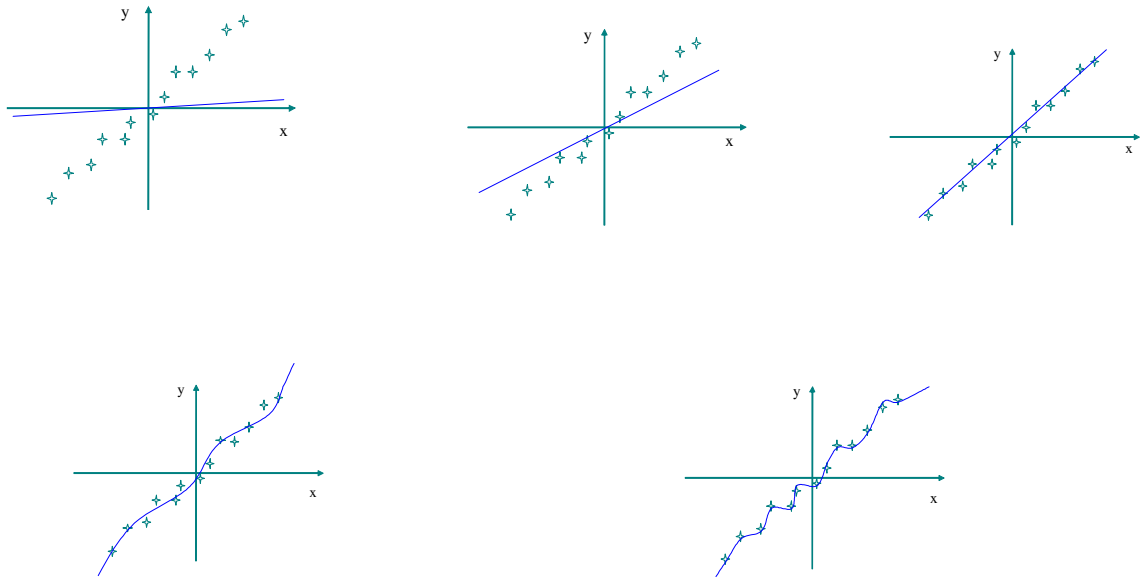


6.2 - Evolução do Erro durante o treinamento



Crítica (acompanhamento) durante o treinamento !

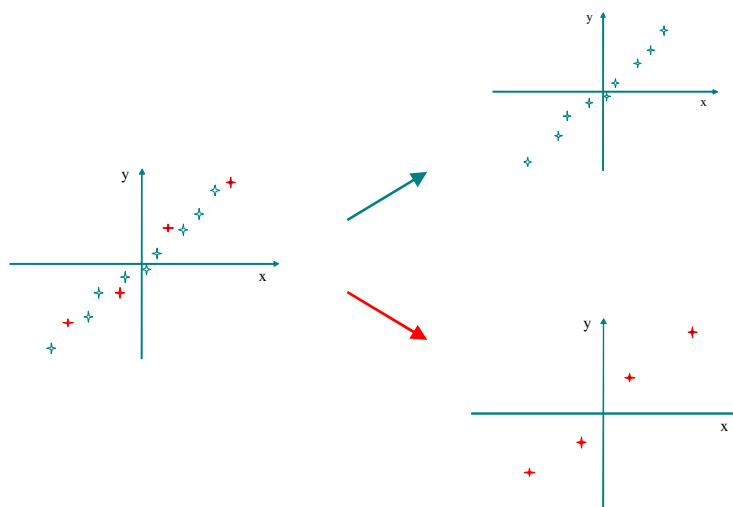
6.3 – Overtraining (overfitting, sobre-treinamento)



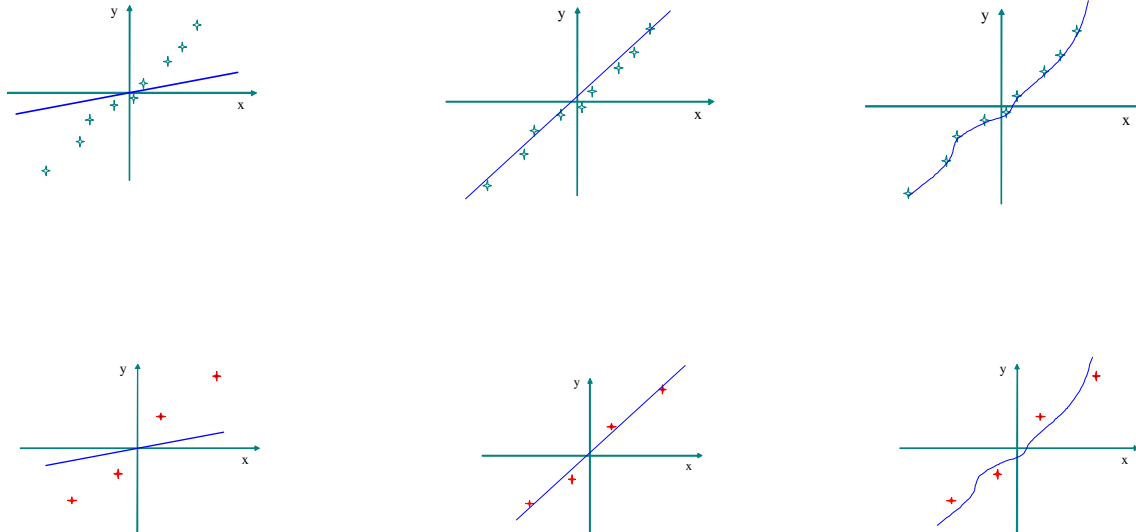
Conjunto dos pares entrada saída >>>

Conjuntos de

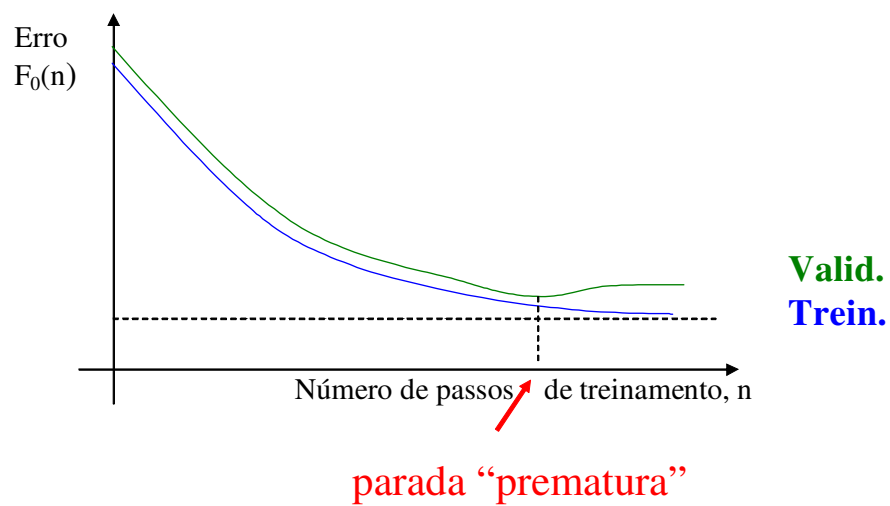
Treinamento 60%
Validação 20%
(Teste) 20%

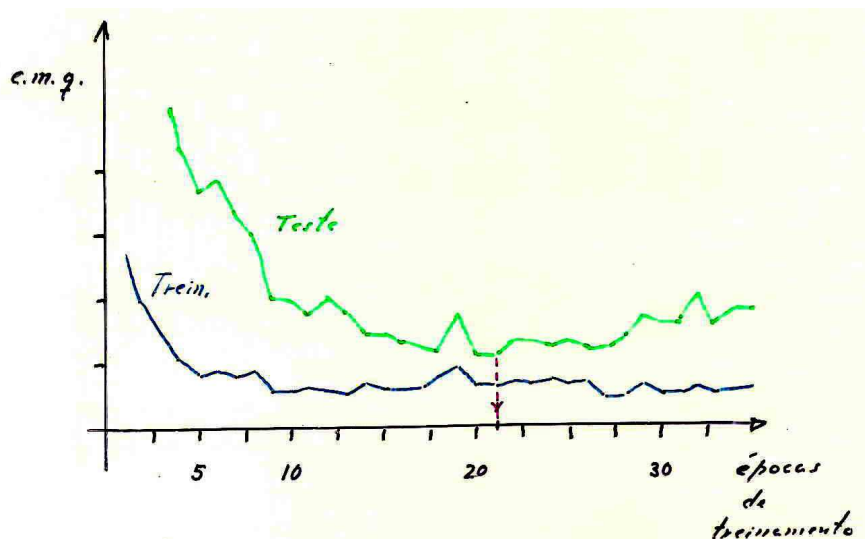


Evolução dos erros ao longo do treinamento nos conjuntos de treinamento e de teste



Controle do overtraining





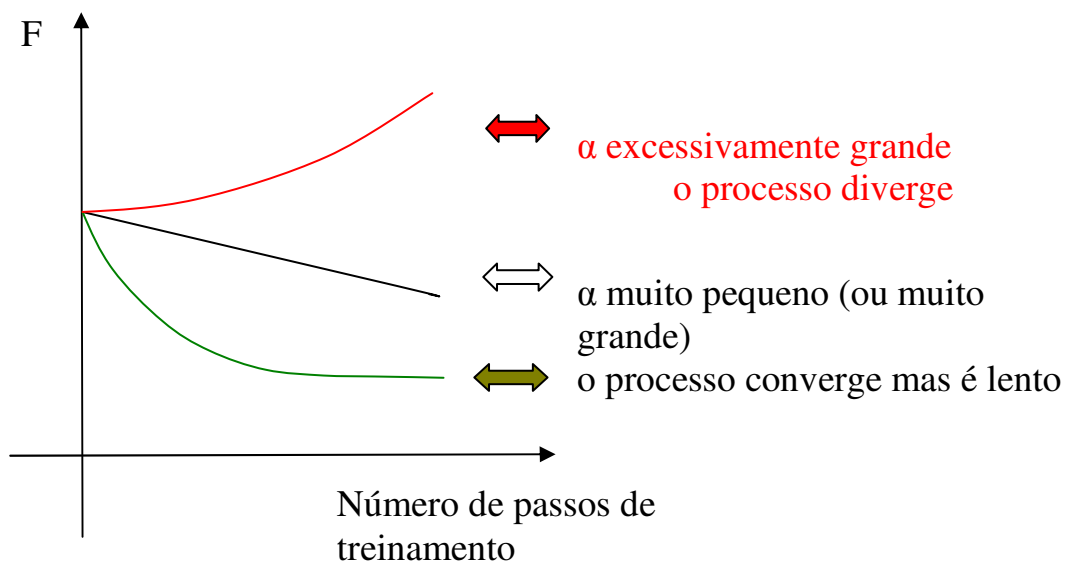
“Save the Best” $\epsilon_{\text{teste}}^*$ $\underline{w}^*$

se para $\underline{w} \neq \underline{w}^*$ $\epsilon_{\text{teste}} < \epsilon_{\text{teste}}^*$

faça $\underline{w}^* = \underline{w}$ e $\epsilon_{\text{teste}}^* = \epsilon_{\text{teste}}$

6.4 – Crítica durante o treinamento

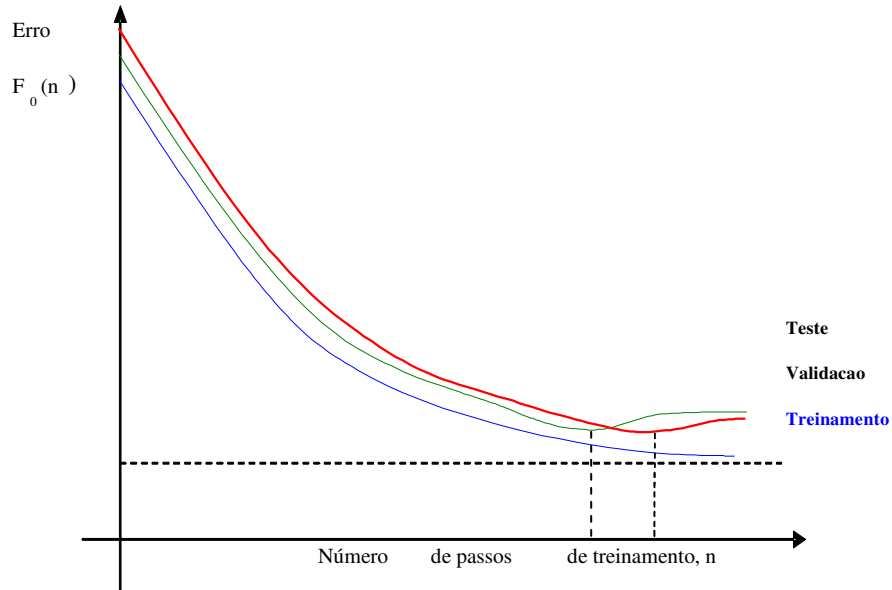
Acompanhamento da evolução do erro nos conjuntos de treinamento, validação e teste durante o processo de treinamento
no início do treinamento: avaliação de α



durante o treinamento:

controle do overtraining,

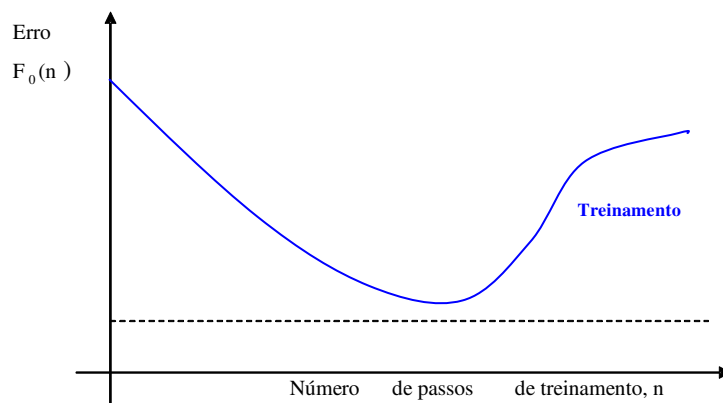
parada prematura



Parada “prematura”: duas soluções

durante o treinamento:

controle de possíveis divergências



“Divergência tardia”

Que tipo(s) de erro(s) acompanhar ?

Saídas contínuas – **Erro eficaz (erms)** ou
erro médio quadrático (emq)

(erro na variável medida) versus (erro matemático)

$$erms = \sqrt{emq}$$

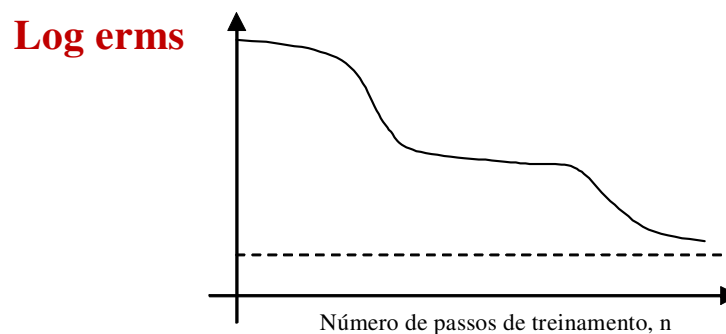
Obs: se na normalização $y_i = \frac{1}{\sigma_{Y_i}} (Y_i - \mu_{Y_i})$

então o erro eficaz na saída real, não escalada, é:

$$erms_{Y_i} = \sigma_{Y_i} erms_{y_i}$$

Escalas

Usualmente o erro médio quadrático (emq) e o erro eficaz (erms) variam por décadas - **usar escala log**



Saídas Lógicas:

Erms versus Erro de Classificação

$$F_{classificação} = \frac{1}{4} E_P [y_i - \text{sign}(\tilde{y}_i)]^2$$

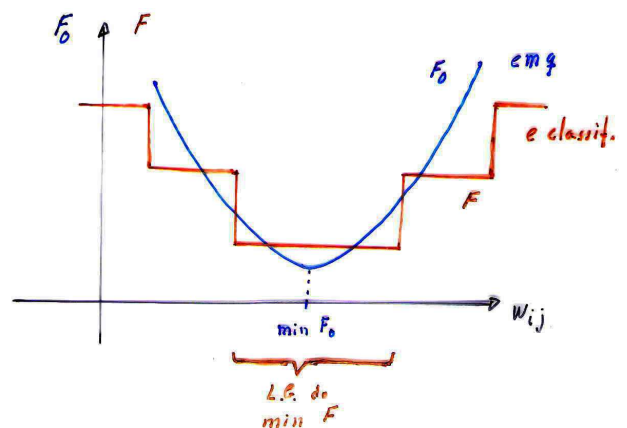
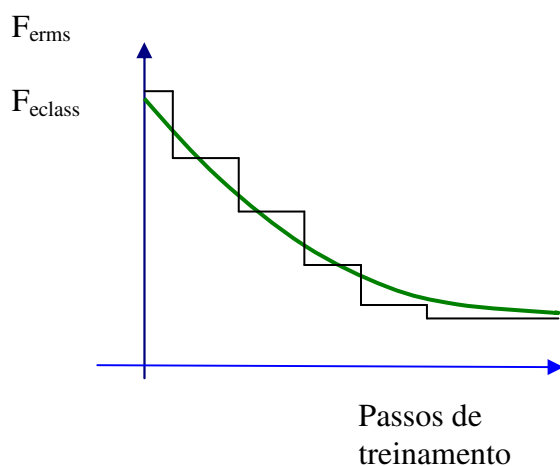
$$= \frac{1}{4P} \sum_{i=1}^P [y_i - \text{sign}(\tilde{y}_i)]^2$$

- erro percentual eficaz na classificação

No acompanhamento do erro de saídas lógicas

Plotar os dois erros, **log erms** e erro de classificação !

usar escala log



6.5 - Validação Cruzada

baixa estatística

Caso extremo: leave one out

Conjunto dos Pares entrada saída >>>

Conjunto A 20%
 Conjunto B 20%
 Conjunto C 20%
 Conjunto D 20%
 Conjunto E 20%

Composição dos Conjuntos:

Treinamento 60%	Validação 20%	Teste 20%
C+D+E *	B	A
B+D+E	C	A
B+C+E	D	A
B+C+D	E	A
C+D+E *	A	B
A+D+E	C	B
...	...	...
A+B+D	C	E
A+B+C	D	E

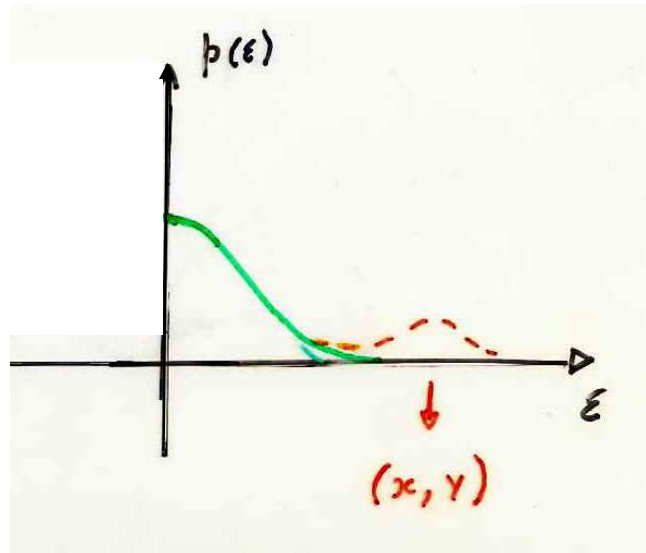
Total: 20 casos (* 10 treinamentos a realizar)

Verificar média e dispersão do erro nos **conjunto de teste**.

6.6 Crítica pós-treinamento - histograma dos erros

$$(\underline{x}, \underline{y}) \longrightarrow \underline{\tilde{y}} \longrightarrow \varepsilon = |\underline{y} - \underline{\tilde{y}}|$$

$$\varepsilon_k > 3\sigma_\varepsilon \longrightarrow \text{Provável anomalia}$$



Examinar conjuntos de treinamento, teste e validação

Anomalias possíveis:

Intrusos,

Regiões de baixa população

Mapeamento localmente complexos

Correção de anomalias: ver processos pós treinamento

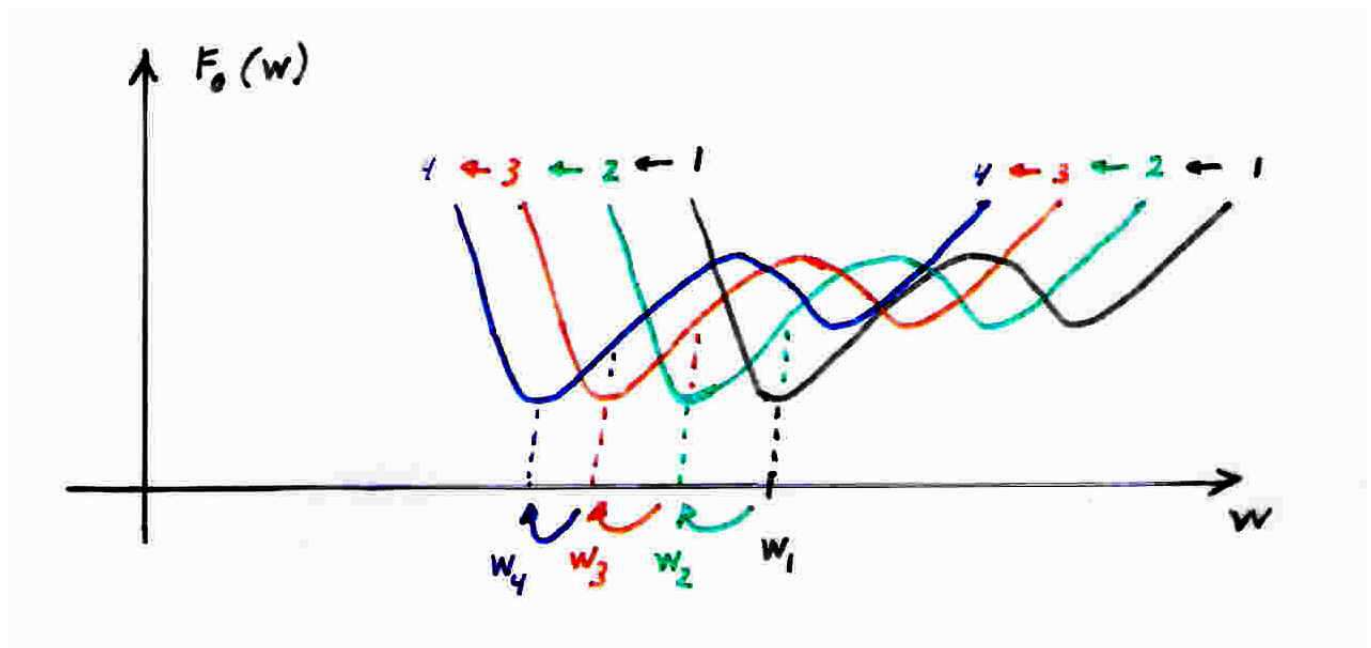
Intrusos - **eliminar**

Regiões de baixa população - **replicar pares da região**

Mapeamento localmente complexos - **acrescentar neurônios com atuação na região**
(neurônios RBF ou tgh
com $\underline{w} \sim \underline{x}_{\text{crítico}}$)

6.7 – Treinamento dinâmico, adaptativo

Sistemas variantes no tempo



Variações lentas vs. rápidas

Variações lentas nos pares entrada-saída (no mapeamento)

a rede acompanha, “aprende” o novo mapeamento e “esquece” os pares antigos (se $\alpha > 0$)

Variações bruscas nos pares entrada –saída (no mapeamento)

a rede pode não aprender o novo mapeamento, pode ficar presa em um mínimo local, etc. Mais seguro refazer o treinamento.