

Medidas de desempenho em ...

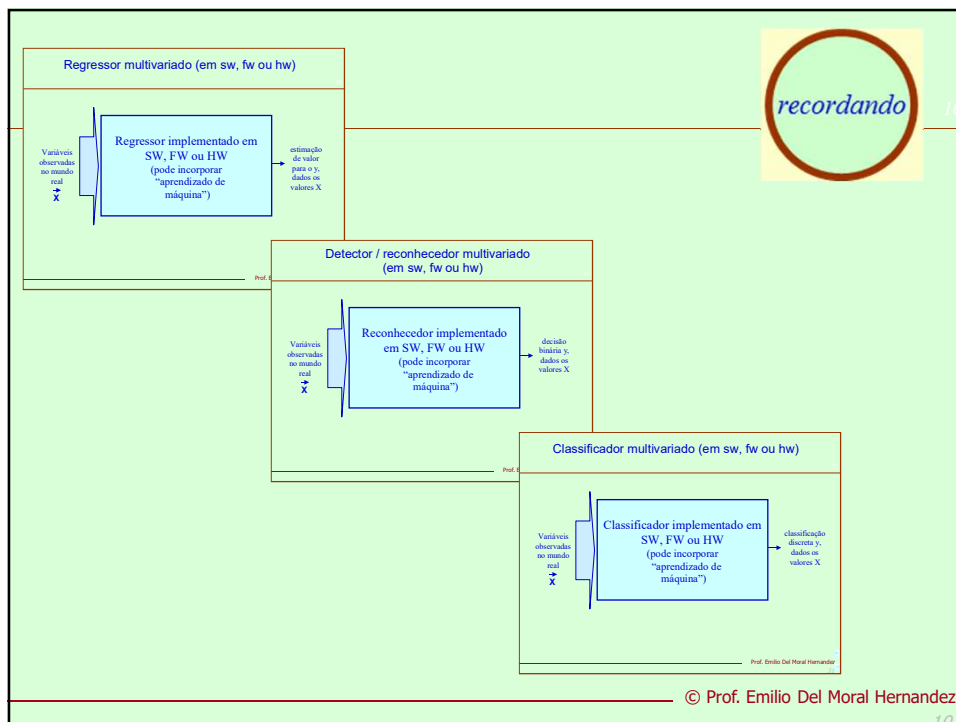
REGRESSORES

RECONHECEDORES

DETECTORES

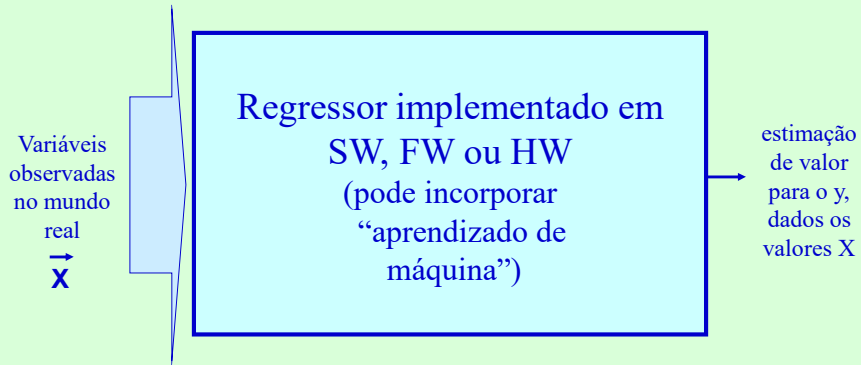
CLASSIFICADORES

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez



Regressor multivariado (em sw, fw ou hw)

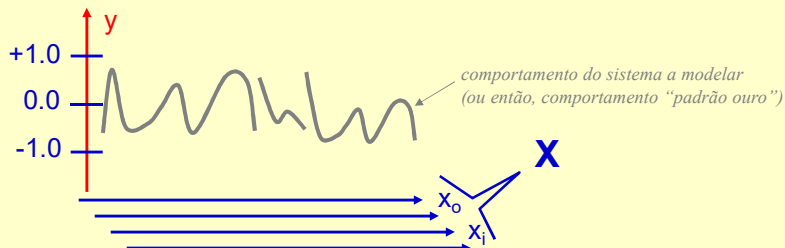
recordando



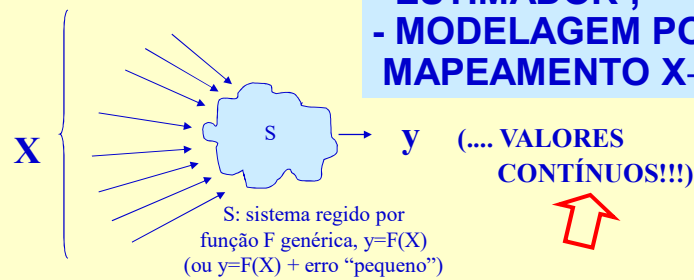
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

A função $y(X)$ “a descobrir”, num caso geral de função analógica $y(X)$

recordando



- ESTIMADOR ;
- MODELAGEM POR
MAPEAMENTO $X \rightarrow y$

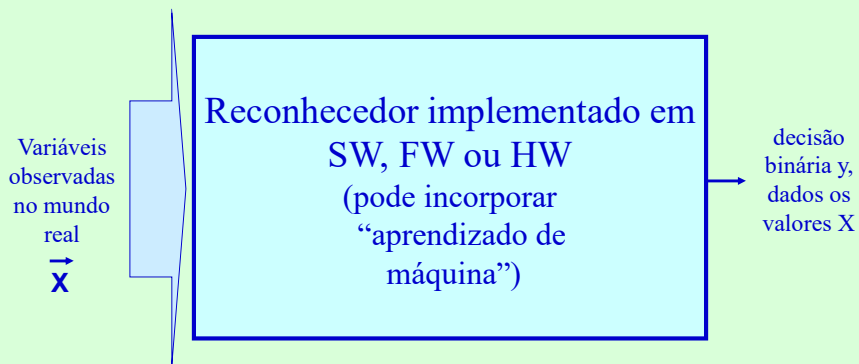


12

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

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

14

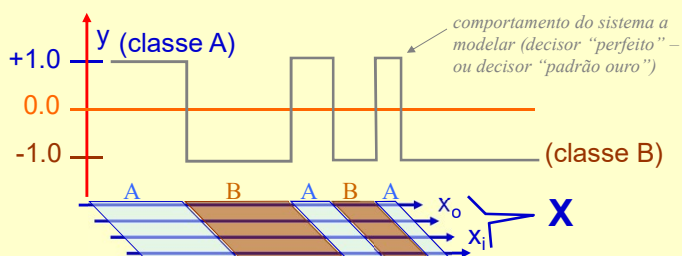


© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

14

Caso de classificação binária / reconhecimento de padrões ...

recordando



**CLASSIFICADOR;
RECONHECEDOR DE
PADRÕES NOTÁVEIS**

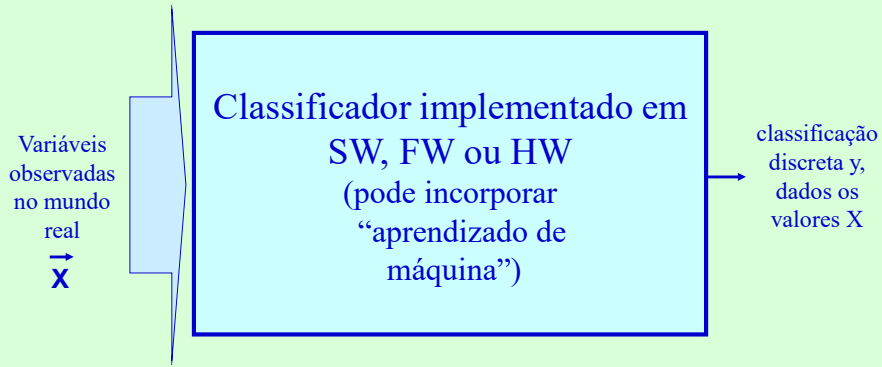


15

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Classificador multivariado (em sw, fw ou hw)

recordando 6



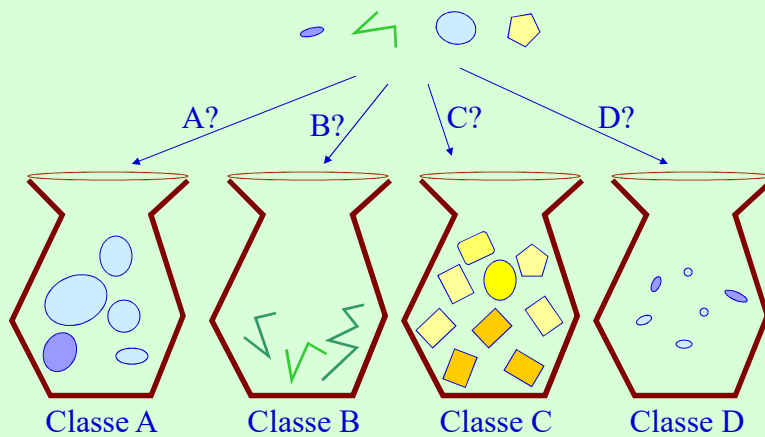
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

16

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

recordando 7

Um dado objeto específico observado é de que tipo



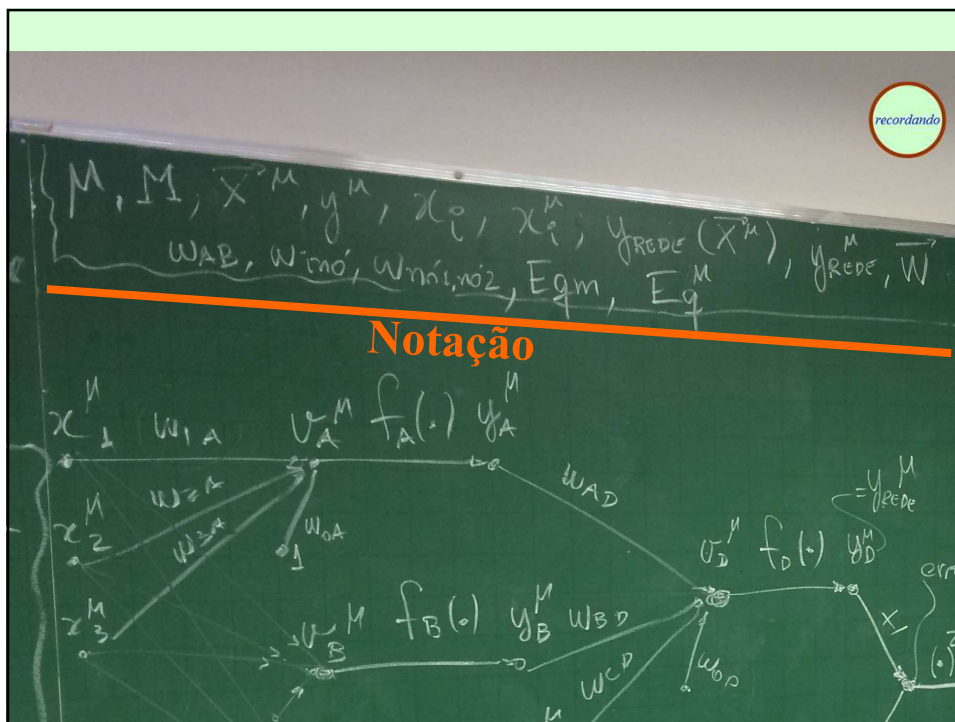
© Prof. Emilio Del Moral Hernandez

17

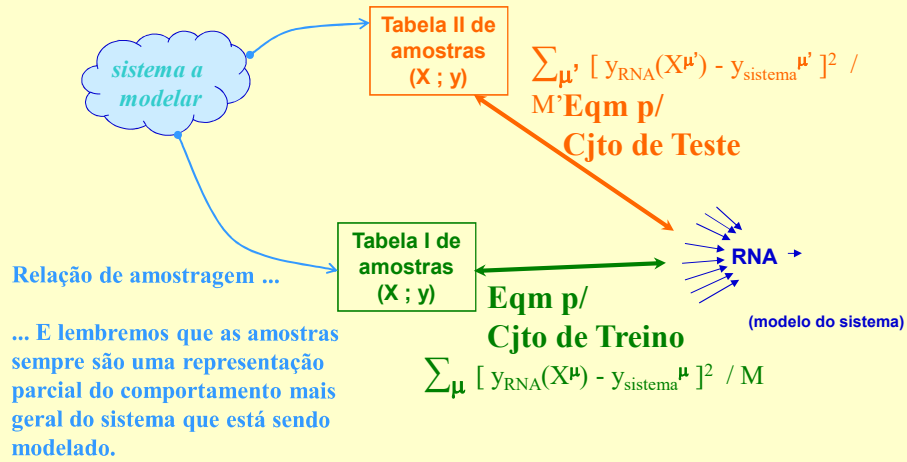
... A medida de aderência do modelo aos dados de treino clássica Eqm (ou RMS) é usada frequentemente tanto como indicador de qualidade da modelagem quanto como o “motor” do método do gradiente ...

Mas as medidas da caracterização final de qualidade do modelo – face aos dados empíricos de teste – têm mesmo que ser feitas com o Eqm (ou RMS), ou poderíamos usar outras medidas diferentes do Eqm?

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez



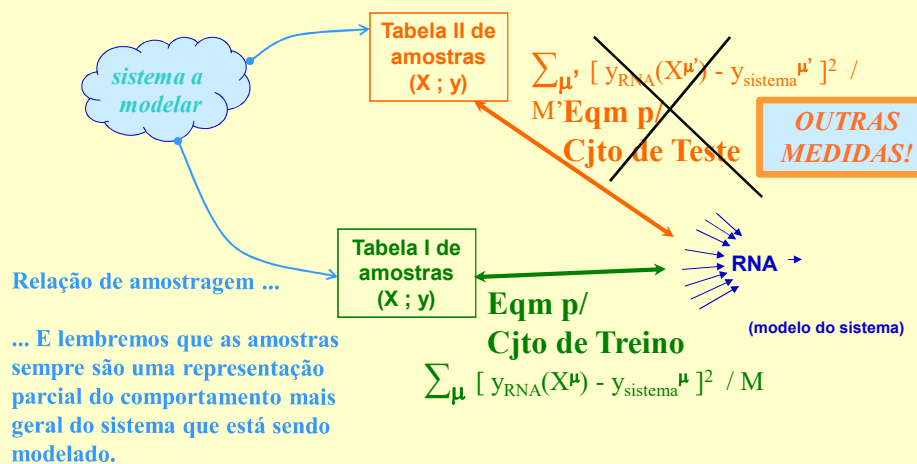
O treinamento mira minimizar o **Eqm** das amostras (X ; y) de treino. A avaliação de qualidade de generalização é feita a partir de **Eqm** com novas amostras (X ; y) ... Estas são chamadas amostras de teste :



20

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

O treinamento mira minimizar o **Eqm** das amostras (X ; y) de treino. A avaliação de qualidade de generalização é feita a partir de ~~Eqm~~ com novas amostras (X ; y) ... Estas são chamadas amostras de teste :



22

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Pergunta: O Eqm (ou RMS) indica a qualidade do modelo? *Onde usar Eqm ou onde não?*

Algumas potenciais medidas de qualidade em regressores (cada aplicação pode preferir umas ou outras ...)

- Eqm e RMS
- Módulo Médio do Erro
- Máximo Módulo do Erro
- Média dos Erros Positivos
- Máximo Módulo dos Erros Positivos
- Média dos Erros Negativos
- Máximo Módulo dos Erros Negativos
- Esses todos derivados dos erros acima, mas em suas versões normalizadas, com relação ao módulo de y
- Estes todos acima, mas sujeitos a conhecimento de X (local) – qualidade dependente do valor do argumento X da regressão
- Histograma de erros (ou seja, a “densidade de probabilidade de erros empírica”)
- Faixa de valores de erros que se enquadram num certo número de “deciles” – ou terciles, ou quartiles, etc etc – da distribuição de erros (seja sobre a distribuição o erro com sinal + -, ou seja sobre o erro em módulo)
- Combinações específicas de vários acima ... Como bem percebido por colegas em sala, várias combinações fazem muito sentido, como informação de caracterização mais completa ao cliente / usuário do regressor!

11

PSI2672 – Reconhec. de Padrões, Modelagem e Redes Neurais – Prof. Emilio Del Moral Hernandez – © 2015

mandez

Algumas potenciais medidas de qualidade em regressores (cada aplicação pode preferir umas ou outras ...)

- Eqm e RMS
- Módulo Médio do Erro
- Máximo Módulo do Erro
- Média dos Erros Positivos
- Máximo Módulo dos Erros Positivos
- Média dos Erros Negativos
- Máximo Módulo dos Erros Negativos
- Esses todos derivados dos erros acima, mas em suas versões normalizadas, com relação ao módulo de y
- Estes todos acima, mas sujeitos a conhecimento de X (local) – qualidade dependente do valor do argumento X da regressão
- Histograma de erros (ou seja, a “densidade de probabilidade de erros empírica”)
- Faixa de valores de erros que se enquadram num certo número de “deciles” – ou terciles, ou quartiles, etc etc – da distribuição de erros (seja sobre a distribuição o erro com sinal + -, ou seja sobre o erro em módulo)
- Combinações específicas de vários acima ... Como bem percebido por colegas em sala, várias combinações fazem muito sentido, como informação de caracterização mais completa ao cliente / usuário do regressor!

11

Coeficiente de correlação de Pearson ...

pt.wikipedia.org/wiki/Coeficiente_de_correla%C3%A7%C3%A3o_de_Pearson

Coeficiente de correlação de Pearson

Origem: Wikipédia, a enciclopédia livre.

Esta página ou secção cita fontes fiáveis e independentes, mas que **não cobrem** todo o conteúdo, o que **compromete a verificabilidade** (desde Agosto de 2011). Por favor, insira mais referências no texto. Material sem fontes poderá ser removido.
—Encontre fontes: [Google](#) (notícias, livros e académico)

Em estatística descritiva, o **coeficiente de correlação de Pearson**, também chamado de "coeficiente de correlação produto-momento" ou simplesmente de "rho de Pearson" mede o grau da correlação (e a direcção dessa correlação - se positiva ou negativa) entre duas variáveis de escala métrica (intervalar ou de rácio/razão).

Este coeficiente, normalmente representado por ρ assume apenas valores entre -1 e 1.

- $\rho = 1$ Significa uma correlação perfeita positiva entre as duas variáveis.
- $\rho = -1$ Significa uma correlação negativa perfeita entre as duas variáveis - Isto é, se uma aumenta, a outra sempre diminui.
- $\rho = 0$ Significa que as duas variáveis não dependem linearmente uma da outra. No entanto, pode existir uma dependência não linear. Assim, o resultado $\rho = 0$ deve ser investigado por outros meios.

Índice [esconder]

- Cálculo
- Interpretando ρ ¹¹
- Interpretação geométrica
- Referências
- Ver também

Cálculo [editar | editar código-fonte]

Calcula-se o coeficiente de correlação de Pearson segundo a seguinte fórmula:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X) \cdot \text{var}(Y)}}$$

onde x_1, x_2, \dots, x_n e y_1, y_2, \dots, y_n são os valores medidos de ambas as variáveis. Para além disso

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

e

- Interpretando ρ ¹¹
- Interpretação geométrica
- Referências
- Ver também

Cálculo [editar | editar código-fonte]

Calcula-se o coeficiente de correlação de Pearson segundo a seguinte fórmula:

$$\rho = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \cdot \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} = \frac{\text{cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{var}(X) \cdot \text{var}(Y)}}$$

onde x_1, x_2, \dots, x_n e y_1, y_2, \dots, y_n são os valores medidos de ambas as variáveis

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \cdot \sum_{i=1}^n x_i$$

e

Coeficiente de correlação de Pearson ...

Medidas de desempenho em reconhecedores de padrões / detectores e classificadores

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

E quanto a reconhecedores de padrões?

- Taxa de acertos (%)
- Taxa de erros (% complementar)
- Taxa de acertos em separado para as duas classes
(A x B) ... Taxas de acerto / erro para A .. e para B ...

Sensibilidade, Especificidade, etc etc

... Sensibilidade = $VP / \text{Todos casos realmente Positivos}$

... Especificidade = $VN / \text{Todos casos realmente Negativos}$

29

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Continuando com + conceitos: avaliando o desempenho de reconhecedores de padrões

- O Erro quadrático médio Eqm (ou o RMSE), que é fornecido automaticamente pelas bibliotecas neurais ... poderia ser usado, mas há indicadores mais interessantes, que são específicos para o contexto de reconhecimento e classificação de padrões
- Taxa de acertos em classificação / reconhecimento
- 4 Combinações possíveis (ou $(K_{\text{classes}})^2$ no caso geral multiclass) envolvendo as classificações do classificador “padrão ouro” e as classificações do modelo neural
(diagramas de Venn / conjuntos nos ajudam a entender)
- Matriz de confusão: tamanho é $K_{\text{classes}} \times K_{\text{classes}}$

32

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

(I) Podemos ter imperfeição na separabilidade de classes gerada por limitações da fronteira separadora da classe de modelagem empregada:

fronteira linear

x

não linear (“curva”) específica

x

fronteira universal

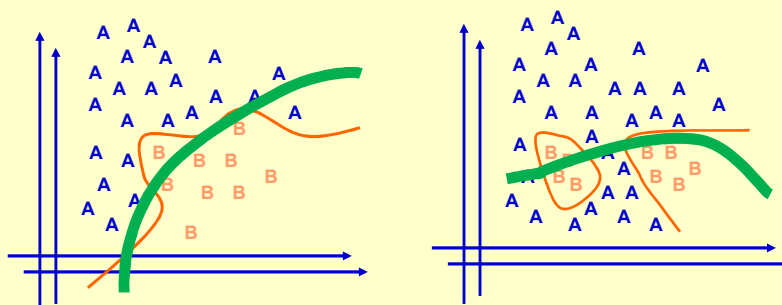
33

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Capacidade de reconhecimento de padrões em casos complexos NÃO LINEARES

Com as RNAs, a hipersuperfície de separação entre classes vai muito além dos hiperplanos

Em verde: fronteiras limitadas (implementadas com poucos nós neurais), que levam a alguns erros na classificação automática.



34

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

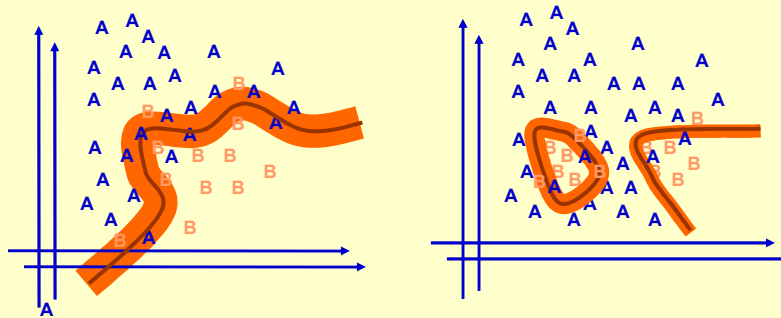
(II) Mas ... Pode também haver imperfeição na separabilidade de classes mesmo com uma fronteira genérica, se existir no fenômeno modelado uma sobreposição parcial de classes (B) no espaço de medidas X:

... nesse caso, nenhuma fronteira de separação escolhida garantirá a separação perfeita

35

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

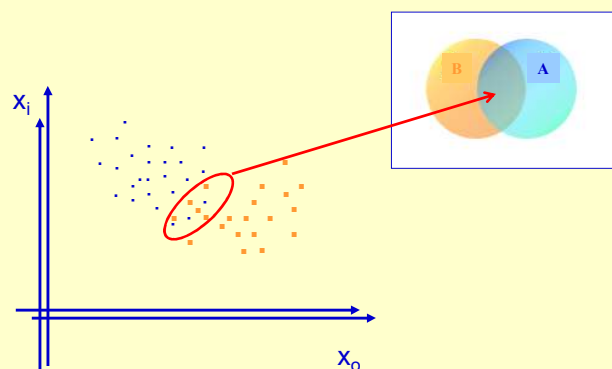
Situações de classes com sobreposição parcial no espaço de atributos X ; situações de fronteiras de separação difusas ...



36

© Prof. Emilio Del Moral – EPUSP

Sobreposição parcial de classes

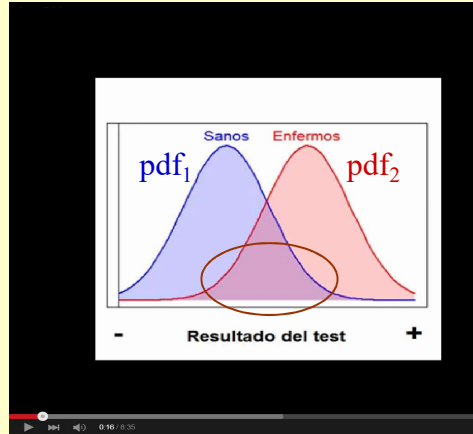


37

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Sobreposição parcial de classes

<https://www.youtube.com/watch?v=pA4E2uVHiYo> (início do vídeo)



Exemplo em diagnóstico médico:

Para certas faixas de valores, observamos que mesmo tendo-se exatamente o mesmo resultado clínico (tendo-se o mesmo valor de “nosso X ”) pode ocorrer tanto de um indivíduo que obteve tal valor de resultado no exame estar SÃO (“nosso $y = -1$ ”) quanto de um outro com o mesmo valor de resultado estar ENFERMO (“nosso $y = +1$ ”). ... Podemos dizer que há sobreposição significativa das duas funções de densidade de probabilidade $f_{dp_1}(X|sadio)$ e $f_{dp_2}(X|enfermo)$.

39

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Matriz de confusão para caracterização de desempenho de reconhecedor de padrões

	“Classe A” (sugestão do MLP)	“Classe B” (sugestão do MLP)	
(Sabidamente) Classe A	AC_A	ER_A	✗
(Sabidamente) Classe B	ER_B	AC_B	✓

- AC_A : padrão da classe A reconhecido como classe A
- ER_A : padrão da classe A reconhecido como classe B
- AC_B : padrão da classe B reconhecido como classe B
- ER_B : padrão da classe B reconhecido como classe A

Taxa de Acertos Tente calculá-la com base nos elementos acima presentes na matriz de confusão

41

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez
exemplo desenvolvido por Leandro Augusto da Silva

Matriz de confusão avaliada sobre resultados com o conjunto de dados empíricos (treino e/ou teste) ... Há inúmeros “estilos” envolvendo porcentagens ...

	Aprovar Crédito (sugestão MLP)	Reprovar Crédito (sugestão MLP)
Aprovar Crédito (registro da base de dados)	80.0%	20.0%
Reprovar Crédito (registro da base de dados)	5.0%	95.0%

$$\text{Acerto}_{\text{MLP}} = \frac{80.0\% + 95.0\%}{2} = 87.5\%$$

(... e aqui usamos a média simples, não ponderada, supondo mesmo volume de exemplares nas duas classes, positivos e falsos!)

42

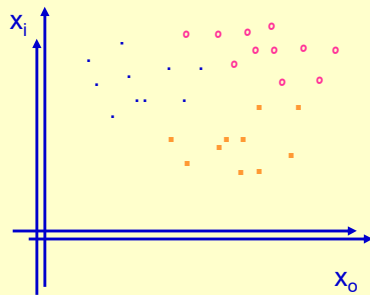
exemplo desenvolvido por Leandro Augusto da Silva

Um parênteses ... Como você generalizaria o conceito de matriz de confusão para o caso de 3 classes em vez de duas? E para 10 classes?

43

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

A matriz de confusão quando temos 3 (ou mais) classes



Classificação Automática

	C1	C2	C3
Padrão Ouro C1	125	11	2
Padrão Ouro C2	0	285	0
Padrão Ouro C3	26	3	44

$$\text{Taxa de acertos global} = (125+285+44) / 495 = 92\%$$

(... aqui usamos a média simples – não ponderada – supondo o mesmo volume de exemplares empíricos nas três classes, C1, C2 e C3!)

44

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Destacando e contabilizando os volumes de confusões entre as diversas classes ...

- de C1 para C2: 11 (2%)
- de C1 para C3: 2 (0.4%)
- de C2 para C1: 0
- de C2 para C3: 0
- de C3 para C1: 26 (5%)
- de C3 para C2: 3 (0.6%)

Classificação Automática

	C1	C2	C3
Padrão Ouro C1	125	11	2
Padrão Ouro C2	0	285	0
Padrão Ouro C3	26	3	44

46

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Análise Diferencial de Audio (DAA)

Experimento PPC910

Classificado \ Real	1	2	3	4	5	6	7	8	9	0	TPR(%)
1	47										100.0
2		46						2			95.8
3	2		51								96.2
4			2	35	5		9				68.6
5		11	1	26	8	11	2				44.1
6		1	3		46			2			88.5
7				1		57	5				90.5
8		11	2		21		23	4			37.7
9	1	3	7	1	5	2		22	9		44.0
0						1	3		42		91.3
TPR Médio											76±25

Atributos **logLIT** mostraram-se razoáveis para este experimento, mas com grande variância. No melhor caso, acerto médio de **76±25%**.

Gerson de Souza Faria

Novos ataques de canal secundário a dispositivos de entrada m...

48

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

*Medidas de
desempenho
específicas para
detectores*

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Casos em que o classificador binário é encarado como um detector / identificador

- Uma das duas classes representa a detecção / o reconhecimento / a ocorrência de um dado cenário relevante e que está sendo alvo de detecção.
 - Por ex: detecção de provável doença num diagnóstico, detecção de uma potencial turbulência no mercado, detecção de uma provável fraude em curso, detecção de um potencial consumidor de um produto, etc etc etc.
- A outra classe, complementar à anterior, indica a NÃO ocorrência de tal cenário relevante e que está sendo alvo de detecção.
 - complementarmente: não há doença provável, não há potencial turbulência, não há provável fraude em curso, não é consumidor provável, etc etc etc.
- Nesse caso, uma classe é denominada positiva (= sim, temos detecção do cenário alvo) e a outra negativa (= não, o cenário alvo não foi detectado)

51

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Casos em que o classificador binário é encarado como um detector / identificador

- Assim, em lugar da saída binária do classificador automático ser encarada não mais como sendo a indicação de uma de duas classes abstratas A e B, mas sim como sendo a **indicação Positiva (P)** do detector ou a **indicação Negativa (N)** do detector, para a ocorrência de um alvo específico de interesse na detecção
- E temos expressões específicas associadas aos casos de **acertos** ou **erros** na classificação automática realizada, respectivamente **Classificações Verdadeiras (V)** e **Classificações Falsas (F)**

52

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Estendendo termos técnicos relacionados à matriz de confusão e suas componentes ...

- Dando destaque a uma das duas classes binárias: “Diagnóstico Positivo” / “Diagnóstico Negativo”
- Interpretações em outros contextos que não o médico:
 - Alarme de reconhecimento disparado x Alarme em silêncio
 - Risco provável previsto x Sem risco previsto
 - Necessidade de providência x Normalidade (sem necessidade)
 - Oportunidade de ação x Sem destaques que mereçam ação
- Contrastando o diagnóstico perfeito com o diagnóstico imperfeito de um exame ou de um autômato:
Diagnóstico Verdadeiro / Diagnóstico Falso
- Combinações dos diversos cenários VP / FP / VN / FN
 - Verdadeiro Positivo; Falso Positivo;
 - Verdadeiro Negativo; Falso Negativo.

54

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

VP/FN/FP/VN ... Sensibilidade e Especificidade

<https://www.youtube.com/watch?v=y7Puf75vK0w>

The screenshot shows a YouTube video player with a handwritten slide. The slide title is "Sensibilidade? Especificidade?". It contains two main points:

- **sensibilidade**: $\frac{VP}{D}$ → muito sensível: detecta bem os doentes ↑FP
- **especificidade**: $\frac{VN}{ND}$ → muito específico: detecta bem os não doentes ↑FN

The video player interface includes the YouTube logo, search bar, and video title "Entenda o que é Sensibilidade e Especificidade #Dose Diária" by Canal Resumad, with 5,554 views.

55

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

VP/FN/FP/VN ... Sensibilidade e Especificidade

<https://www.youtube.com/watch?v=y7Puf75vK0w>

Sensibilidade? Especificidade?

-sensibilidade: $\frac{VP}{D}$ 90%

-especificidade: $\frac{VN}{ND}$ 90%

teste de detecção => GRIPE

	doente	não-doente	
+	90 VP	10 FP	
-	10 FN	90 VN	T
	100 D	100 ND	30

Entenda o que é Sensibilidade e Especificidade #Dose Diária

Canal Resumid

5.554

56

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

VP/FN/FP/VN ... Sensibilidade e Especificidade (& ROC)

<https://www.youtube.com/watch?v=y7Puf75vK0w>

57

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Resumo ... Medidas de qualidade em reconhecedores de padrões / detectores

- Taxa de acertos (%)
- Taxa de erros (% complementar)
- Taxa de acertos em separado para as duas classes:
 - (A x B) ... Taxas de acerto e de erro para A e p / B
- Em situações em que uma das classes tem o significado de diagnóstico positivo e a outra de diagnóstico negativo, temos outras taxas consideradas relevantes ...
- Sensibilidade, Especificidade, etc etc
 - ... Sensibilidade = $VP / \text{Todos casos realmente Positivos}$
 - ... Especificidade = $VN / \text{Todos casos realmente Negativos}$

58

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Extra — o que segue nos slides restantes deste bloco de slides (slides deste) não foram ainda abordados em sala e não serão objeto da P1!!!

Mais medidas de desempenho específicas para detectores

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

***Extra – o que segue nos slides
restantes deste bloco de slides (slides
restantes deste arquivo) não foram ainda
abordados em sala e não serão objeto da
PI!!!***

***Mais medidas de
desempenho específicas
para detectores***

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

***O conceito de limiar
ajustável em detectores***

62

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

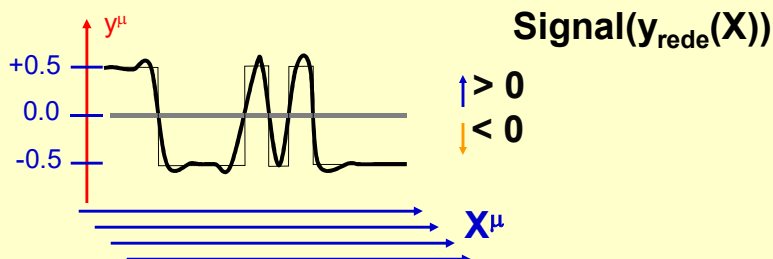
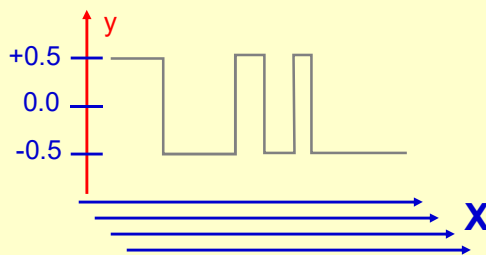
Estendendo conceitos relacionados à matriz de confusão e suas componentes VP, VN, FP, FN ...

- **Conceito de limiar ajustável como parte do reconhecedor** (sensibilidade ajustável pelo usuário / variável de acordo com a circunstância)
- Indo do **Reconhecedor / Detector super estressado** – detector super sensível – ao **Reconhecedor / Detector super dorminhoco** – detector super específico – ...
(vamos de de 100% diagnósticos P a 100% diagnósticos N)
- Sensibilidade e Especificidade combinadas com o conceito de limiar ajustável leva ao conceito da curva ROC ...
Curva ROC de um reconhecedor com limiar ajustável:
Mapeamos a evolução dos valores de Sensibilidade e de Especificidade para todos os limiares, desde o extremo de detecção super sensível (baixo limiar) até o extremo oposto de detecção super específica (alto limiar), passando por todos os cenários intermediários de limiar.

63

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

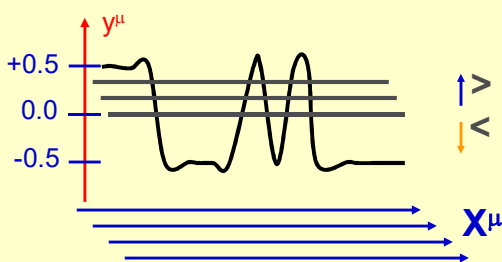
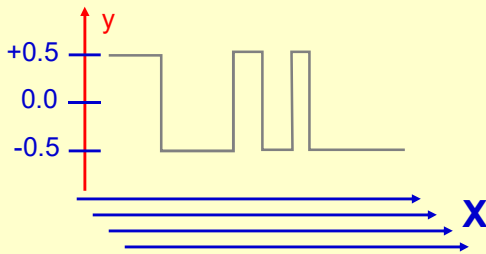
A função $f(X)$ a perseguir é desconhecida e assume valores binários



64

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

A função $f(X)$ a perseguir é desconhecida e assume valores binários



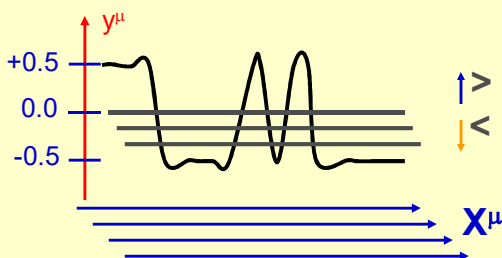
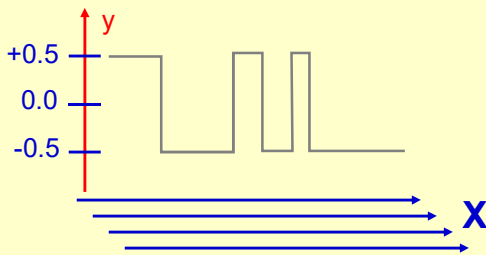
Signal($y_{rede}(X)$ -limiar)

↑ > limiar
↓ < limiar

65

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

A função $f(X)$ a perseguir é desconhecida e assume valores binários



Signal($y_{rede}(X)$ -limiar)

↑ > limiar
↓ < limiar

66

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Podemos ter limiar variável em ...

- Redes neurais
- SVMs
- Comitês com composição (Adaboost e outros)
- Decisores estatísticos
- ...
- ...
- Sempre que houver uma grandeza de “saída” comparada com um limiar no estágio final, para a geração a classificação da decisão

Positivo versus Negativo

67

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

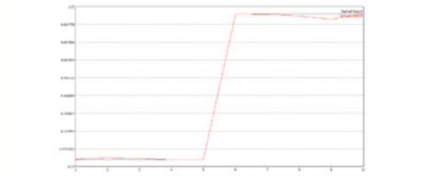
***Aplicando o conceito de
limiar ajustável a projetos
concretos***

68

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

**Carlos – Henrique – Pedro / detector de caracter
(exemplo de limiar ajustável num projeto PSI2672 de 2015)**

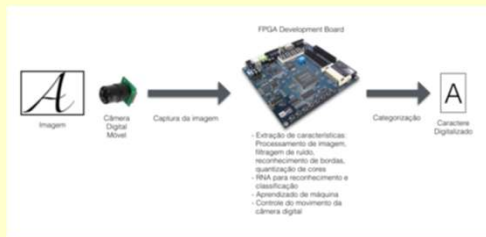
- Dimensão do vetor de entrada = 484 (uma entrada correspondente a cada elemento da matriz 22 x 22)
- Treinamento na RNA com 1 nó de função de transferência linear:



- Teste na RNA com 1 camada escondida formada por 10 nós de função de transferência tanh:



Conceito de limiar de detecção ajustável



70

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

O conceito de curva ROC associada ao exercício completo do leque de valores do limiar ajustável em um detector

72

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

<https://www.youtube.com/watch?v=pA4E2uVHiYo> (início do vídeo)

Curva ROC

Conceito da curva ROC: construção ...

<https://www.youtube.com/watch?v=pA4E2uVHiYo> (início do vídeo)

De limiares bem baixos –
detetor bem sensível, a
 limiares bem altos –
detetor bem específico

A comparação geral de qualidades de detecção associadas as duas ROCs distintas é muitas vezes feita pelo contraste dos valores da área sob a curva ROC: AUC (área under the curve)

75

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

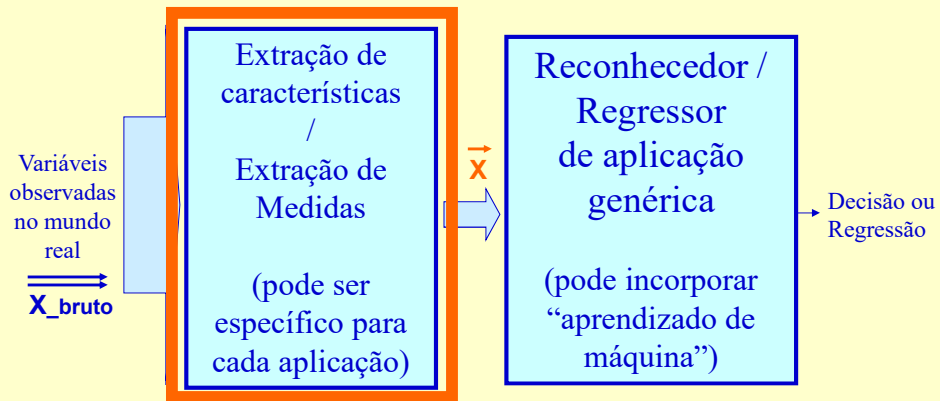
Importante lembrete:

***diferentes estratégias de pré –
processamento e mesmo de
reconhecimento podem levar a
diferentes desempenhos de detecção
e portanto a diferentes ROCs***

76

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

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



77

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Comparando diversas ROCs, de detectores distintos ...

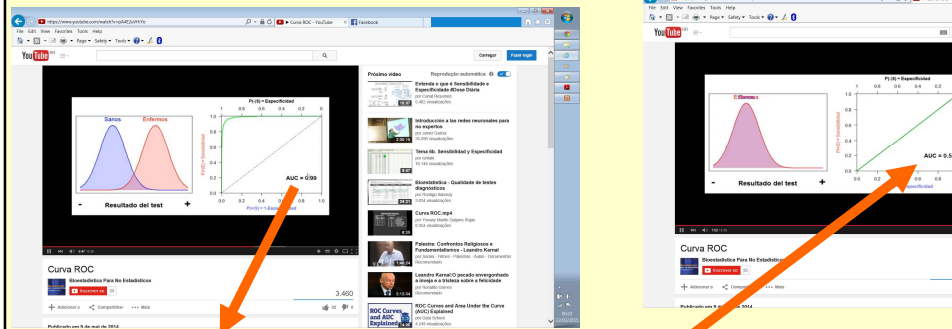
<https://www.youtube.com/watch?v=pA4E2uVHiYo> (início do vídeo)

As setas indicam qualidades cada vez mais pobres de discriminação

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Comparando diversas ROCs, de detectores distintos ...

<https://www.youtube.com/watch?v=pA4E2uVHiYo> (início do vídeo)



AUC alta (0.99) – bom discriminador

AUC só 0.5 – o pior discriminador

79

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Exemplo concreto de efeito benéfico do pré-processamento no contexto de Brain Computer Interface, estudado pelo doutorando Júlio Cesar Saldaña

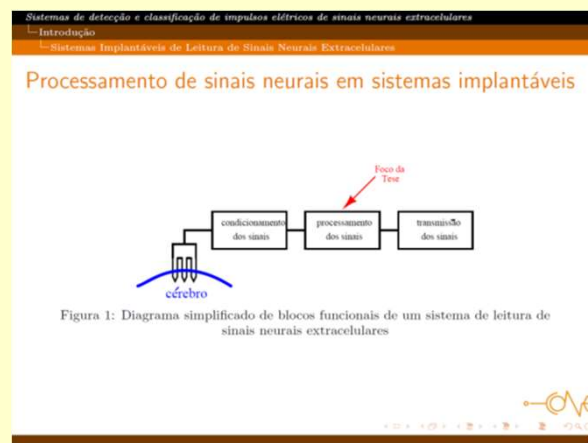
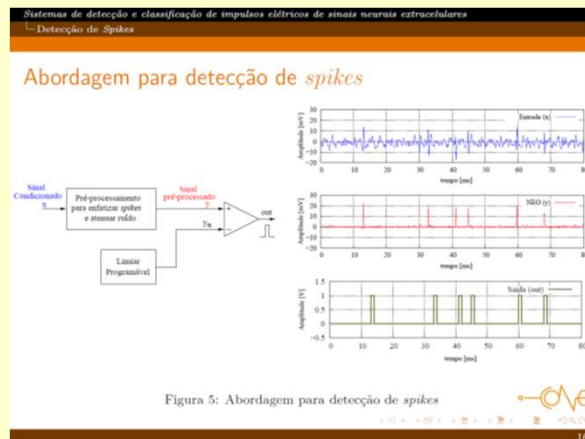


Figura 1: Diagrama simplificado de blocos funcionais de um sistema de leitura de sinais neurais extracelulares

80

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

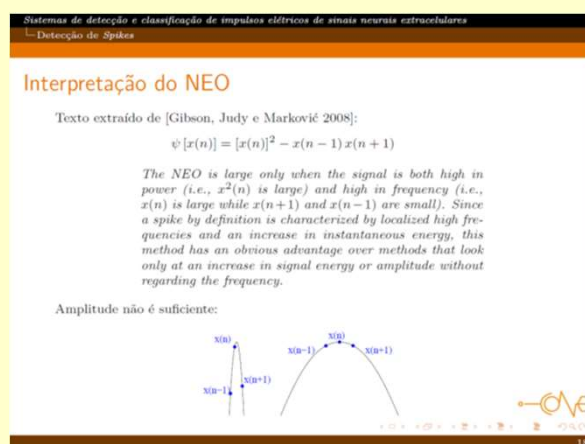
Exemplo de pré-processamento no contexto de Brain Computer Interface, estudado pelo doutorando Júlio Cesar Saldaña



81

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Exemplo de pré-processamento no contexto de Brain Computer Interface, estudado pelo doutorando Júlio Cesar Saldaña



82

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez

Contexto: BCI. Duas ROCs contrastando pre-processamento distintos em um detetor de pulsos corticais (BCI) com limiar variável

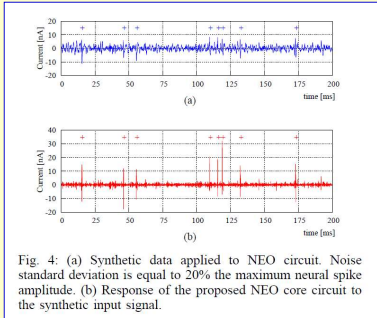


Fig. 4: (a) Synthetic data applied to NEO circuit. Noise standard deviation is equal to 20% the maximum neural spike amplitude. (b) Response of the proposed NEO core circuit to the synthetic input signal.

*Trabalho do doutorando
Júlio Cesar Saldaña*

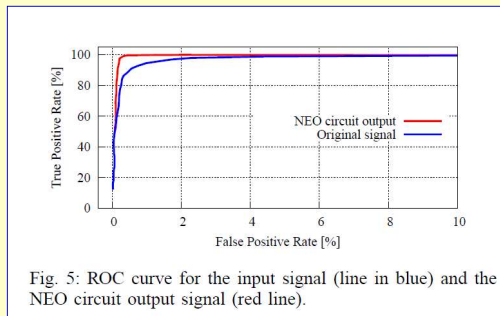


Fig. 5: ROC curve for the input signal (line in blue) and the NEO circuit output signal (red line).

83

© - Prof. Emilio Del Moral Hernandez