



# Universidade Estadual de Londrina Departamento de Computação

# Programa de Mestrado em Computação

## Módulo 7 – Transformada Hotelling (PCA-KLT)

Autor: Prof. Dr. Alan Salvany Felinto

email: alan@uel.br

(2017)



### Sumário



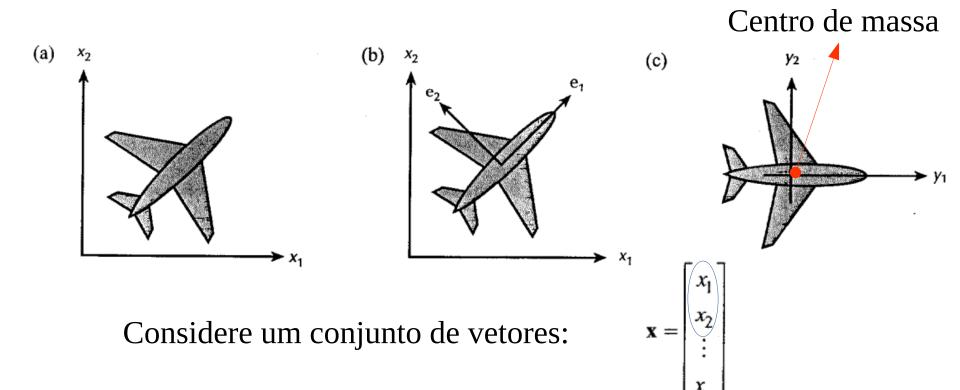
- Estudo de Caso
- Média
- Matriz de Covariância
- Autovalor e autovetor
- Matriz mudança de Base
- Transformada de Hotelling, PCA ou Karhunen-Loeve (KLT)
- Exercícios
- Referências Bibliográficas



### Estudo de Caso



Matriz mudança de base de tal forma que alinhe os dados na direção de maior dispersão.



Para o estudo de caso, considere as coordenadas dos pixeis na imagem,  $\mathbf{x} = (\text{coordenada } \mathbf{x}_1, \text{coordenada } \mathbf{x}_2)^T$ 



## Valor Esperado



Cálculo do valor médio:

Onde M é a quantidade de amostras. No caso exposto, é a quantidade de pixeis na imagem. Portanto  $\mathbf{m}_{\mathbf{x}}$  no estudo de caso é o centro de massa (baricentro) do objeto de interesse.

$$\mathbf{m}_{\mathbf{x}} = (\text{m\'edia em } \mathbf{x}_1, \text{ m\'edia em } \mathbf{x}_2).$$
 $\mathbf{m}_{\mathbf{x}} = \text{valor esperado}$ 
 $\mathbf{m}_{\mathbf{x}} = E\{\mathbf{X}\}$ 
 $\mathbf{m}_{\mathbf{x}} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \mathbf{x}_k$ 

Para conhecer o comportamento das medidas calcula-se a a matriz de covariância, que contem as variância e as covariâncias dos dados.

Podemos construir a matriz Covariância utilizando **m**.:

$$\mathbf{C}_{\mathbf{x}} = \frac{1}{M} \sum_{k=1}^{M} \mathbf{x}_{k} \mathbf{x}_{k}^{T} - \mathbf{m}_{\mathbf{x}} \mathbf{m}_{\mathbf{x}}^{T}$$



### Exemplo Numérico



#### Propriedades:

- -A matriz de covariância é simétrica.
- Se a matriz de Covariância<sub>(nxn)</sub> for real e simétrica, existirá n autovalores associados a n autovetores [Noble 1969].



### Transformada

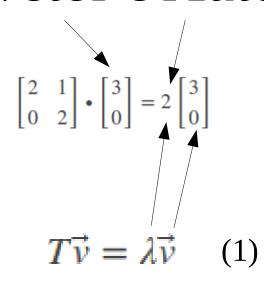


Se **Cx** é real e simétrica então existe n autovetores ortonormais, associado a n autovalores

### Autovetor e Autovalor







 $det(M-\lambda I)=0$  (2)

Bhaskara

$$x = \frac{-b \pm \sqrt{b^2 - 4ac}}{2a}$$

- 1) Calcule o autovalor utilizando a EQ 2.
- 2) Com o autovalor calculado encontre o autovetor utilizando a EQ 1.



# Calculo do autovalor e autovetor



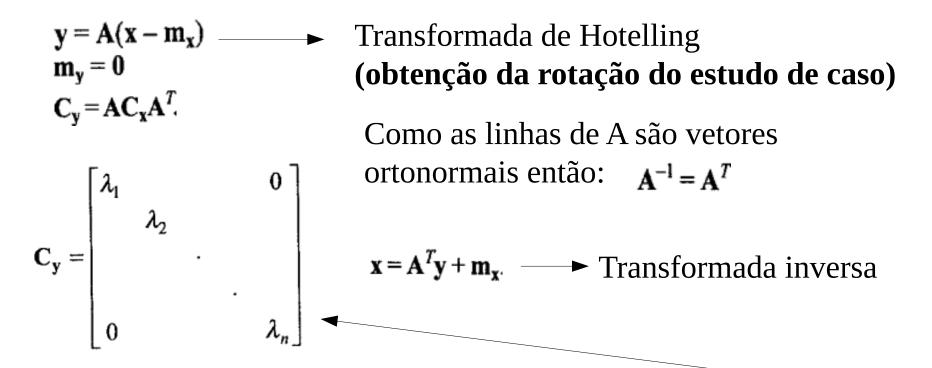


# Transformada de hotelling



Como C<sub>x</sub> é real e simétrica é possível calcular **n** autovetores ortonormais.

Crie uma matriz A, sendo que as linhas são os autovetores ordenadas de maneira decrescente de acordo com os autovalores correspondentes

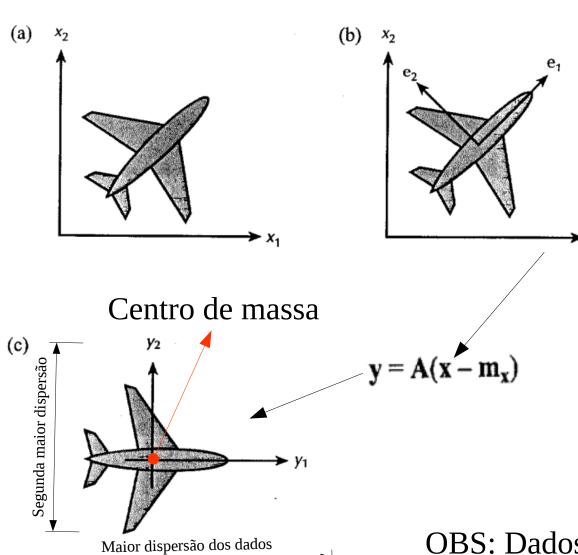


Matriz de covariância com variáveis descorrelacionadas (Valores zeros fora da diagonal principal), formada pelos autovalores em ordem decrescente.



### **PCA**





*x* - Coordenadas originais

y - Coordenadas calculadas

OBS: Dados alinhados pela maior dispersão dos dados



## Transformada de hotelling



Montando a matriz  $A_k$  com somente k autovalores associados aos k maiores autovalores. Neste caso os vetores y terão dimensão k.

A inversa é um valor aproximado de x:  $\hat{x} = A_K^T y + m_x$ 

Importante o erro quadrático médio entre x e  $\hat{x}$  é dado por:

$$e_{ms} = \sum_{j=1}^{n} \lambda_j - \sum_{j=1}^{K} \lambda_j$$

$$=\sum_{i=K+1}^{n}\lambda_{j}$$

Onde **n** é a dimensão dos vetores do tipo x se k = n, Indica que o erro é zero

Com as escolhas dos maiores autovalores tem-se a diminuição do erro quadrático médio.

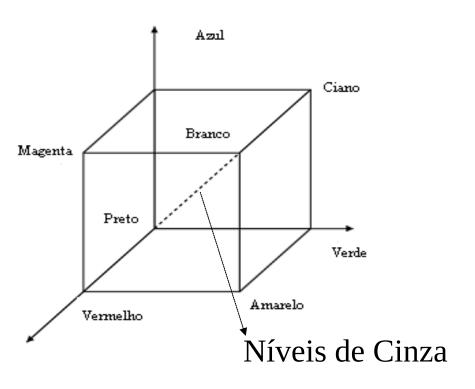
O erro quadrático é uma medida para a tomada de decisão de diminuição da dimensão do problema.



### Um exemplo de aplicação de PCA em Imagem



A transformação de RGB para níveis de cinza não garante um bom contraste na imagem (grande variância nos valores de Níveis de cinza na imagem)



Quanto maior o contraste dos objetos na imagem, melhor será o processo da segmentação de imagem



## RGB para um novo Espaço



Considere uma imagem NXM, assim sendo, tem-se NxM amostras. Cada amostra possui 3 canais (R,G, B). Na transformada de Hotelling, considere  $x_k = [R_k G_k B_k]^T$ . Em que k varia de 1 até NxM.

Utilizando a componente principal (autovetor, da matriz de covariância, que possui associado o maior autovalor), obtém-se o vetor que possui a direção de maior espalhamento das cores, portanto, este vetor representa o canal com um melhor contraste.

O novo canal calculado será a nova representação em nível de cinza.

Resumo: para cada (R,G, B) obtêm-se um novo canal *Y* De acordo com a seguinte fórmula.

 $Y = A_{1x3}(x-m_x)$  em que A é formado pelo autovetor associado ao maior autovalor.



## PCA no OpenCV



https://docs.opencv.org/trunk/d3/d8d/classcv\_1\_1PCA.html https://docs.opencv.org/trunk/d1/dee/tutorial\_introduction\_to\_pca.html





### Exercícios

- 1) Utilizando OpenCV e a transformada de Hotelling, faça o alinhamento de um objeto em uma imagem.
- 2) Utilizando a transformada de Hotelling. Calcule a transformação que fornece o maior espalhamento das cores de uma imagem. Essa transformação Y = T(R,G,B).
- Faça um programa que mostre a imagem transformada em níveis de cinza e mostra, também a imagem com o canal Y.



## Bibliografias



- •[Castleman (1996)] Castleman, K. R. Digital Image Processing. Prentice Hall pp-667. 1996.
- •[Gonzalez (1993)] Gonzalez, R. F.; Woods, R. E. Digital Image Processing. Addison-Wesley, p 716. 1993.
- •[Gonzalez (2010)] Gonzalez, R. F.; Woods, R. E. Processamento Digital de Imagens, 3ª edição, Pearson Prentice Hall, 624p. 2010.
- •[Hearn (1997)] Hearn, D; Baker, M. P. Computer Graphics, C Version. Prentice Hall, 2ª edição, p. 650. 1997.
- •[FOLEY\_90] Foley, James D. et al: Computer Graphics Principles and Practice, Addison-Wesley Publishing Company, 1990.
- •[PERSIANO\_89] Persiano, R.C.M.; Oliveira, A.A.F. :Introdução à Computação Gráfica, Livros Técnicos e Científicos Editora Ltda., 1989.
- •[Pratt (1991)] Pratt, Willian K. Digital Image Processing. A Wiley-Interscience Publication, 2a edição. 698 p. 1991.