

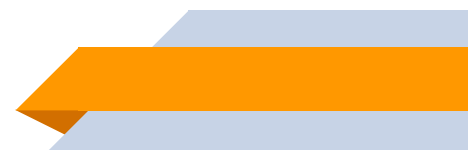
# QUANTO AMIGOS EU TENHO?

Jorge L. Bazán G.  
jlbazan@icmc.usp.br

**Seminário de Coisas Legais**

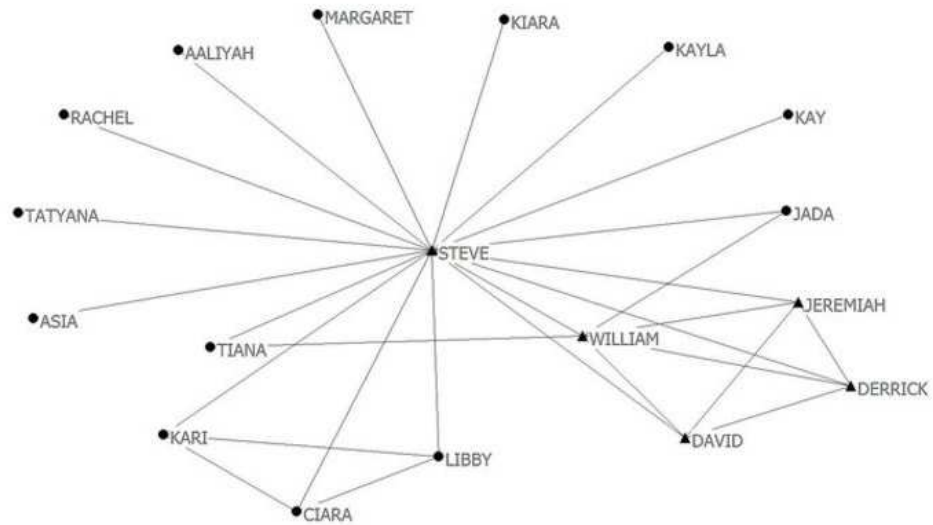


**NÃO FALAREMOS!**





## FRIENDSHIP NETWORK:



### COMO USAR MEUS CONTATOS EM FACEBOOK O WHATSSAP PARA CONSTRUIR FRIENDSHIP NETWORK

[https://www.reddit.com/r/dataisbeautiful/comments/6sdwvy/using\\_my\\_whatsapp\\_group\\_s\\_i\\_mapped\\_my\\_friendship/](https://www.reddit.com/r/dataisbeautiful/comments/6sdwvy/using_my_whatsapp_group_s_i_mapped_my_friendship/)

<http://lifehacker.com/the-different-types-of-friendship-networks-and-how-they-1790335158>




Arquivo Editar Exibir Histórico Favoritos Ferramentas Ajuda

[professores] Confira os pro... 02:55 - A Amizade - F... The Different Types of Frienc... Eventos

https://www.vagalume.com.br/fundo-de-quintal/a-amizade.html

Pesquisar

álbum ranking



Fundo de Quintal  
Compositor: Djalma Falcão

PAUSE Letra Aprenda

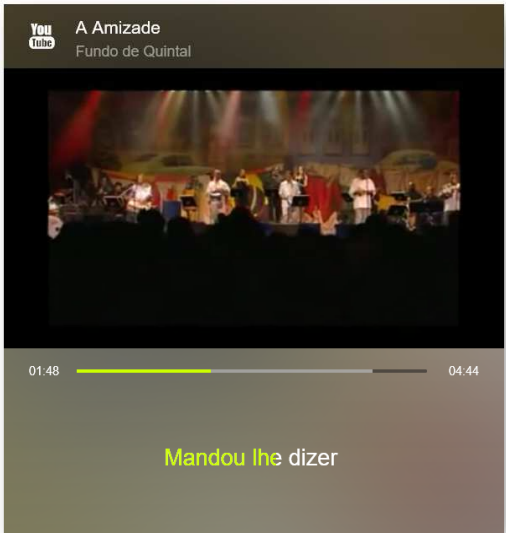
Facebook Twitter Google+ Imprimir Editar Playlist Email

La laiá, la laiá, la laiá, la laiá  
La laiá, la laiá, la laiá, la laiá

Meu amigo  
Amigo, hoje a minha inspiração  
Se ligou em você  
E em forma de samba  
Mandou lhe dizer  
Tão outro argumento  
Qual nesse momento  
Me faz penetrar  
Por toda nossa amizade  
Esclarecendo a verdade  
Sem medo de agir  
Em nossa intimidade  
Você vai me ouvir

Foi bem cedo na vida que eu procurei  
Encontrar novos rumos num mundo melhor  
Pra você fique certo que jamais falhei  
Pois ganhei muita força tornando maior

Acesse a versão antiga do Player



YouTube A Amizade  
Fundo de Quintal

01:48 04:44

Mandou lhe dizer

Enviar letras, fotos e mais

Windows Taskbar: Internet Explorer, File Explorer, AI, PPT, Word, System tray: Network, Volume, Safely Remove Hardware, Date/Time: POR 22:43 09/08/2017, Notifications: 5

https://www.vagalume.com.br/fundo-de-quintal/a-amizade.html



**FALAREMOS!**





## FALAREMOS DE:

1. Quantificadores e Linguagem de incerteza
2. Métodos empíricos para construir distancias (dissimilaridades) entre quantificadores
3. Métodos estatísticos para construir mapas de significado
4. Alguns resultados de uma pesquisa sobre os quantificadores
5. Reflexões sobre linguagem, incerteza, matemática e estatística
6. Palavras finais com **With A Little Help From My Friends**



1

**QUANTIFICADORES  
E LINGUAGEM DE  
INCERTEZA**





## QUANTIFICADORES

- ❑ “*uns*” rapazes gostam da música,
- ❑ “*vários*” jogos de futebol ficaram em empate,
- ❑ tenho “*poucos*” amigos,
- ❑ há “*abundantes*” evidencias de sua culpabilidade,
- ❑ “*muitos*” garotos da favela são violentos,
- ❑ foram “*bastantes*” pessoas à Bienal,
- ❑ esse garoto come “*demasiado*”,
- ❑ “*alguns*” estudantes são do interior do São Paulo,
- ❑ “*todas*” as crianças são inocentes,
- ❑ “*tantos*” idosos precisam ajuda,
- ❑ “*nenhum*” jogador evitou a catástrofe no Mundial,
- ❑ eles são “*suficientes*” para derrubar a porta.





## PSICOLINGÜÍSTICA DOS QUANTIFICADORES

- ❑ As expressões da acima falam sobre “eventos indefinidos” e referem-se à incerteza sobre os aspectos expressados.
- ❑ Os quantificadores e/ou advérbios de quantidade fazem parte da linguagem de todos os idiomas do mundo. Um conjunto de palavras da linguagem da incerteza.
- ❑ A linguagem cumpre diferentes funções: uma função comunicativa, regula o comportamento, serve como instrumento para produzir efeitos sobre o entorno social e sobre se mesmo. De modo específico é parte central da reorganização da própria atividade psicológica.
- ❑ Dos temas a serem considerados: o incerto em nossa linguagem e a definição do estudo dos quantificadores como estudo do significado e a compreensão de palavras.



## PSICOLINGÜÍSTICA DOS QUANTIFICADORES

Identificar como os “quantificadores” são reconhecidos em diferentes grupos considerando sua diferente reflexão sobre a língua, a sua especialização profissional e os diferentes aspectos de sua socialização como é o nível económico, género e grado educativo.



**2**

**MÉTODOS EMPÍRICOS PARA  
CONSTRUIR DISTANCIAS  
(DISSIMILARIDADES) ENTRE  
QUANTIFICADORES**





## AVALIAÇÃO DA SIMILARIDADE /DISSIMILARIDADE

- (semelhança/ não semelhança) de 12 “quantificadores” do espanhol.

*uns, poucos, muitos, bastantes,  
demasiados, alguns, todos, tantos,  
vários, abundantes, nenhum e suficientes*

Para identificar o “mapa de similaridades” e as dimensões subjacentes nesse mapa.



## LISTADO DE ELECCIÓN DE NO SEMEJANZA DE PAREJAS

EDAD: \_\_\_\_\_ ESPECIALIDAD: \_\_\_\_\_ SEXO: \_\_\_\_\_

A continuación te ofrecemos varios pares de palabras que utilizamos las personas para referirnos a cantidades indefinidas. Deseamos que juzgues la no semejanza entre las palabras de cada pareja. Para ello, debes marcar con un aspa un número entre 1 y 7, donde 1 significa que las palabras son muy semejantes y 7 que son nada semejantes.

### EJEMPLO

Pareja	Muy semejante							Nada semejante
	1	2	3	4	5	6	7	
saltar / brincar	<input checked="" type="checkbox"/>							70

Si tú consideras que estas palabras son muy semejantes, entonces debes marcar el 1. Si consideras que son nada semejantes, entonces debes marcar el 7. Mientras más cercano al 1 es más semejante.

Pareja	Muy semejante							Nada semejante
	1	2	3	4	5	6	7	
unos / pocos								1
unos / muchos								2
unos / bastantes								3
unos / demasiados								4
unos / algunos								5
unos / todos								6
unos / tantos								7
unos / varios								8
unos / abundantes								9
unos / ningunos								10
unos / suficientes								11
pocos / muchos								12
pocos / bastantes								13
pocos / demasiados								14
pocos / algunos								15
pocos / todos								16
pocos / tantos								17
pocos / varios								18
pocos / abundantes								19
pocos / ningunos								20
pocos / suficientes								21

Implícito nesta medição está a habilidade para comparar todos os pares de objetos

O procedimento acima é chamado de *Comparação de objetos pareados e são apresentados pelo procedimento de rotação padrão*

As medidas métricas de dissimilaridade envolvem um atribuição de um escore de dissimilaridade (de 1 "São similares" a 7 "Não são similares").

# 3

## MÉTODOS ESTADÍSTICOS PARA CONSTRUIR MAPAS DE SIGNIFICADO






A pesquisa refere-se à avaliação da dissimilaridade dos “quantificadores” para identificar suas dimensões subjacentes.

Isto pode ser analisado usando o Escalonamento multidimensional (MDS).





Escalonamento Multidimensional (MDS) é uma classe de métodos que estimam coordenadas de um conjunto de objetos em um espaço de dimensão específica, a partir de dados que medem distâncias entre pares de objetos (dados de proximidade).



- ❑ Inspeção visual proximidades.
- ❑ Relações nos dados.
- ❑ Interpretação.







## 3.1 INTRODUÇÃO

O objetivo do MDS é encontrar uma configuração em um espaço Euclidiano de dimensão 2 ou 3 que guarda a configuração original das distâncias, e que revela ou mostra certa estrutura ou alguns padrões presentes na matriz de distâncias.

### Áreas da aplicação:

- ciências sociais
- arqueologia
- química
- marketing





## 3.1 INTRODUÇÃO

□ Propriedades de uma medida de dissimilaridade:

1.  $d(x,y) \geq 0$
2. Simetria:  $d(x,y) = d(y,x)$
3. Se  $d(x,y) \neq 0$  então  $x \neq y$
4. Se  $x = y$ , então  $d(x,y) = 0$

□ Propriedades de uma medida de distancia:

1. Todas as propriedades de uma medida de dissimilaridade
2. Desigualdade triangular:  $d(x,y) \leq d(x,z) + d(y,z)$

□ A medida de dissimilaridade mais utilizada em geração de agrupamentos é a distancia euclidiana (entre as observações r e s)

$$d_{rs} = d(r, s) = \|r - s\| = \sqrt{\sum_{i=1}^d (r_i - s_i)^2} = ((r - s)^t (r - s))^{1/2} = (r^t r - 2r^t s + s^t s)^{1/2}$$





## 3.1 INTRODUÇÃO

Seja  $\mathbf{D}$  ( $n \times n$ ) uma matriz de distâncias simétrica tal que seus componentes são

$$(a) d_{rr} = 0$$

$$(b) d_{rs} \geq 0, \quad r \neq s$$

Então, dado  $\mathbf{D}$ , MDS  $\longrightarrow$  configuração  $\mathbf{X}$

com pontos  $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$  em  $k$  dimensões, tal que  $\mathbf{D}^*$  é a matriz de distancia euclidianas entre  $\mathbf{X}_1, \dots, \mathbf{X}_n$  que é “similar” a  $\mathbf{D}$ .

Na prática a dimensão de  $k$  é 1, 2 ou 3 para facilitar a interpretação da solução.

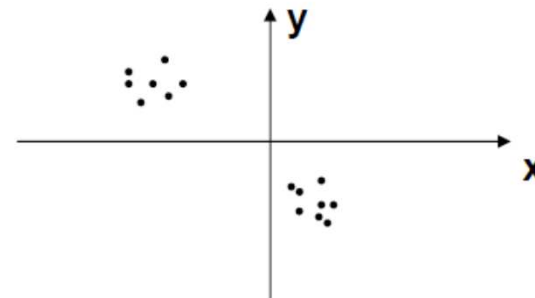




## 3.1 INTRODUÇÃO

O objetivo é criar uma representação no espaço  $k < p$  dimensional em que as distâncias ( $D^*$ ) entre as  $n$  observações de uma matriz  $X$  estivessem o mais próximo possível a dissimilaridade original  $D$  de acordo com uma determinada função objetivo que representa a qualidade do ajuste

Coordenadas:

$$\begin{bmatrix} x_1 & y_1 \\ x_2 & y_2 \\ \vdots & \vdots \\ x_n & y_n \end{bmatrix}$$


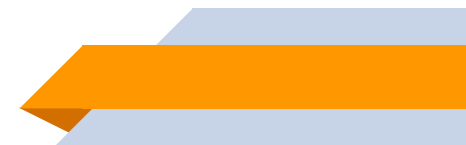


## 3.2 UM EXEMPLO

*Tabela 1* Distâncias de voo em quilômetros entre 12 cidades sul-americanas \*.

	RJ	SP	Bas	Stgo	Lim	Mont	PAs	Assu	Qui	Bogta	Carac	Bel
RJ	0											
SP	420	0										
BAAs	2027	1659	0									
Stgo	2995	2586	1129	0								
Lim	3802	3442	3089	2447	0							
Mont	1897	1553	221	1345	3276	0						
PAs	4161	3869	2310	2191	4584	2344	0					
Assu	1538	1119	1013	1565	2505	1072	3296	0				
Qui	4594	4308	4321	3776	1335	4488	5918	3578	0			
Bogta	4543	4316	4613	4228	1876	4755	6410	3759	718	0		
Carac	4504	4370	5042	4877	2731	5145	7062	4084	1734	1020	0	
Bel	2413	2462	3793	4236	3355	3788	6101	2812	3342	2926	2433	0

\* RJ = Rio de Janeiro, SP = São Paulo, BAs = Buenos Aires, Stgo = Santiago, Lim = Lima, Mont = Montevideo, PAs = Punta Arenas, Assu = Assunção, Qui = Quito, Bogta = Bogotá, Carac = Caracas, Bel = Belém.




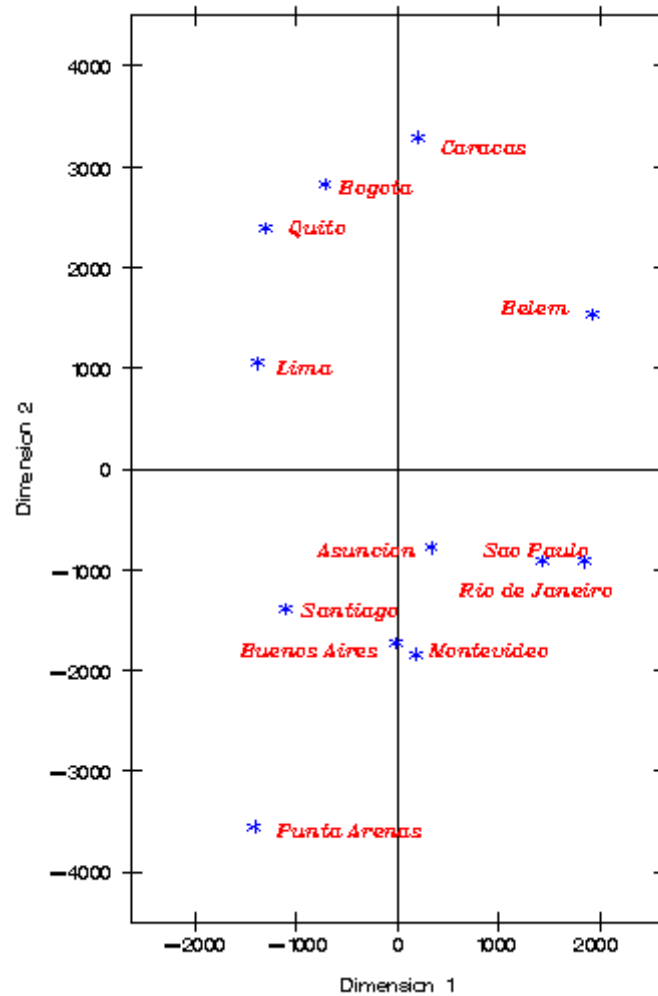


Figura 1 Solução MDS para os dados de distâncias entre cidades sul-americanas.





### 3.3 MDS CLÁSSICO

Considere  $\mathbf{D}$  ( $n \times n$ ) matriz de distâncias,  $\mathbf{B} = \mathbf{H}\mathbf{A}\mathbf{H}$

onde,  $\mathbf{A} = (a_{rs})$   $a_{rs} = -\frac{1}{2}d_{rs}^2$

$\mathbf{H} = \mathbf{I} - n^{-1}\mathbf{1}\mathbf{1}'$  matriz centralizadora.

Sejam,  $\lambda_1 > \dots > \lambda_p$  autovalores  $> 0$  de  $\mathbf{B}$ ,

correspondentes autovetores  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{(1)}, \dots, \mathbf{x}_{(p)})$  normalizados

por,  $\mathbf{x}'_{(i)} \mathbf{x}_{(i)} = \lambda_i$   $i=1, \dots, p.$





### 3.3 MDS CLÁSSICO

Então, os pontos  $\mathbf{P}_r \in \mathfrak{R}^p$

com coordenadas  $\mathbf{x}_r = (x_{r1}, \dots, x_{rp})$  ( $r$ -ésima fila de  $\mathbf{X}$ )

tem distâncias entre pontos  $\mathbf{D}$ .

Alem disso,  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{(1)}, \dots, \mathbf{x}_{(p)})$

tem centro de gravidade  $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{0}$ ,

e  $\mathbf{B}$  representa a matriz de produto inércia para a configuração  $\mathbf{X}$ .







## OBSERVAÇÕES:

- ❑ **D** é Euclidiana se e somente se **B** é positiva semi definida *p.s.d.*
- ❑ Eleição da configuração em  $k$  dimensões:
  - escolher a configuração determinada por os primeiros  $k$  autovetores de **B**.
- ❑ Se **C** ( $n \times n$ ) é matriz de similaridades,

$$c_{rs} = c_{sr} \quad \text{e} \quad c_{rs} \leq c_{rr} \quad , \quad \text{para todo } r, s.$$

**C** pode ser transformada a matriz de distâncias **D**, por exemplo, com a transformação

$$d_{rs} = (c_{rr} - 2c_{rs} + c_{ss})^{1/2}$$





## OBSERVAÇÕES:

- Uma medida de ajuste para a representação em  $k$  dimensões é dada por

$$T = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n \lambda_i$$

ou se a dissimilaridade não é Euclidiana e portanto não é *p.s.d.*


$$T = \sum_{i=1}^k \lambda_i / \sum_{i=1}^n |\lambda_i|$$





## OBSERVAÇÕES:

- ❑ O MDS clássico com distâncias Euclidianas é equivalente a ACP com matriz de covariâncias, no sentido que as coordenadas do MDS serão as mesmas que as produzidas por os componentes principais de cada sujeito.
- ❑ Algoritmo para encontrar a solução clássica do MDS.
  - i. construir  $\mathbf{A} = (-1/2 d_{rs}^2)$  a partir de  $\mathbf{D}$ ,
  - ii. obter  $\mathbf{B}$  com elementos  $b_{rs} = a_{rs} - \bar{a}_{r.} - \bar{a}_{.r} + \bar{a}_{..}$
  - iii. encontrar os  $k$  autovalores  $\lambda_1 > \dots > \lambda_k$  de  $\mathbf{B}$ ,  
com autovetores  $\mathbf{X} = (\mathbf{x}_{(1)}, \dots, \mathbf{x}_{(k)})$  normalizados por  
 $\mathbf{x}'_{(i)} \mathbf{x}_{(i)} = \lambda_i$ ,  $i=1, \dots, k$ .
  - iv. as coordenadas são,  $\mathbf{x}_r = (x_{r1}, \dots, x_{rp})$  com  $r = 1, \dots, k$ .




```
# Classical MDS
# N rows (objects) x p columns (variables)
# each row identified by a unique row name

d <- dist(mydata) # euclidean distances between the rows
fit <- cmdscale(d,eig=TRUE, k=2) # k is the number of dim
fit # view results

# plot solution
x <- fit$points[,1]
y <- fit$points[,2]

plot(x, y, xlab="Coordinate 1", ylab="Coordinate 2",
      main="Metric MDS", type="n")
text(x, y, labels = row.names(mydata), cex=.7)
```






- SAS
- SPSS
- R
- Matlab
- Etc

<https://www.datacamp.com/courses/data-visualization-with-ggplot2-part-3>




$$\lambda_1 = 51355314$$

$$\lambda_2 = 16972852$$

$$\lambda_3 = 156831.6$$

$$\lambda_4 = 7797.42$$

$$\lambda_5 = 3906.51$$

$$\lambda_6 = 1084.61$$

$$\lambda_7 = -0.0$$

$$\lambda_8 = -131.13$$

$$\lambda_9 = -597.34$$

$$\lambda_{10} = -3980.19$$

$$\lambda_{11} = -178997$$

$$\lambda_{12} = -392912$$

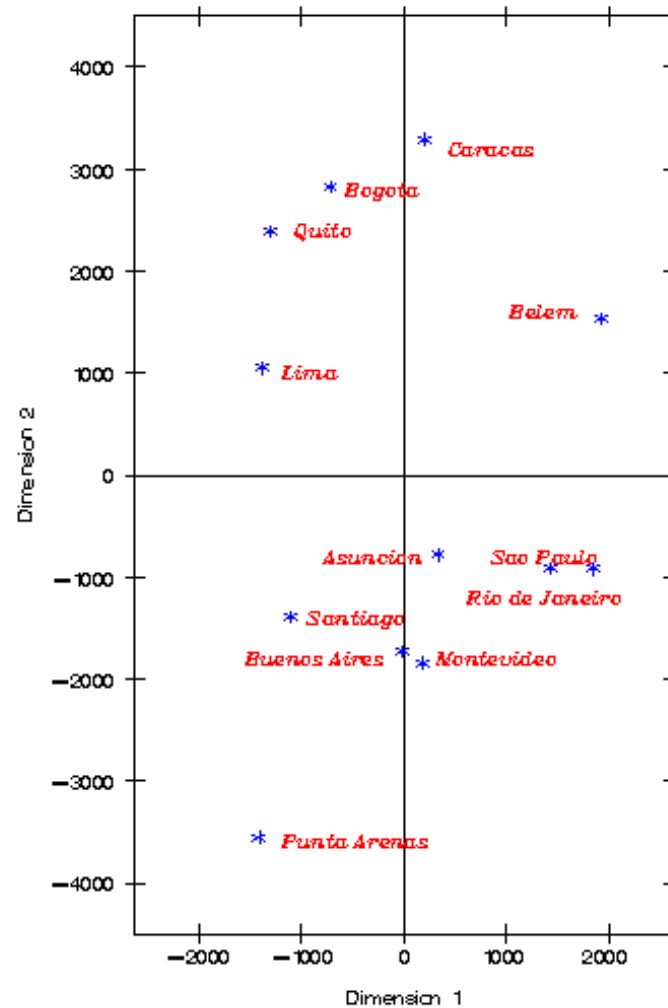



Figura 2 Solução MDS para os dados de distâncias entre cidades sul-americanas.

$$T = 0.997$$




### 3.4 O CONCEITO DE STRESS

Seja  $d_{ij}$  a dissimilaridade original e  $d_{ij}^*$  a distancia Euclidiana na configuração representando ao objeto  $i$  e  $j$ .  
Então uma função razoável a minimizar é

$$SS = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n [d_{ij} - d_{ij}^*]^2$$

Uma função que é invariante nas mudanças de escala utilizada em MDS é a função (STandardized RESidual Sum of Squares) a qual é dada por

$$Stress = \sqrt{\frac{SS}{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n d_{ij}^{*2}}}$$





## 3.4 O CONCEITO DE STRESS

$$Stress = \sqrt{\frac{SS}{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n d_{ij}^{*2}}}$$

Então, pode-se recuperar a configuração de pontos em um particular número de dimensões minimizando esta função usando algum tipo de algoritmo de otimização.

O anterior implica que  $d_{ij}^* = d_{ij} + \varepsilon_{ij}$

então,  $d_{ij}^* = a + bd_{ij} + \varepsilon_{ij}$

ou em geral,  $d_{ij}^* = f(d_{ij}) + \varepsilon_{ij}$  e  $SS = \sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n [d_{ij}^* - f(d_{ij})]^2$







## 3.5 ESCALAMENTO NÃO MÉTRICO

Métodos não métricos acontecem quando as pessoas proporcionam somente o ranking ou ordem de dissimilaridades entre objetos ou estímulos.

Por exemplo,

- dados de preferência: a avaliação faz-se em termos de bom–ruim,
- quando elege-se candidatos,
- marcas de produtos (no contexto de marketing),
- objetos afectivos, valores (no contexto da psicologia)





## 3.5 ESCALAMENTO NÃO MÉTRICO

Considere as distâncias representadas por a relação  $d_{ij}^* = \hat{d}_{ij} + \varepsilon_{ij}$

onde os  $\hat{d}_{ij}$ 's são um conjunto de números que são monótonos com os  $d_{ij}$ 's.

Então, pode-se ordenar as distâncias observadas

$$d_{i_1 j_1} < d_{i_2 j_2} < \dots < d_{i_N j_N}$$

Logo os  $\hat{d}_{ij}$ 's satisfazem

$$\hat{d}_{i_1 j_1} \leq \hat{d}_{i_2 j_2} \leq \dots \leq \hat{d}_{i_N j_N}$$



## 3.5 ESCALAMENTO NÃO MÉTRICO

Assim, o *Stress* para o caso não métrico é,

$$Stress = \frac{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n [d_{ij}^* - \hat{d}_{ij}]^2}{\sum_{i=1}^{n-1} \sum_{j=i+1}^n d_{ij}^{*2}}$$

e os valores ajustados são obtidos de um tipo de regressão conhecida como *regressão monótona* ou *isotônica*.

Ver Barlow *et al.* (1972)





## 3.5 ESCALAMENTO NÃO MÉTRICO

Note que minimizar o *Stress* envolve duas etapas:

- ❑ regressão,
- ❑ minimização do *Stress*.

Algoritmos de otimização utilizados são por exemplo

“steepest descent” (método de gradiente) e Newton-Raphson.

Ambos algoritmos começam com um valor arbitrário de valores para as configurações para cada objeto.

**Problema:** convergência em um mínimo local é não no mínimo global.





## 3.5 ESCALAMENTO NÃO MÉTRICO

Note que minimizar o *Stress* envolve duas etapas:

- ❑ regressão,
- ❑ minimização do *Stress*.

Algoritmos de otimização utilizados são por exemplo

“steepest descent” (método de gradiente) e Newton-Raphson.

Ambos algoritmos começam com um valor arbitrário de valores para as configurações para cada objeto.

**Problema:** convergência em um mínimo local é não no mínimo global.





## MÉTODO INDSCAL

Uma matriz de dissimilaridades para cada sujeito.

**INDSCAL (INdividual Differences SCALing).**

Existe um conjunto de  $d$  dimensões comuns para todos os sujeitos nos quais os  $n$  objetos ou estímulos podem ser representados, mas as distâncias entre pontos neste espaço é diferente entre os sujeitos pois considera pesos (weights) em cada dimensão para um particular sujeito.





## MÉTODO INDSCAL

Assim, a distância Euclidiana entre os pontos  $i$  e  $j$  para o  $l$ -ésimo sujeito é dada por

$$d_{ij}^{(l)} = \left[ \sum_{k=1}^d w_{lk} (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2}$$

onde os pesos  $w_{lk}$ ,  $k = 1, \dots, d$  representam as diferentes importâncias a cada dimensão pelo sujeito  $l$ .

A estimação das coordenadas e os pesos é realizada mediante procedimentos iterativos, no qual, dado valores iniciais das coordenadas da configuração, estimação por mínimos quadrados dos pesos são determinados. Logo, estes são usados para achar a estimação por mínimos quadrados das coordenadas e repetir até atingir algum critério de convergência.

**4**

**ALGUNS RESULTADOS DE  
UMA PESQUISA SOBRE  
OS QUANTIFICADORES**







Os “quantificadores” foram apresentados usando a técnica da comparação por pares em uma escala que vai de muito semelhante [ 1 ] ----- [ 7 ] a nada semelhante





## OBJETIVOS GERAIS DA PESQUISA

1. Avaliar as estruturas subyacentes aos juicios de disimilaridade dos cuantificadores do espanhol entre e dentro de grupos de peritos e novatos através do escalonamento multidimensional nas dimensões do mapa perceptual de los cuantificadores
2. Avaliar se a condição de pericia, profissionalização o dominio academico, e as condições socio demograficas (grado escolar, nivel socio economico e sexo, e suas interações conseguem explicar as diferenças entre os padrões de resposta entre e dentre os grupos de peritos e novatos.



## OBJETIVOS ESPECÍFICOS apresentados aqui (7)

1. Avaliar as estruturas subyacentes aos juicios de disimilaridade dos quantificadores do espanhol entre e dentro de grupos de peritos e novatos através do escalonamento multidimensional nas dimensões do mapa perceptual de los quantificadores
2. Avaliar a invarianza entre as estruturas subyacentes entre e dentro de grupos de peritos e novatos em fin de estabelecer uma concorrência explicatória nos juicios de disimilaridad sobre a semelhança entre os quantificadores do espanhol.





Paso 1: Escalamiento de Jueces (Uso de MDS Clásico)

MDS del Dr. en Matemática MDS de la Dra. en Lengua y Literatura

Paso 2: Escalamiento de Expertos y Novatos (Uso de INDSCAL)

MDS sobre  
4 grupos de Expertos

MDS sobre  
12 grupos de Novatos

Paso 3: Escalamiento entre Expertos y Novatos (Uso de INDSCAL)

MDS sobre 16 matrices medias para cada grupo

Figura 3. Pasos en el Análisis de la Estructura Subyacente de los juicios de disimilaridad de los cuantificadores.





Os grupos reportados nesta apresentação são quatro grupos de profissionais:

- ❑ Lingüistas - Literatos (5),
- ❑ Matemáticos - Estatísticos (6),
- ❑ Psicólogos (13) e
- ❑ Educadores (11).

Alem de um juiz doutor em Língua e Literatura e um outro em Matemática

Características: docentes universitários, idade entre 28 e 55 anos.





Desde uma perspectiva psicológica o propósito do MDS é visto como uma aproximação analítica dos dados que busca descobrir as dimensões subjacentes a os juízos de (dis)similaridade, e como um modelo psicológico que explica os juízos de dissimilaridade em termos de uma régua matemática que simula um tipo particular de função de distância (Borg & Groenen, 1997).

Para o estudo inicial para definir a dimensionalidade usamos dois juizes usando MDS classico.

Para o estudo da configuração da dissimilaridade a estrutura subjacente sobre a percepção dos grupos considerasse o método INDSCAL do MDS descrito brevemente no Appendice.






Assim, a distância Euclidiana entre os pontos  $i$  e  $j$  para o  $l$ -ésimo sujeito é dada por

$$d_{ij}^{(l)} = \left[ \sum_{k=1}^d w_{lk} (x_{ik} - x_{jk})^2 \right]^{1/2}$$

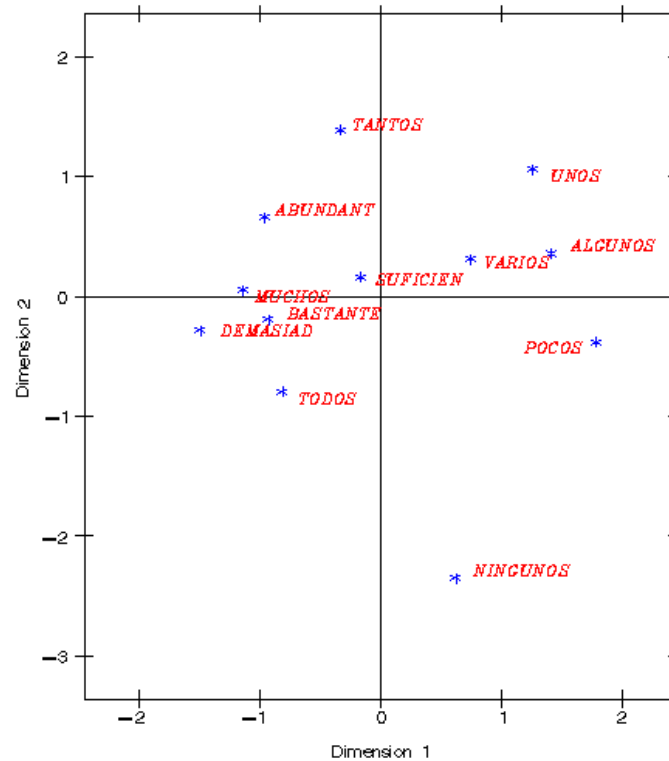
onde os pesos  $w_{lk}$ ,  $k = 1, \dots, d$  representam as diferentes importâncias a cada dimensão pelo sujeito  $l$ .

A estimação das coordenadas e os pesos é realizada mediante procedimentos iterativos, no qual, dado valores iniciais das coordenadas da configuração, estimação por mínimos quadrados dos pesos são determinados. Logo, estes são usados para achar a estimação por mínimos quadrados das coordenadas e repetir até atingir algum critério de convergência.





## RESULTADOS



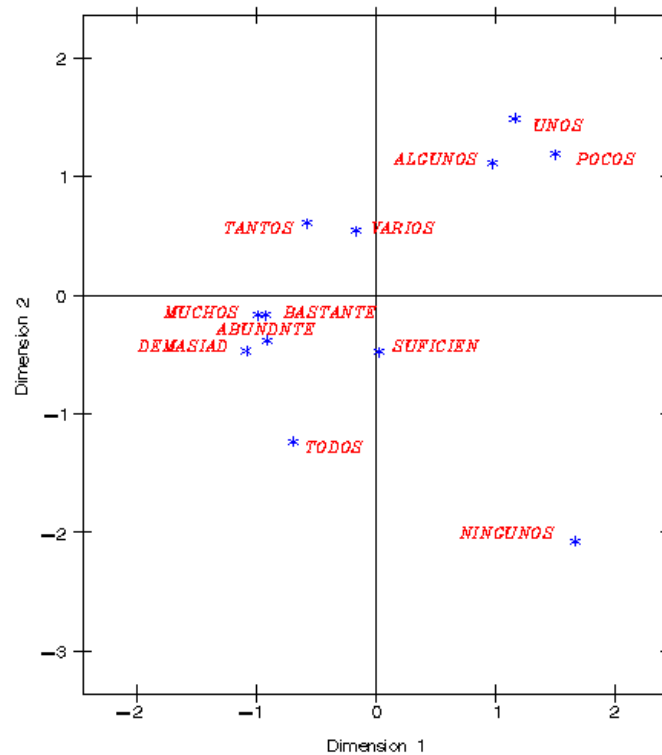
*Stress = 0.159*

Figura 3 Solução MDS em dois dimensões para os dados do Juiz.





## RESULTADOS



<u>Grupo</u>	<u>Stress</u>
Língua e Literat.	0.128
Estat. e Matem.	0.111
Psicologia	0.093
Educação	0.115
Todos os grupos	0.112

Figura 4 Solução MDS em duas dimensões para os dados dos grupo: profissionais.



## RESULTADOS

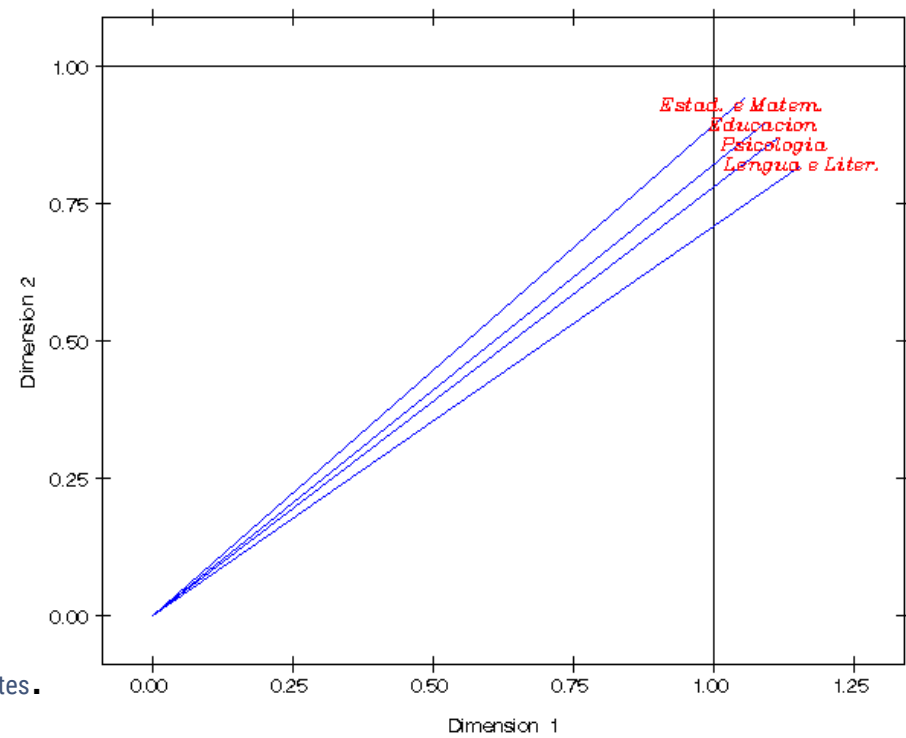


Figura 5 Dimensão dos coeficientes.



## RESULTADOS

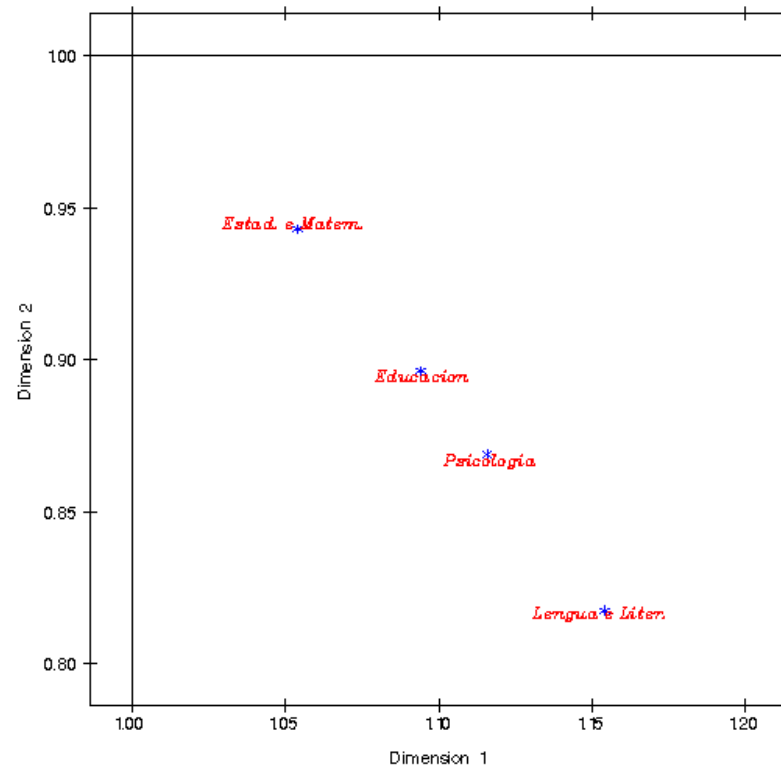
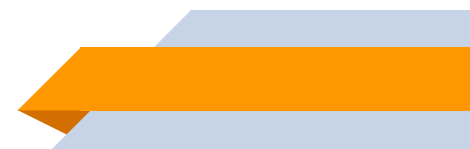


Figura 6 Dimensão dos coeficientes (Ampliação da Figura 5).



**5**

**REFLEXÕES SOBRE  
LINGUAGEM, INCERTEZA,  
MATEMÁTICA E  
ESTATÍSTICA**






- ❑ Bazán, J. L. and Aparicio, A. (2007). Cuantificadores como evidencia del lenguaje de la incertidumbre. Revista de Psicología. PUCP, 24 (2), 197-222. [Download paper](#).

Incerteza/Matemática: Gödel/ Chaitin: Computação/ conhecimento /razoamento /inferência/ aprendizado de maquinas

- ❑ Bazán, J. (2003) Estructura subyacente y patrones de respuesta en la percepción de la semejanza de cuantificadores en grupos de expertos y novatos. Tesis de Psicología. UNMSM. Lima, Perú. [Download thesis](#)

Cuantificadores: Educação/ Competência e Desempenho/ Estruturas latentes e padrões/ Questionários/ Experimentação



- 
- Bazan, J. Romeo, J. (2003) Escalonamento Multidimensional de diferenças individuais. Uma aplicação na Psicolingüística. Apresentação oral na 35ª Reunião Regional da Associação Brasileira de Estatística (ABE) e Reunião Regional da Sociedade Brasileira de Pesquisa Operacional (SOBRAPO). 22 e 23 de maio. Florianópolis. Santa Catarina. Brasil.

Psicologia Matemática/ Psicometria/ Análise Multivariada/Otimização/Visualização de dados

**Esta pesquisa faz parte dos esforços por estudar de que modo a incerteza domina nosso linguajar e dos métodos para medi-la**



6

**PALAVRAS FINAIS COM  
WITH A LITTLE HELP  
FROM MY FRIENDS**





## Hoje falamos de:

1. Quantificadores e Linguagem de incerteza
2. Métodos empíricos para construir distancias (dissimilaridades) entre quantificadores
3. Métodos estatísticos para construir mapas de significado
4. Alguns resultados de uma pesquisa sobre os quantificadores
5. Reflexões sobre linguagem, incerteza, matemática e estatística
6. Palavras finais com **With A Little Help From My Friends**







Arquivo Editar Exibir Histórico Favoritos Ferramentas Ajuda

With A Little Help From My Friends X +

https://www.vagalume.com.br/the-beatles/with-a-little-help-from-my-friends.html

Pesquisar

O que você quer ouvir?

Entrar Criar seu perfil »

Vagalume · A-Z · Estilos · Top 100 · Playlists · Rádio · Hot Spots · Notícias

Ouçã agora Vagalume.FM

# vagalume

Música é tudo

Página Inicial » Rock » T » The Beatles » With A Little Help From My Friends

## With A Little Help From My Friends

The Beatles

**PLAY** **Letra** Tradução Cifra Aprenda

Facebook Twitter Google+ Imprimir Editar Playlist Email

What would you think if I sang out of tune,  
Would you stand up and walk out on me.  
Lend me your ears and I'll sing you a song,  
And I'll try not to sing out of key.



Oh I get by with a little help from my friends,  
hm I get high with a little help from my friends,  
hm Gonna try with a little help from my friends.

Rádio Vagalume.FM **Novo!**

Letras

Discografia

Sgt. Pepper's Lonely ... **2.323°**  
album ranking



Windows taskbar with icons for Internet Explorer, Firefox, Chrome, and various applications. System tray shows date 10/08/2017 and time 01:25.



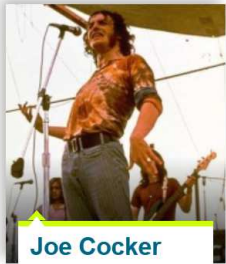
Arquivo Editar Exibir Histórico Favoritos Ferramentas Ajuda

With A Little Help From My Friends

https://www.vagalume.com.br/joe-cocker/with-a-little-help-from-my-friends.html

Música é tudo Vagalume A-Z Estilos Top 100 Playlists Rádio Hot Spots Notícias

Página Inicial » Blues » J » Joe Cocker » With A Little Help From My Friends




**Joe Cocker**

### With A Little Help From My Friends

Joe Cocker

Compositor: John Lennon/Paul McCartney  
Esta é uma regravação da música de The Beatles




Cocker Happy **13.567<sup>o</sup>**  
álbum ranking

**PLAY** Letra Tradução Aprenda

Imprimir Editar Playlist Email

What would you do if I sang out of tune  
Would you stand up and walk out on me  
Lend me your ears and I'll sing you a song  
I will try not to sing out of key



Rádio Vagalume.FM **Novo!**

- Letras
- Discografia
- Fotos
- Biografia
- Popularidade
- Relacionados
- Últimas
- Agenda de Shows

ohh baby I get by,  
(by with a little help from my friends)  
All i need is my buddies  
(try with a little help from my friends)  
I said I want to get high I will  
(High with a little help from my friends)  
Who-Ho-Hoo-yeah

What do I do when my love is away,  
(Does it worry for you to be alone?)

Windows Taskbar: 01:27 10/08/2017

https://www.youtube.com/watch?v=aF4HD5AprdQ



## ALGUMAS REFERÊNCIAS

- ❑ BARLOW, R.E., BARTHOLOMED, D.J., BREMER, J.M. & BRUNK, H.D. (1972). *Statistical Inference under Order Restrictions: The Theory and Application of Isotonic Regression*. Wiley, New York.
- ❑ BORG, I. & LINGOES, J. (1987). *Multidimensional Similarity Structure Analysis*. Springer-Verlag, New York.
- ❑ BUJA, A., SWAYNE, D. F., LITTMAN, M. L., DEAN, N. & HOFMANN, H. (2001). XGvis: Interactive data visualization with multidimensional scaling. (To Appear, *Journal of Computational and Graphical Statistics*). [www.research.att.com/areas/stat/xgobi/](http://www.research.att.com/areas/stat/xgobi/)
- ❑ Cox, T.F. and Cox, M.A.A., *Multidimensional Scaling*, Chapman & Hall/CRC Press: Boca Rotan, ISBN 1-58488-094-5, 2000.
- ❑ EVERITT, B.S. & DUNN, G. (1983). *Advanced Methods of Data Exploration and Modelling*. Heineman Educational, London.



## ALGUMAS REFERÊNCIAS

- ❑ Mardia KV, Bibby JM, Kent JT. (1979). Multivariate analysis. London, Academic Press
- ❑ MEAD, A. (1992) Review of the development of multidimensional scaling methods. *The Statistician*, **41**, 27-39.
- ❑ RAMSAY, J.O. (1982). Some statistical approaches to multidimensional scaling data. *J. R. Statist. Soc. A*, **145**, Part 3, 285-312.





## BONUS

- ❑ Bazán, J. L. and Aparicio, A. (2007). Cuantificadores como evidencia del lenguaje de la incertidumbre. Revista de Psicología. PUCP, 24 (2), 197-222. [Download paper](#).

A imensa maioria dos fenômenos são incertos porém acontece que temos demorado muito tempo em reconhecê-lo (Miller, 1990).

A matemática determinística ha dominado nossa concepção da realidade porém Chaitin (1998) há mostrado que também na matemática pura a incerteza está presente (Teorema de incompletude de Gödel).

Este teorema es muito surpreendente porque mostra que a razão tem limites e o faz de um modo paradójico se criando um enunciado que diz se mesmo que á falso, o que não é demonstrável para ser mais preciso.

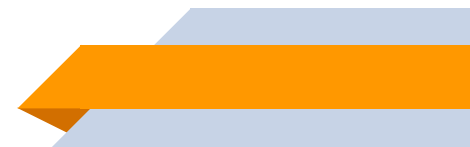




Chaitin mostrou que o número  $\Omega$  (probabilidade de que um programa gerado atirando uma moeda ao ar, pare ou não) é aleatório, incompreensível e foge do poder do raciocínio.

Outra forma de dizer isto é que usualmente se pensa que se algo é certo, lo é por alguma razão, que há uma razão pela qual é certo. Na matemática a razão pela qual algo é certo se chama prova, e o trabalho do matemático é encontrar provas, fazer demonstrações. Porém os bits de  $\Omega$  são fatos matemáticos ao acaso, acidentais, são fatos irreduzíveis que não tem nenhuma estrutura.

Isto que acontece na matemática, a linguagem mais formal que temos, também acontece em nossa linguagem materna porque este é um espelho de nossa realidade e por sua vez nossa realidade se espelha em ele.





Cohen (1974) diz que sempre que escolhemos, damos um parecer, decidimos, interpretamos o passado o preveemos o que irá acontecer, o fazemos com um conhecimento incompleto e inseguro. Assim nossas ações estão em função do cálculo particular de nossas possibilidades, e por sua vez, estas dependem de nossa experiência e maturidade no pensamento. Em certo modo, a incerteza faz referencia ao conhecimento, sendo isto restrito ao sujeito.

A inferência é o razoamento de aquilo que conhecemos e observamos para explicar, concluir o prever. Nós sempre razoamos em presença de incerteza. A informação que temos é usualmente incompleta, inconclusa e sujeita a mais de uma explicação (Mislevy, 1994)

**Esta pesquisa faz parte dos esforços por estudar de que modo a incerteza domina nosso linguajem.**

