Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021

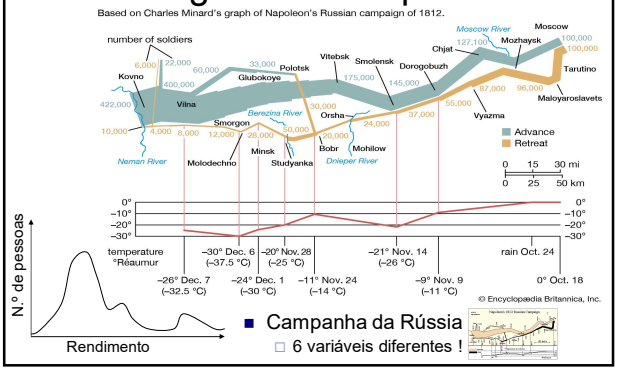
Armazenamento, Visualização & Representação

Victor Lobo

4.º ano dos cursos tradicionais da Escola Naval

1

Uma imagem são mil palavras…

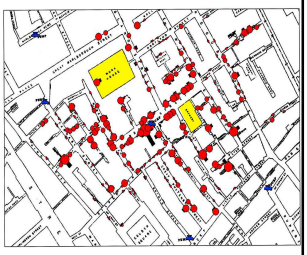


- Campanha da Rússia
  - 6 variáveis diferentes !

2

Casos notáveis…

- Surto de cólera em Londres, em 1854
  - Gráfico da distribuição de ocorrências de casos
  - Suspeita que algo no "centro" provocava a doença
  - Provou-se que a doença tinha origem num poço de água inquinado



In Visual and Statistical Thinking:
Displays of evidence for making decisions

3

Para quê visualizar ?

- Apoiar a exploração interactiva dos dados
- Analisar os resultados
- Apresentação e comunicação dos resultados
- Compreender os dados, ter uma perspectiva sobre eles
- O olho humano é melhor sistema de clustering…
- Desvantagens
  - Requerem *olhos humanos*
  - É uma análise *subjectiva*
  - Podem ser *enganadores*

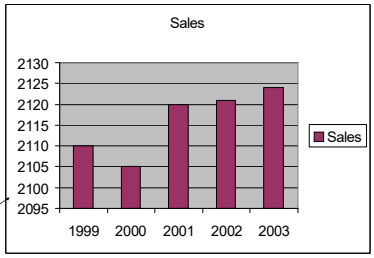
Infographics e
Scientific Visualization
em grande expansão !

4

Mentir com Gráficos

Gráfico com um eixo Y "enganador"

Year	Sales
1999	2110
2000	2105
2001	2120
2002	2121
2003	2124

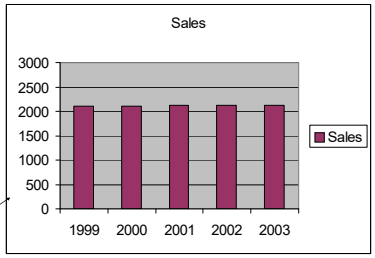


O eixo dos Y dá uma falsa sensação de grande mudança

5

Melhor…

Year	Sales
1999	2110
2000	2105
2001	2120
2002	2121
2003	2124



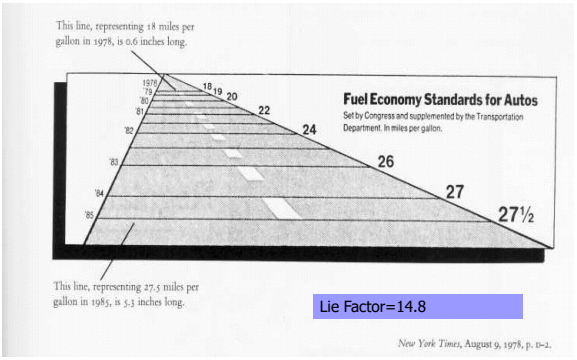
O eixo entre o 0 e os 2000 dá uma leitura correcta de pequenas alterações

6

Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021



(E.R. Tufte, "The Visual Display of Quantitative Information", 2nd edition)

7

Lie Factor

$$Lie\ Factor = \frac{size\ of\ effect\ shown\ in\ graphic}{size\ of\ effect\ in\ data} =$$

$$= \frac{\frac{(5.3-0.6)}{0.6}}{\frac{(27.5-18.0)}{18}} = \frac{7.833}{0.528} = 14.8$$

Tufte requirement: $0.95 < Lie\ Factor < 1.05$

(E.R. Tufte, "The Visual Display of Quantitative Information", 2nd edition)

8

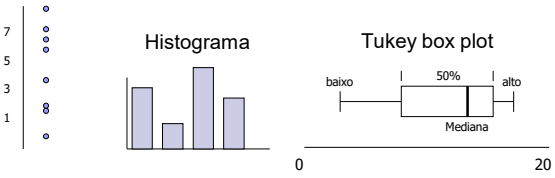
Visualização de dados e dimensões

- 1 dimensão – Trivial
  - Listas, Histogramas
- 2 dimensões – Fácil
  - Tabelas de contingência, scatterplots,
- 3 dimensões – Complicado
  - Gráficos 3D, waterfall, contourplots
- Multidimensionais
  - Projecções para dimensões menores
  - Coordenadas paralelas, radarplots, caras de chernoff, stick figs.
  - Dados "com interesse" são quase sempre multidimensionais !!!

9

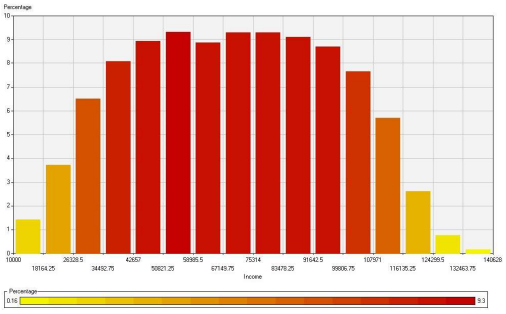
Dados Univariados (1-D)

- Representações
  - Fáceis de interpretar
  - Completas
  - Problema da divisão em bins



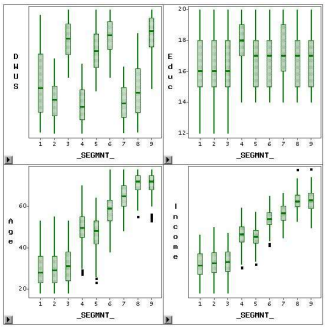
10

Dados Univariados (1-D)



11

Dados Univariados (1-D)



12

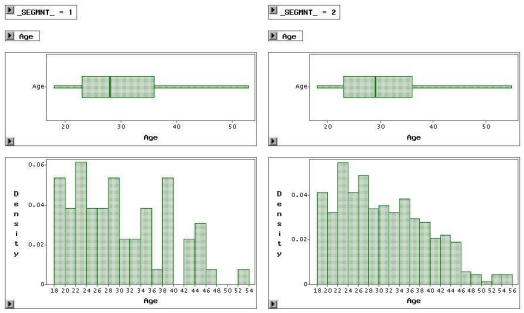
12

Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021

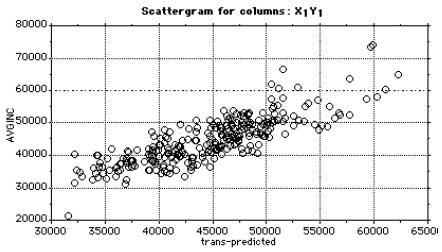
Dados Univariados (1-D)



13

Dados Bivariados (2-D)

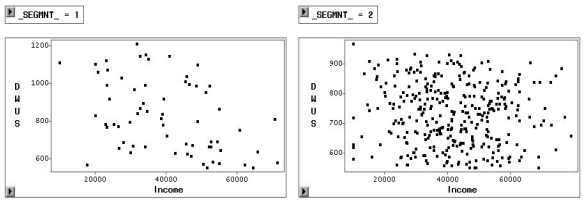
- Gráfico de dispersão ou scatterplots



14

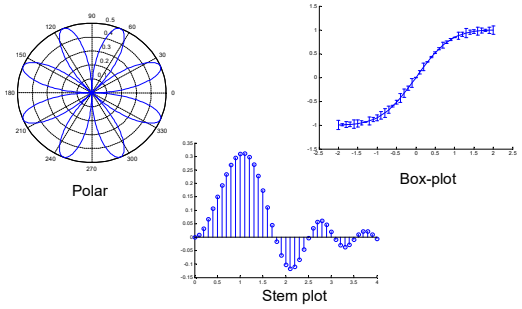
Dados Bivariados (2-D)

- Multiplos scatterplots



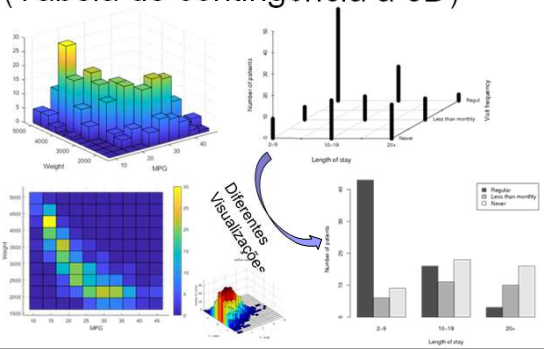
15

Dados Bivariados (2-D)



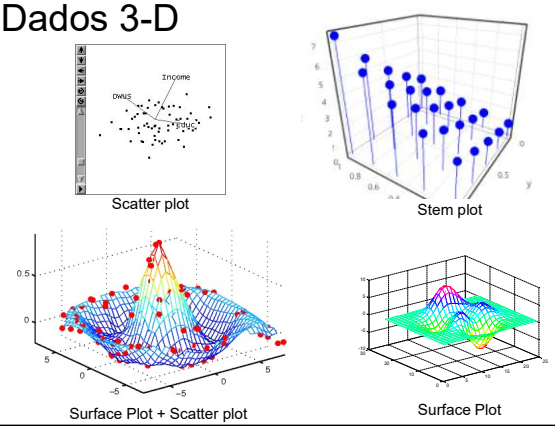
16

Histograma a 2 dimensões (Tabela de contingência a 3D)



17

Dados 3-D



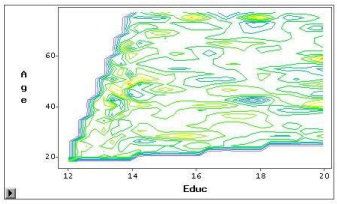
18

Visualização

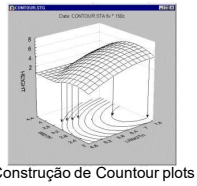
4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021

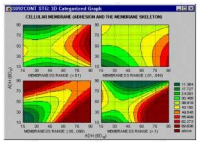
Dados 3-D



Countour plots, com curvas de nível



Construção de Countour plots



Countour plots com cores

19

Dados multidimensionais

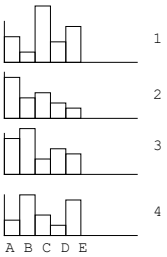
- Visualizações directas são impossíveis
- Múltiplos gráficos
- Coordenadas alternativas
  - Características não espaciais
  - Multiplos eixos espaciais
- Projecções sobre dimensões mais reduzidas

20

Múltiplos Gráficos

Dar a cada variável o seu gráfico

	A	B	C	D	E
1	4	1	8	3	5
2	6	3	4	2	1
3	5	7	2	4	3
4	2	6	3	1	5



Problema: não mostra as correlações

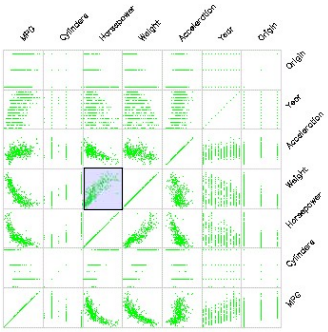
21

Matriz de gráficos de dispersão

Representar cada um dos possíveis pares de variáveis com o diagrama de dispersão correspondente

Q: Utilidade?
A: Correlações lineares

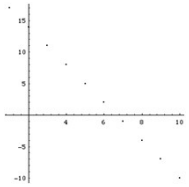
Q: Ponto fraco?
A: efeitos multivariados



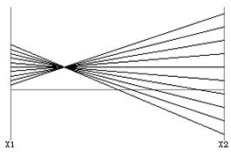
22

Coordenadas Paralelas

- Codificar as variáveis ao longo de um eixo horizontal
- As linhas verticais especificam os valores



Dados em coordenadas cartesianas



Os mesmos dados em coordenadas paralelas

Invented by Alfred Inselberg while at IBM, 1985

23

Exemplo: visualizar o “iris dataset”

- A flor Iris tem várias variantes, 3 das quais são:
  1 -Iris Setosa
  2 -Iris Versicolour
  3 -Iris Virginica
- Para 50 flores de cada uma das variantes foram medidas 4 características (medidas em cm)
  - Largura da pétala
  - Comprimento da pétala
  - Largura da sépala
  - Comprimento da sépala
- (Questão típica)
  - É possível determinar a variante a partir desses 4 parâmetros ?

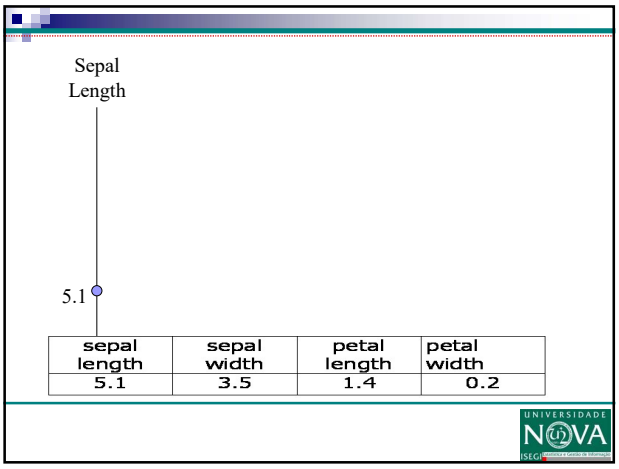
Iris Setosa

24

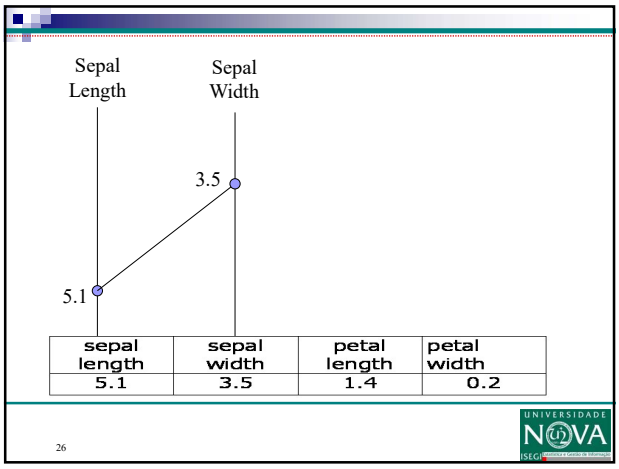
Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

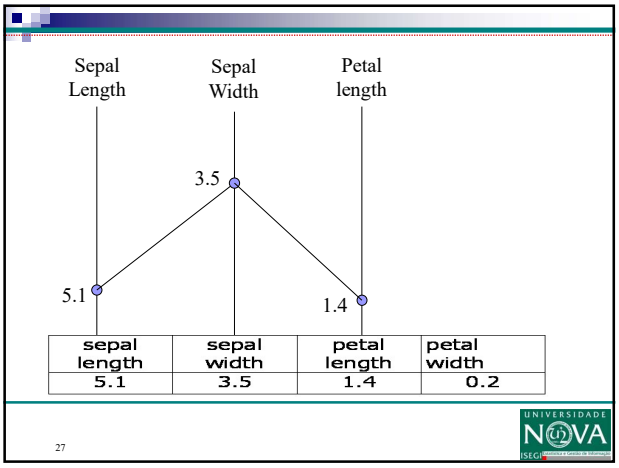
V 2.1, V.Lobo, EN 2021



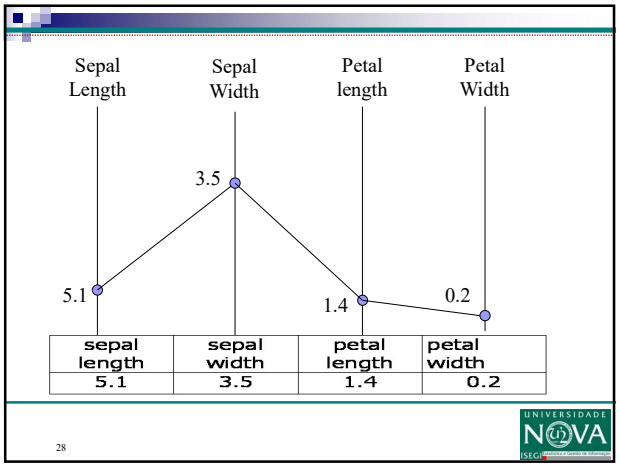
25



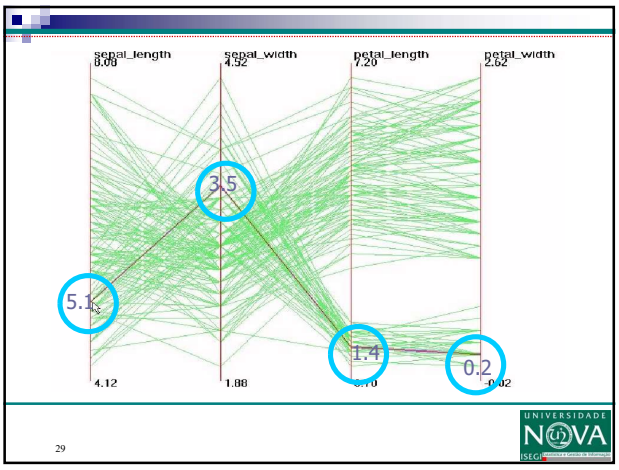
26



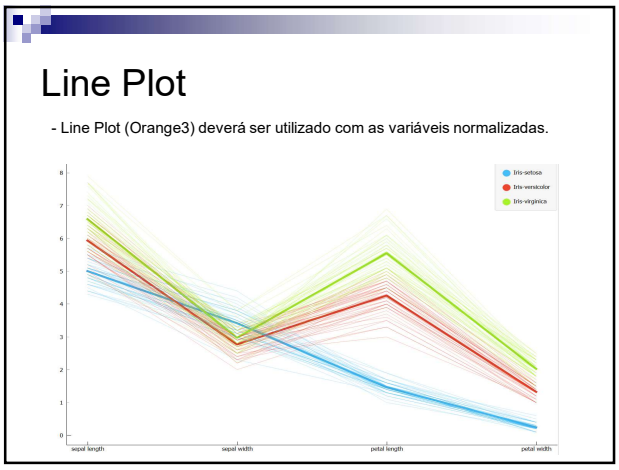
27



28



29



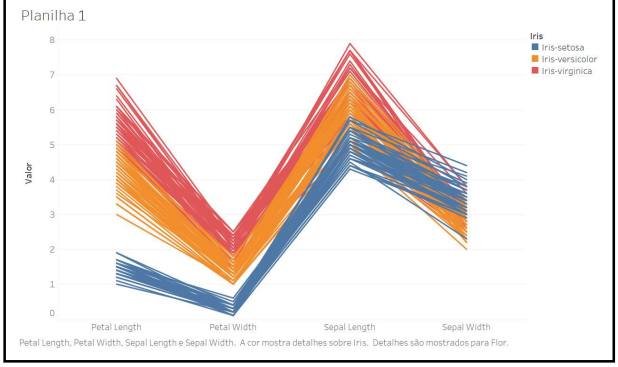
30

Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021

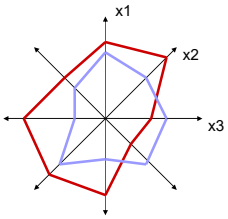
Coordenadas paralelas em *Plateau*

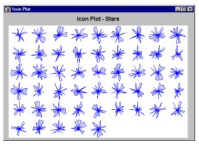


31

Star plots (ou *radar*, ou *spider*)

- Pôr os diversos eixos numa “roda”

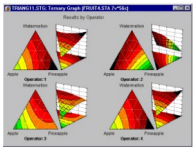


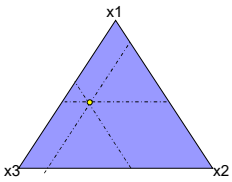


32

Trilinear Graphs

- Quando a soma de 3 variáveis é constante

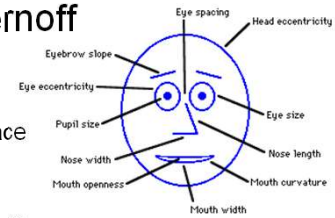


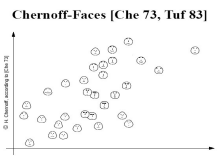


33

Caras de Chernoff

- As dimensões correspondem a características da face
  - Até 11 dimensões facilmente reconhecíveis.
  - A posição da cara num gráfico 2 ou 3D acrescenta ainda mais dimensões.
  - A escolha das características pode ser polémica…

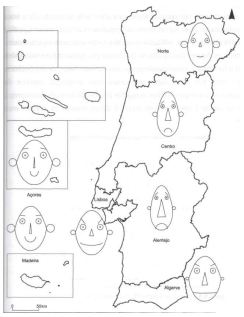




34

Exemplos de visualizações com caras de Chernoff

- Dados demográficos sobre portugal
  - Largura da face: **taxa de fecundidade** de nados-vivos por 1 000 mulheres em idade fecunda: 15-49anos)
  - Largura do nariz: **índice de envelhecimento** (n.º de residentes com 65 e mais anos por 100 residentes com menos de 15 anos)
  - Comprimento do nariz: **taxa de mortalidade** (numero de óbitos por 1 000 habitantes)
  - Curvatura da boca: **taxa de natalidade** (numera de nados-vtvos por 1 000 habitantes)
  - Comprimento da boca: **nados-vivos fora do casamento** (nados-vivos fora do casamento por 100 nados-vivos)
  - Tamanho das orelhas: **taxa de nupcialidade** (numero de casamentos por 1 000 habitantes
  - Ângulo das sobrancelhas: **taxa de divorcio** (numero de div6rcios por 1 000 habitantes)

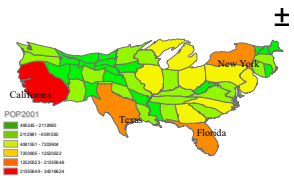


[Silva 06]

35

Cartogramas

- Quando se quer realçar uma característica sobre um mapa geográfico



36

Outros…

- Andrew's curves
  - Cada variável corresponde a uma frequência [Andrew 72]
- Wireframe, contour, circular, bubble graph, high-low-close graph, Vector, surface, pictograms….

37

Software para visualização

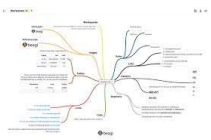
- Genéricos – Excel, Matlab, Mathcad, SPSS,etc
- Dedicados
  - Tableau Software
    - www.tableausoftware.com tem demos, trials, e videos
  - Minitab (www.minitab.com)
    - A Marinha tem licenças
- Applets disponíveis na net
  - http://www.hesketh.com/schampeo/projects/Faces/interactive.html

38

Visualização de dados qualitativos

- Computer Assisted Qualitative Data AnalysiS (CAQDAS)
  - Utiliza texto não estruturado Imagens, PDFs, audio, etc
  - MAXQDA
  - Nvivo
- Mind maps

word cloud

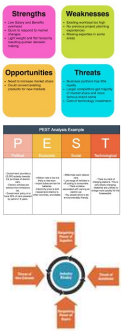


grafos de relações

39

Outras análises (não gráficas) associadas a visualisações "standard"

- SWOT
  - Strenghs/Weakness/opportunity/threats
- PEST
  - political, economical, social, tecnological
- 5 forças de Porter
  - Fornecedores/consumidores/novos players/substitutos/rivalidade



40

Bibliografia

- Edward R.Tufte, Visual Explanations, Graphics Press, 1997
- Edward R.Tufte, The Visual Display of Quantitative Information, Graphics Press, 1983
- Robert L. Harris, Information Graphics – A comprehensive ilustrated reference, Oxford University Press, 1999
- Gene Zelazny, Say it with charts- The executive's guide to Visual Communication, McGraw-Hill, 2000
- Ana Alexandrino da Silva, Gráficos e Mapas, Lidel, 2006
- Statsoft Textbooks
  - http://www.statsoft.com/textbook/stathome.html

41

Projecções para 2 dimensões

Ou para dimensões mais baixas

42

Projecções sobre espaços visualizáveis

- Ideia geral:
  - Mapear os dados para um espaço de 1 ou 2 dimensões
- Mapear para espaços de 1 dimensão
  - Permite definir uma ordenação
- Mapear para espaços de 2 dimensões
  - Permite visualizar a "distribuição" dos dados (semelhanças, diferenças, clusters)

43

Problemas com as projecções

- Perdem informação
  - Podem perder MUITA informação e dar uma imagem errada
- Medidas para saber "o que não estamos a ver"
  - Variância explicada
  - *Stress* (*Goodness-of-Fit*)
  - Outros erros (erro de quantização, topológico,etc)

44

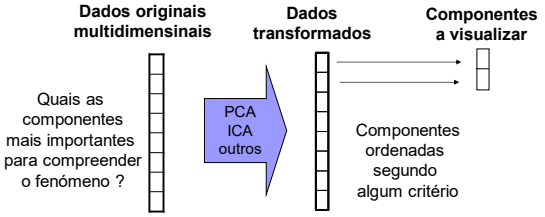
Dimensão *intrínseca*

- Dimensão do sub-espaço dos dados
  - Pode ou não haver um mapeamento linear
- Estimativas da dimensão intrínseca
  - Com PCA – Verificar a diminuição dos V.P.
    - Basicamente, medir a variância explicada
  - Com medidas de stress (em MDS)
  - Com medidas de erro

45

Seleccionar componentes mais "relevantes" para visualização

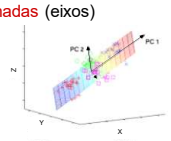
- Será sempre uma "boa" escolha ?



46

PCA – Principal Component Analysis

- Principal Component Analysis
  - Análise de componente principais
  - Transformada (discreta) de Karhunen-Loève
  - Transformada linear para o espaço definido pelos vectores próprios da matriz de covariância dos dados.
    - Não é mais que uma mudança de coordenadas (eixos)
    - Eixos ordenados pelos valores próprios
    - Utiliza-se normalmente SVD



  - Resumindo:
    - PCA faz alinha as coordenadas com as direcções de máxima variação

47

Considere-se a seguinte matriz de dados:

$$X = \begin{bmatrix} 1 & 2 & 3 \\ 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 3 \end{bmatrix} \leftarrow x_1$$

A **matriz de variância-covariância** será dada por

$$S = \frac{1}{n-1}(X-\bar{X})^T(X-\bar{X}) = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0.3333 & 0.3333 \\ 0 & 0.3333 & 1.3333 \end{bmatrix}$$

Esta pode ser decomposta através dos seus valores próprios e vetores próprios:

$$S = PDP^{-1} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0.2898 & 0.9571 & 0 \\ 0.9571 & -0.2898 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1.4343 & 0 & 0 \\ 0 & 0.2323 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 0 & 0.2898 & 0.9571 \\ 0 & 0.9571 & -0.2898 \\ 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Significando que temos

$$\frac{1}{n-1}(X.P-\bar{X}.P)^T(XP-\bar{X}P) = D$$

Ou seja $Y = XP$ acabam por ser as novas coordenadas, onde a variância é dada por D.

Como os valores próprios são 1.4343, 0.2323 e 0, a variância total dos dados é V = 1.6666 (traço da matriz) e o primeiro e segundos vetores próprios explica

$$\frac{1.4343}{1.6666} = 0.8606;\ \frac{0.2323}{1.6666} = 0.1394$$

Daí podermos usar apenas $V = XP$ como novas coordenadas que explicam 100% dos dados, onde P contem apenas os dois primeiros vetores próprios de S.

48

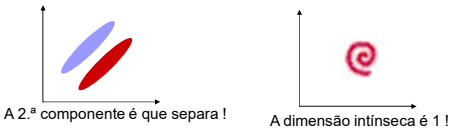
Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021

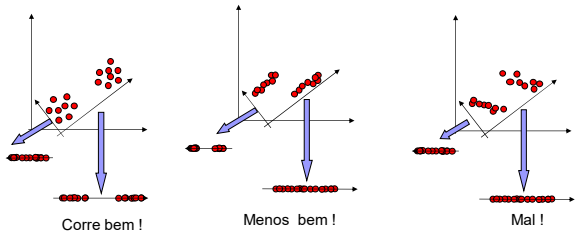
Componentes principais

- Mudança de eixos
  - Os novos eixos estão "alinhados" com as direcções de maior de variação
  - Continuam a ser eixos perpendiculares
  - Podem "esconder aspectos importantes"



49

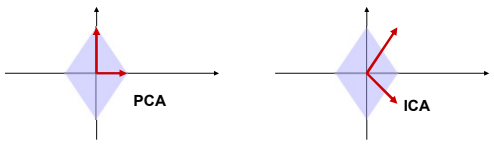
Problemas com ACP



50

Componentes Independentes

- ICA – Indepenant Component Analisys
  - Maximizam a independência estatística (minimizam a informação mútua)
- Diferenças em relação a PCA



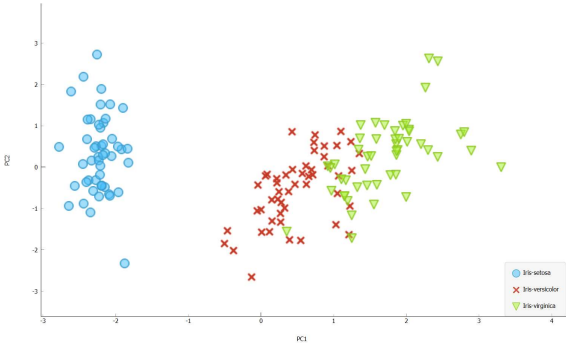
51

Componentes Independentes

- Bom comportamento para clustering
  - Muitas vezes melhor que PCA por "espalhar" melhor os dados
- Bom para "blind source separation"
  - Separar causas independentes que se manifestam no mesmo fenómeno
- Disponibilidade
  - Técnica recente… ainda pouco divulgada
  - Boas implementações em Matlab, Python e C
  - Livro de referencia (embora não a ref.original):
    - Hyvärinen, A., J. Karhunen, et al. (2001). Independent Component Analysis, Wiley-Interscience.

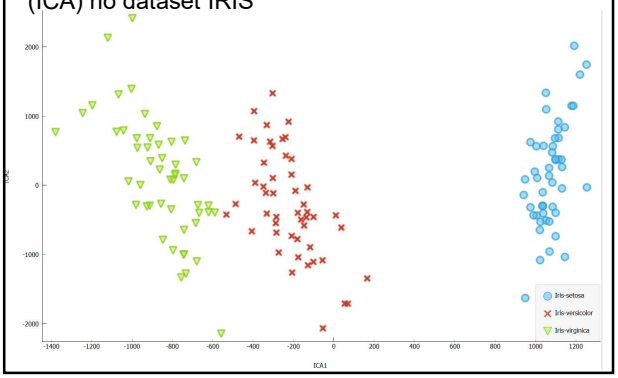
52

Scatter Plot de duas componentes principais (PCA) no dataset IRIS



53

Scatter Plot de duas componentes independentes (ICA) no dataset IRIS



54

Visualização

4ºAno M, AN,FZ,EN-MEC,EN-AEL

V 2.1, V.Lobo, EN 2021

MDS – MultiDimensional Scaling

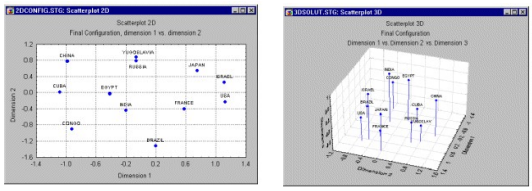
- Objectivo
  - Representação gráfica a 2D que preserva as distâncias originais entre objectos
- Vários algoritmos (e por vezes nomes diferentes)
  - Sammon Mapping (1968)
  - Também conhecido como Perceptual Mapping
  - É um processo iterativo
  - Não é, rigorosamente, um mapeamento…
- Stress
  - Mede a distorção que não foi possível eliminar

$$Stress = \sqrt{\frac{(d_{ij} - \hat{d}_{ij})^2}{(d_{ij} - \bar{d})^2}}$$

$d_{ij} = distância\ verdadeira$
$\hat{d} = distância\ no\ gráfico\ 2d$
$\bar{d} = média\ das\ distâncias$

55

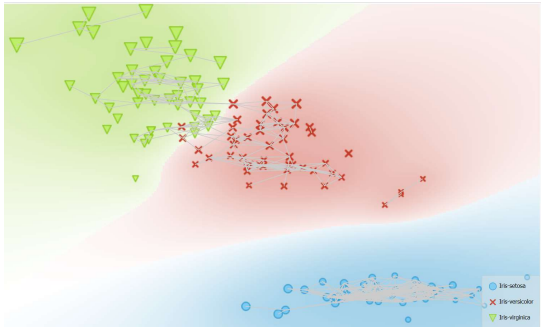
Exemplos de MDS



- Nota:
  - Ao acrescentar mais um dado é necessário recalcular tudo !

56

Exemplos de MDS – Iris dataset



57

Transformações tempo/frequência

- Transformada de Fourier
  - É uma mudança de referencial !
  - Projecta um espaço sobre outro
- Transformadas tempo/frequência
  - Wavelets
  - Wigner-Ville
  - Identificam a ocorrência (localizada no tempo) de fenómenos que se vêm melhor na frequência…

58

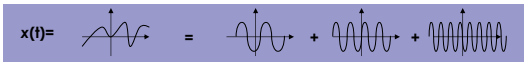
Transformada de Fourier

- Aplicações
  - Análise de séries temporais
  - Análise de imagens
  - Análise de dados com dependências "periódicas" entre eles
- Permite:
  - Invariância a "tempo concreto"
  - Invariância a "posição"
- O que é:
  - Um decomposição em senos e cosenos
  - Uma projecção do espaço original sobre um espaço de funções

59

Transformada de Fourier

- O que é a "decomposição" ?



- Com o que é que fico ? Com o que quiser…
  - Com as amplitudes de cada frequência…
  - Com os valores das 2 frequências mais "fortes"…
- Notas:
  - Para não perder informação, N-pontos geram N-pontos
  - Posso calcular a transformada mesmo que faltem valores

60

Curvas principais, SOM, etc

- Curvas principais
  - Hastie 1989
  - Define-se parametricamente a família de curvas sobre o qual os dados são projectados
- SOM
  - Kohonen 1982
  - Serão discutidas mais tarde

61

Bibliografia

- Sammon, J. W., Jr (1969). "A Nonlinear Mapping for Data Structure Analysis." IEEE Transactions on Computers **C-18**(5)
- Hastie, T. and W. Stuetzle (1989). "Principal curves." Journal of the American Statistical Association **84**(406): 502-516.
- Hyvarinen, A. and E. Oja (2000). "Independant component analysis: algorithms and applications." Neural Networks **13**: 411-430
- Hyvärinen, A., J. Karhunen, et al. (2001). Independent Component Analysis, Wiley-Interscience.

62

Exemplo prático (TPC opcional 1)

- Numa escola universitária são realizados inquéritos aos alunos sobre as características dos professores.
- É necessário promover um dos professores auxiliares a associado.
- Os profs catedráticos gostariam de conhecer o mais possível as características dos professores auxiliares para escolher o "melhor". Gostariam de contar com o "input" dos alunos sobre o desempenho pedagógico.
- Usando os dados disponibilizados pelos inquéritos, prepare uma apresentação 1 minuto (60segundos) para esses professores, deixando-lhes depois uma folha A4 com o que fôr mais importante.

63

Pré-Processamento dos dados

64

Porquê pré-processar os dados

- Valores omissos (missing values)
- Factores de escala
- Invariância a factores irrelevantes
- Eliminar dados contraditórios
- Eliminar dados redundantes
- Discretizar ou tornar contínuo
- Introduzir conhecimento "à priori"
- Reduzir a "praga da dimensionalidade"
- Facilitar o processamento posterior

65

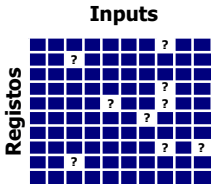
Valores omissos

- Usar técnicas que lidem bem com eles
- Substitui-los
  - Por valores "neutros"
  - Por valores "médios" (média, mediana, moda, etc)
  - Por valores "do vizinho mais próximo"
    - K-vizinhos, parzen, etc
  - Interpolações
    - Lineares, com "splines", com Fourier, etc.
  - Com um estimador "inteligente"
    - Usar os restantes dados para fazer a previsão

66

Alternativa: Eliminar valores omissos

- Eliminar registos
  - Podemos ficar com poucos dados
  - (neste caso 3 em 10)
- Eliminar variáveis
  - Podemos ficar com poucas características
  - (neste caso 4 em 9)



67

Abordagem iterativa

- Usar primeiro uma aproximação "grosseira"
  - Eliminar registos / variáveis
  - Usar simplesmente valores médios
- Observar os resultados
  - Conseguem-se boas previsões ?
  - Resultados são realistas ?
- Abordagem mais fina
  - Estimar valores para os omissos
  - Usar "clusters" para definir médias

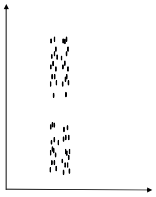
68

Normalização dos dados

69

Nomalização

- Efeitos de mudanças de escala

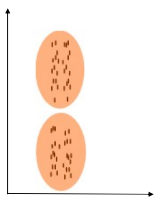


O que é perto do quê ?

70

Nomalização

- Efeitos de mudanças de escala

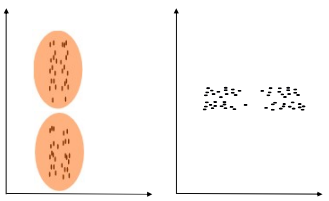


O que é perto do quê ?

71

Nomalização

- Efeitos de mudanças de escala

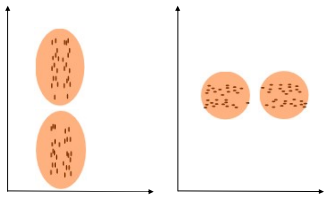


O que é perto do quê ?

72

Nomalização

- Efeitos de mudanças de escala

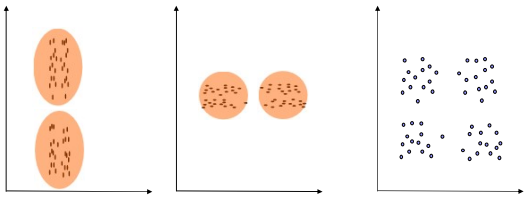


O que é perto do quê ?

73

Nomalização

- Efeitos de mudanças de escala

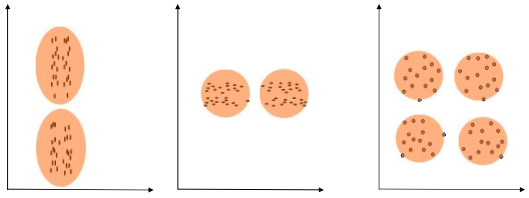


O que é perto do quê ?

74

Nomalização

- Efeitos de mudanças de escala



O que é perto do quê ?

75

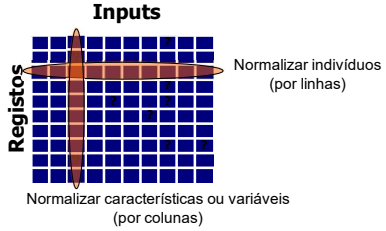
Porquê normalizar

- Para cada variável individual
  - Para não comparar “alhos com bugalhos” !
- Entre variáveis
  - Para que métodos que dependem de distâncias (logo de escala) não fiquem “trancados” numa única característica
  - Para que as diferentes características tenham importâncias proporcionais.

76

Porquê normalizar

- Entre indivíduos
  - Para insensibilizar a factores de escala
  - Para identificar “perfis” em vez de valores absolutos



77

Objectivos possíveis

- Aproximar a distribuição de uniforme
  - “Espalha” maximamente os dados
- Aproximar a distribuição normal
  - Identifica bem os extremos e deixa que estes sejam muito diferentes
- Ter maior resolução na “zona de interesse”

78

Pré-processamento

- Algumas normalizações mais comuns
  - Min-Max
    - y'∈[0,1]

$$y' = \left(\frac{y - min}{max - min}\right)$$

  - Zscore
    - y' centrado em 0 com σ=1

$$y' = \frac{y - média}{DesvioPadrão}$$

  - Percentis
    - Distribuição final uniforme

$$y' = nº\ de\ ordem$$

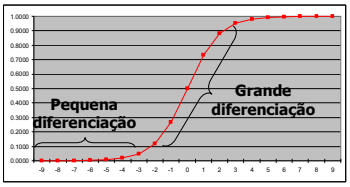
  - Sigmoidal (logística)
    - y' com maior resoução "no centro"

$$y' = \frac{1 - e^{-\alpha}}{1 + e^{-\alpha y}}$$

79

Normalização sigmoidal

- Diferencia a "zona de transição"



80

Outros problemas de pré-processamento

81

Eliminar outliers

- Efeito de alavanca dos outliers
- Efeito de "esmagamento" dos outliers
- Eliminar outliers
  - Estatística (baseado em σ)
  - Problema dos "inliers"
  - Métodos "detectores" de outliers
    - Com k-médias
    - Com SOM

82

Conversões entre tipos de dados

- Nominal / Binário
  - 1 bit para cada valor possível
  - "1 of N"
- Ordinal / Numérico
  - Respeitar ou não a escala ?
- Numérico / Ordinal
  - Como discretizar ?
  - Bins igualmente espaçados vs bins definidos pela quantidade de dados (e.g. por quartis)

83

Outras transoformações

- Médias para reduzir ruído
- Ratios para insensibilizar a escala
- Combinar dados
  - É introdução de conhecimento "à priori"

84

Quanto pré-processamento ?

- Mais pré-processamento
  - Maior incorporação de conhecimento à priori
  - Mais trabalho inicial, tarefas mais fáceis e fiáveis mais tarde
- Menos pré-processamento
  - Maior esforço mais tarde
  - Maior "pressão" sobre sistema de classificação/ previsão / clustering
  - Princípio: "garbage in – garbage out"

85

Fim (desta parte)

86