

Dynamic Time Warping

George Darmiton da Cunha Cavalcanti
CIn/UFPE

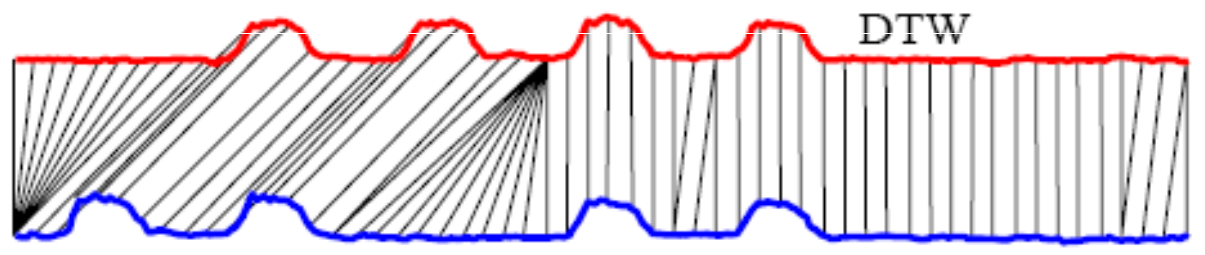
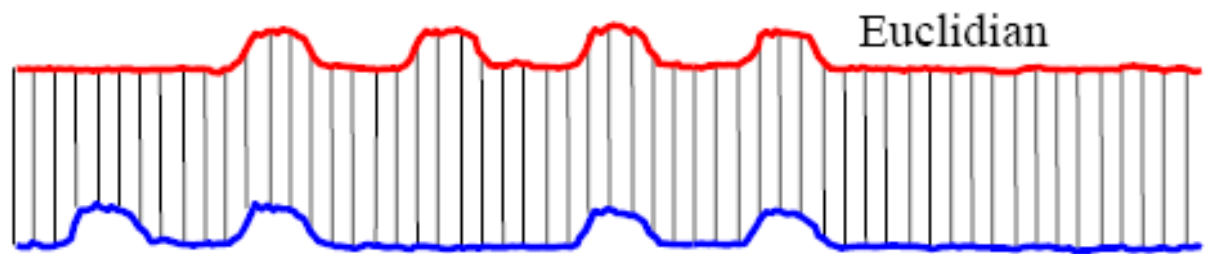


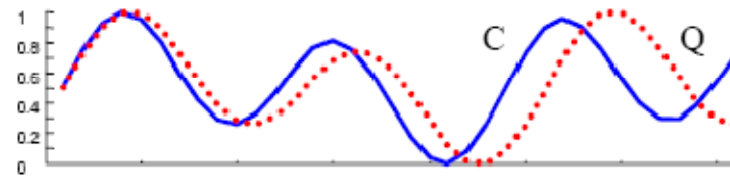
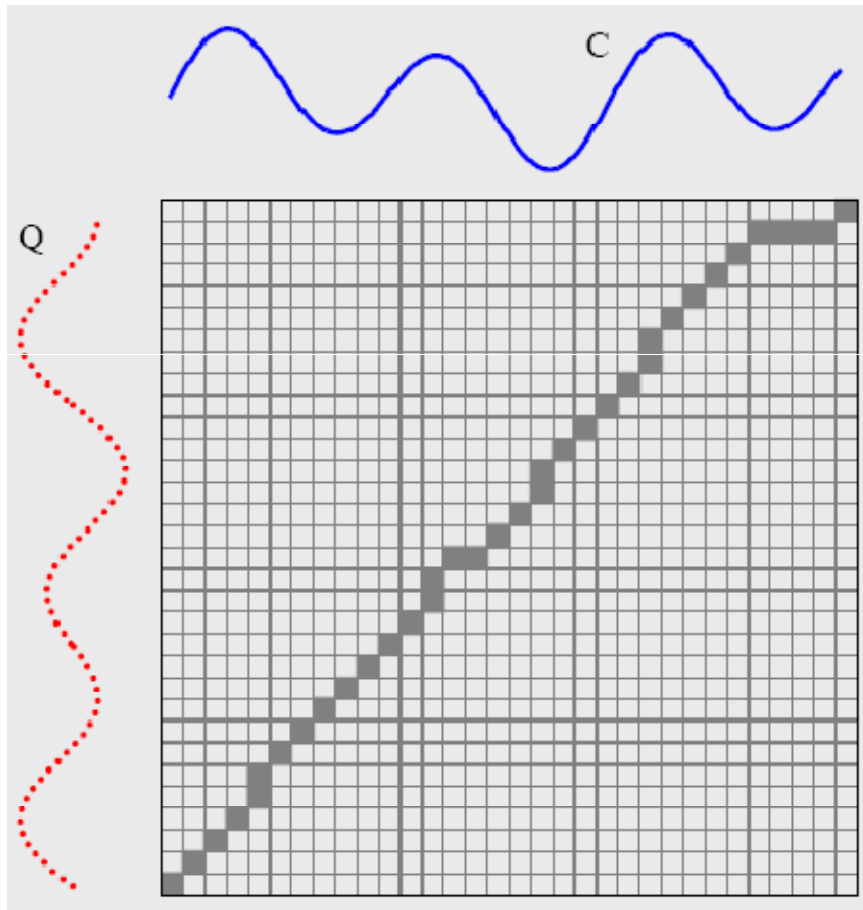
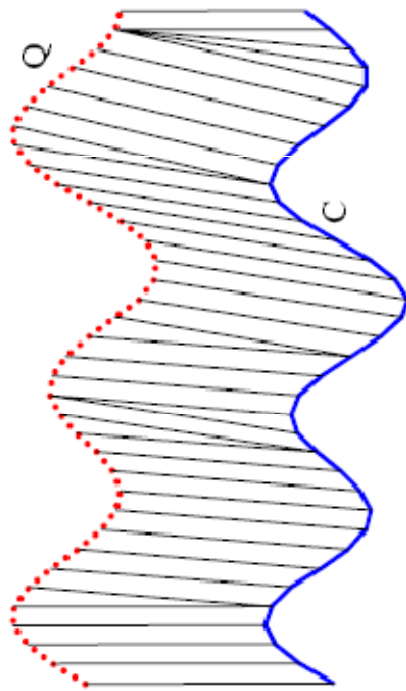
UNIVERSIDADE
FEDERAL
DE PERNAMBUCO

CIn.ufpe.br

Introdução

- Objetivo: dado um conjunto de **padrões de referência** chamado de **TEMPLATES**, encontrar qual deles melhor se ajusta a um padrão desconhecido
 - Nesse caso, cada classe é representada por um padrão
- O ponto crucial é adotar uma **medida apropriada** para quantificar similaridade
- Essas medidas devem acomodar, de forma eficiente, variações entre os padrões de *template* e de *teste*
 - Por exemplo, a palavra “*beauty*” pode ter sido lida como “*beeauty*” ou “*beuty*”, etc., devido a erros

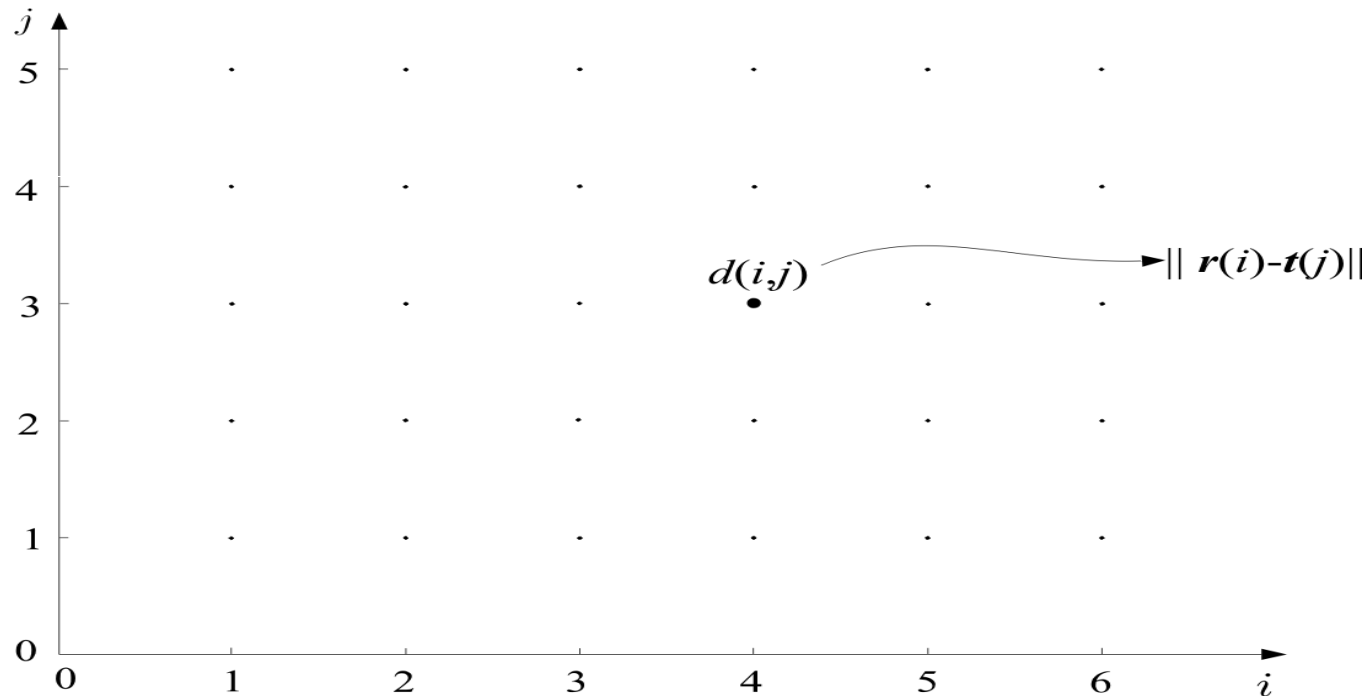




Introdução

- **Medidas baseadas em técnicas de busca do caminho ótimo**
 - Representação: o template é representado por uma seqüência de valores
 - Template: $\underline{r}(1), \underline{r}(2), \dots, \underline{r}(I)$
 - Test pattern: $\underline{t}(1), \underline{t}(2), \dots, \underline{t}(J)$

- Geralmente $I \neq J$
- Forma-se uma grade com I pontos (*template*) na horizontal e J pontos (teste) na vertical
- Cada ponto (i,j) da grade mede a **distância** entre $\underline{r}(i)$ e $\underline{t}(j)$

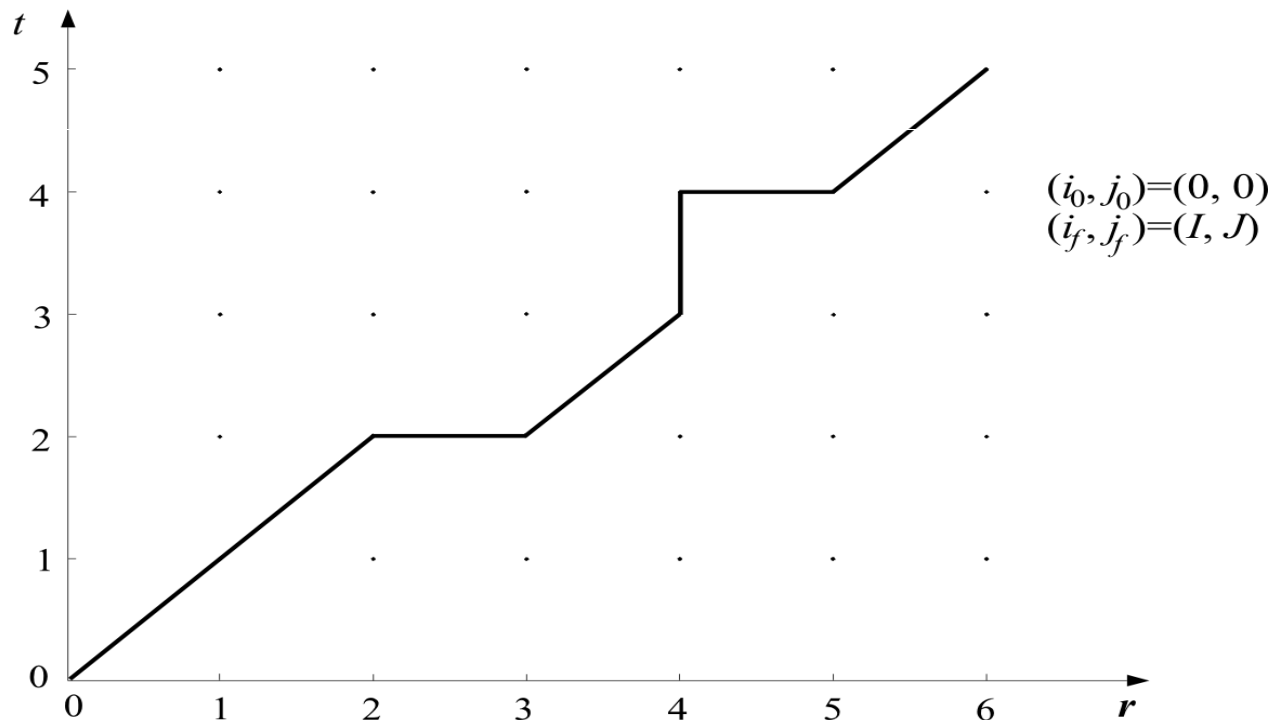


- **Caminho:** um caminho na grade, de um nó inicial (i_0, j_0) para um final (i_f, j_f) , é um **conjunto ordenado** de nós $(i_0, j_0), (i_1, j_1), (i_2, j_2) \dots (i_k, j_k) \dots (i_f, j_f)$

- Cada caminho está associado a um custo

$$D = \sum_{k=0}^{K-1} d(i_k, j_k)$$

sabendo que K é o número de nós no caminho



- Buscar o caminho com custo ótimo D_{opt} .
- O custo entre os padrões de template \underline{r} e de teste \underline{t} é D_{opt} .

Bellman's Optimality Principle

- **Caminho ótimo:**

$$(i_0, j_0) \xrightarrow{opt} (i_f, j_f)$$

- **Seja (i, j) um nó intermediário**

$$(i_0, j_0) \rightarrow \dots \rightarrow (i, j) \rightarrow \dots \rightarrow (i_f, j_f)$$

Então, o caminho ótimo passa por (i, j)

$$(i_0, j_0) \xrightarrow[(i, j)]{opt} (i_f, j_f)$$

- **Bellman's Principle:**

$$(i_0, j_0) \xrightarrow{opt} (i_f, j_f) = (i_0, j_0) \xrightarrow{opt} (i, j) \oplus (i, j) \xrightarrow{opt} (i_f, j_f)$$

- **Em palavras:** o caminho ótimo completo de (i_0, j_0) para (i_f, j_f) que passa por (i, j) é a **concatenação** do caminho ótimo de (i_0, j_0) para (i, j) com o caminho de (i, j) para (i_f, j_f)
- **Seja $D_{opt.}(i, j)$ o caminho ótimo para alcançar (i, j) de (i_0, j_0) , assim o princípio de *Bellman* define que:**

$$D_{opt}(i_k, j_k) = opt\{D_{opt}(i_{k-1}, j_{k-1}) + d(i_k, j_k)\}$$

The Edit distance

- É usada para *matching* entre palavras escritas.
Aplicações:
 - Edição Automática
 - Recuperação de Texto
- A medida dele levar em consideração:
 - Troca de símbolos, “befuty” ao invés de “beauty”
 - Erros de inserção, “bearuty”
 - Erros de remoção, “beuty”

- O custo é baseado na conversão de um padrão em outro
- Edit distance: Número total **mínimo** de mudanças, **C**, **inserções** *I* e **remoções** *R*, necessárias para transformar o padrão *A* no padrão *B*,

$$D(A, B) = \min[C(j) + I(j) + R(j)]$$

sabendo que *j* varre todas as possíveis variação de símbolos, objetivando converter *A* *B*

■ Cálculo do custo

- $(i-1, j-1) \rightarrow (i, j)$

$$d(i, j | i-1, j-1) = \begin{cases} 0, & \text{if } t(i) = r(j) \\ 1, & t(i) \neq r(j) \end{cases}$$

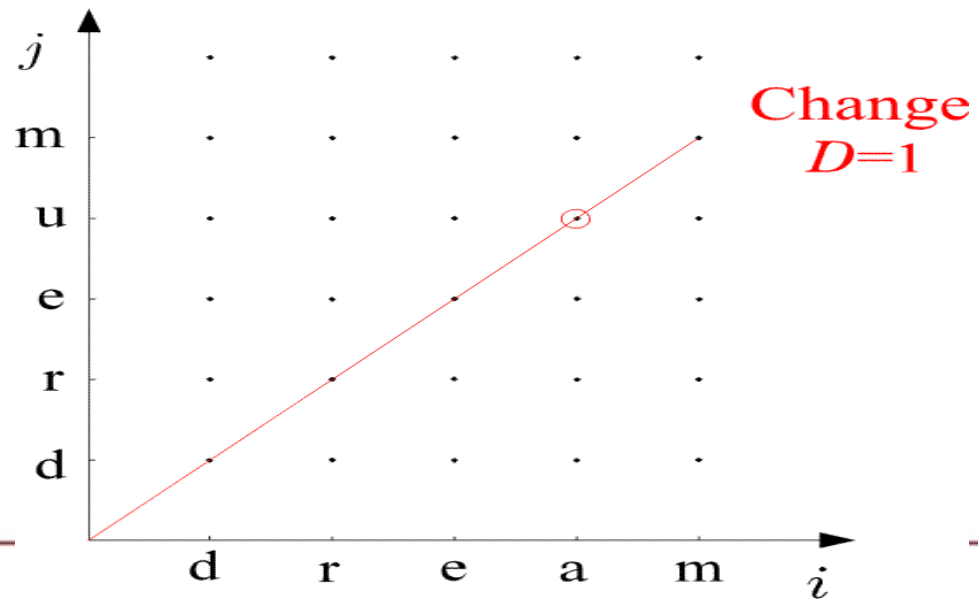
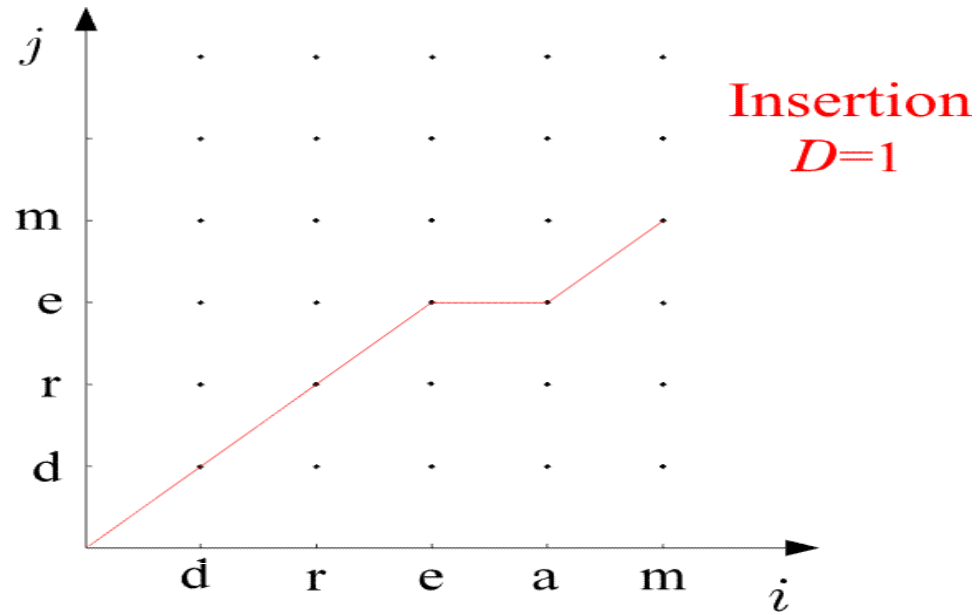
- Horizontal

$$d(i, j | i-1, j) = 1$$

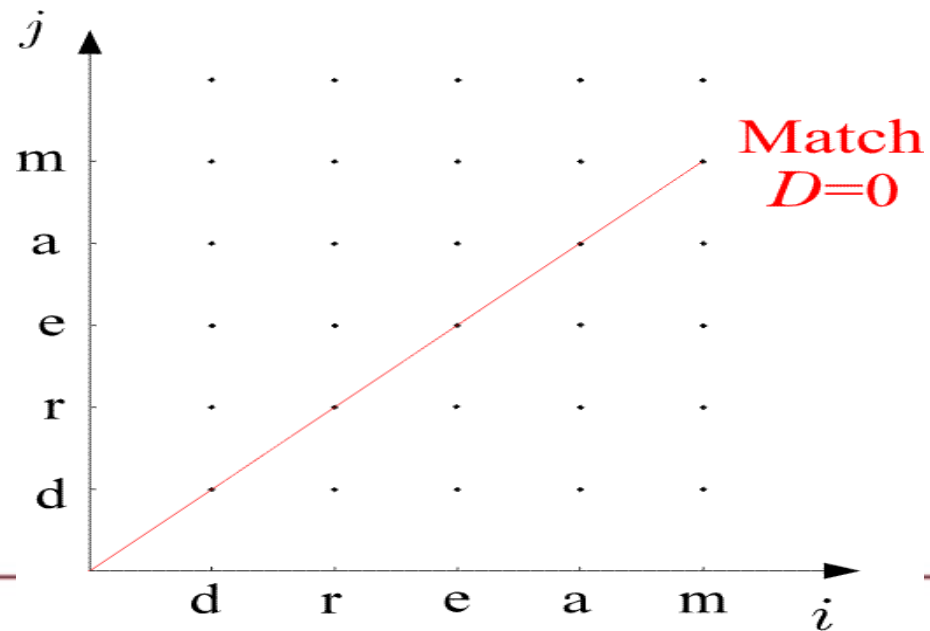
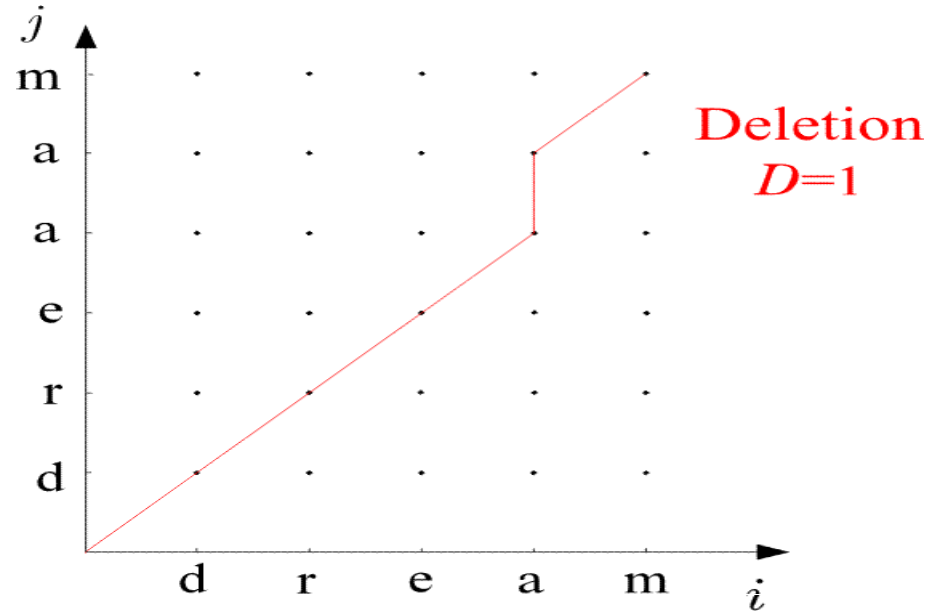
- Vertical

$$d(i, j | i, j-1) = 1$$

Exemplos



Exemplos



O algoritmo

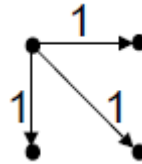
- $D(0,0)=0$
- For $i=1$, to I
 - $D(i,0)=D(i-1,0)+1$
- END {FOR}
- For $j=1$ to J
 - $D(0,j)=D(0,j-1)+1$
- END{FOR}
- For $i=1$ to I
 - For $j=1$, to J
 - $C_1=D(i-1,j-1)+d(i,j \mid i-1,j-1)$
 - $C_2=D(i-1,j)+1$
 - $C_3=D(i,j-1)+1$
 - $D(i,j)=\min (C_1,C_2,C_3)$
 - END {FOR}
- END {FOR}
- $D(A,B)=D(I,J)$

Exemplo

$$d(i, j) = |x[i] - y[j]|$$

		$x[n]$									
		0	1	2	3	2	1	0	1	2	
$y[n]$	0	0	1	2	3	2	1	0	1	2	
	1	1	0	1	2	1	0	1	0	1	
	1	1	0	1	2	1	0	1	0	1	
	2	2	1	0	1	0	1	2	1	0	
	2	2	1	0	1	0	1	2	1	0	
	3	3	2	1	0	1	2	3	2	1	
	1	1	0	1	2	1	0	1	0	1	
	0	0	1	2	3	2	1	0	1	2	

Exemplo

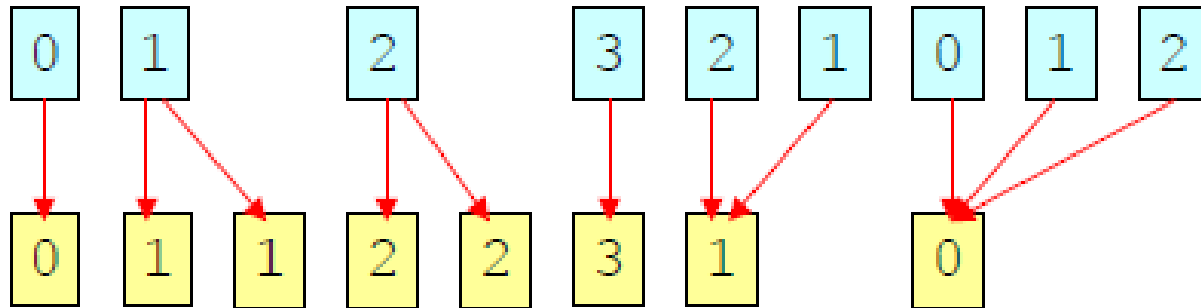


	$x[n]$									
	0	1	2	3	2	1	0	1	2	
$y[n]$ 0	0	1	3	6	8	9	9	10	12	
1	1	0	1	3	4	4	5	5	6	
1	2	0	1	3	4	4	5	5	6	
2	4	1	0	1	1	2	4	5	5	
2	6	2	0	1	1	2	4	5	5	
3	9	4	1	0	1	3	5	6	6	
1	10	4	2	2	1	1	2	2	3	
0	10	5	4	5	3	2	1	2	4	

Exemplo

	0	1	2	3	2	1	0	1	2
0	0	1	3	6	8	9	9	10	12
1	1	0	1	3	4	4	5	5	6
1	2	0	1	3	4	4	5	5	6
2	4	1	0	1	1	2	4	5	5
2	6	2	0	1	1	2	4	5	5
3	9	4	1	0	1	3	5	6	6
1	10	4	2	2	1	1	2	2	3
0	10	5	4	5	3	2	1	2	4

Exemplo



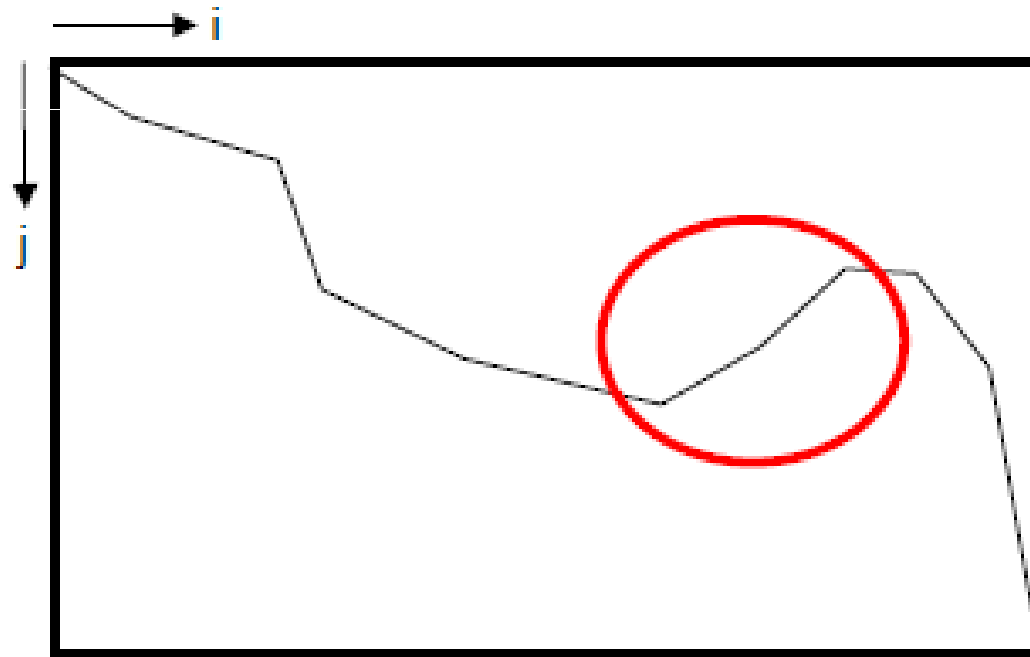
0 1 1 2 2 3 2 1 0 1 2

0 1 1 2 2 3 1 1 0 0 0

Propriedades

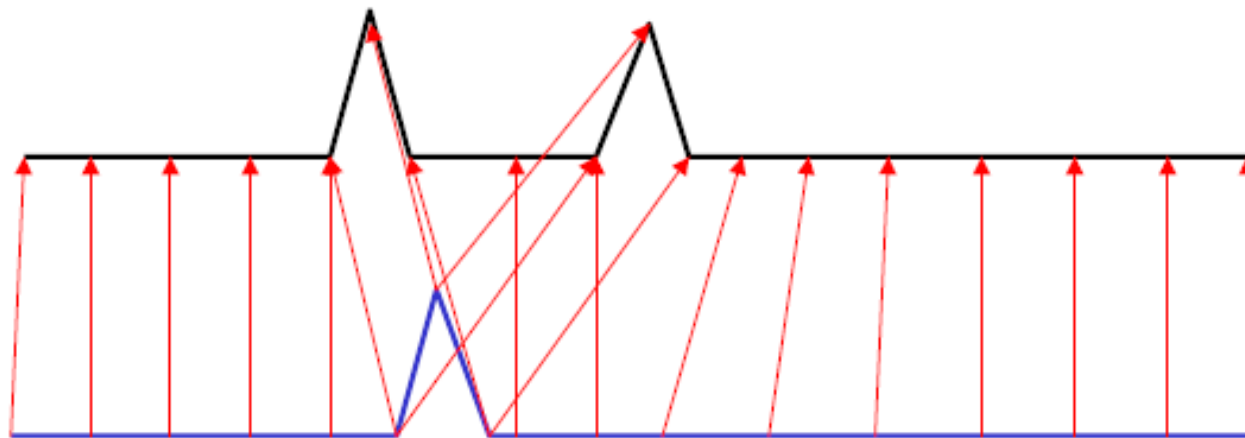
■ Monotonicidade

- O caminho percorrido pelo alinhamento não pode voltar no “tempo”



Propriedades

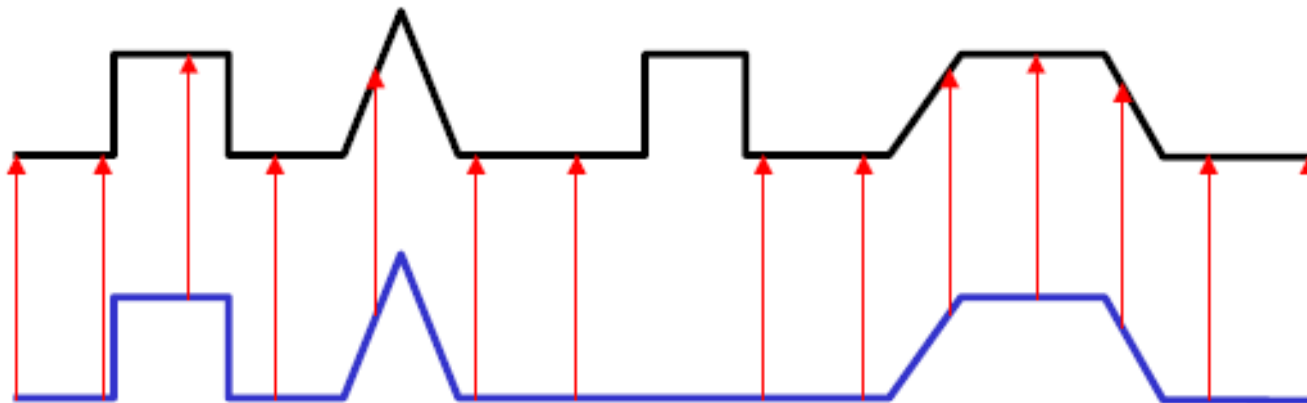
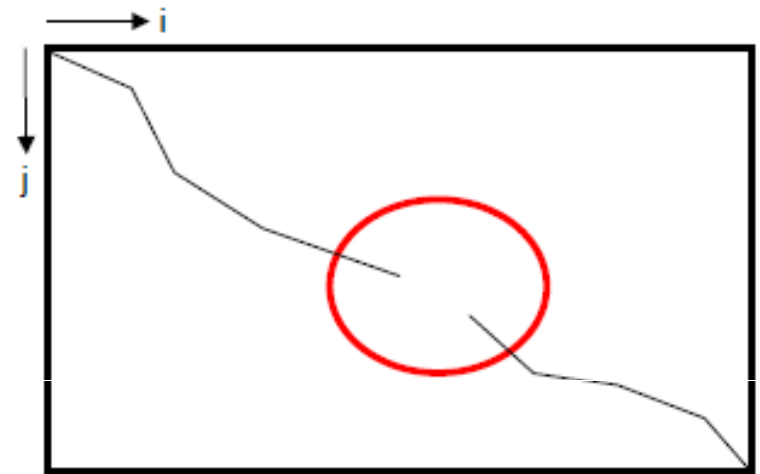
- Pois, se o alinhamento não for monotônico algumas características podem ser repetidas
- Assim, a função de dissimilaridade não teria sentido



Propriedades

■ Continuidade

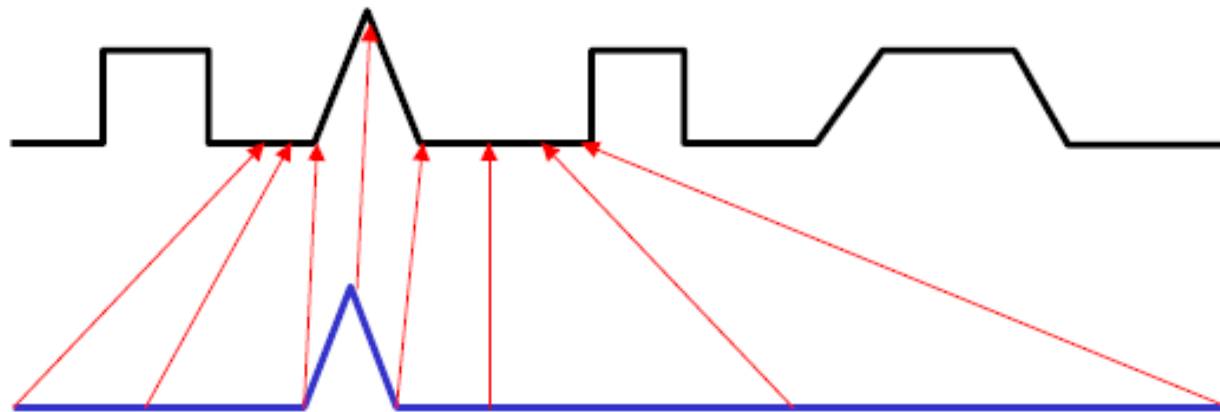
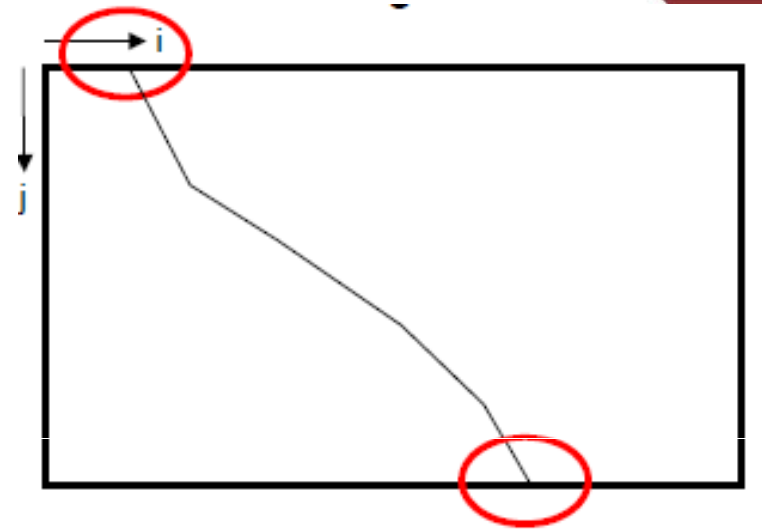
- Caso contrário o alinhamento irá desprezar características importantes



Propriedades

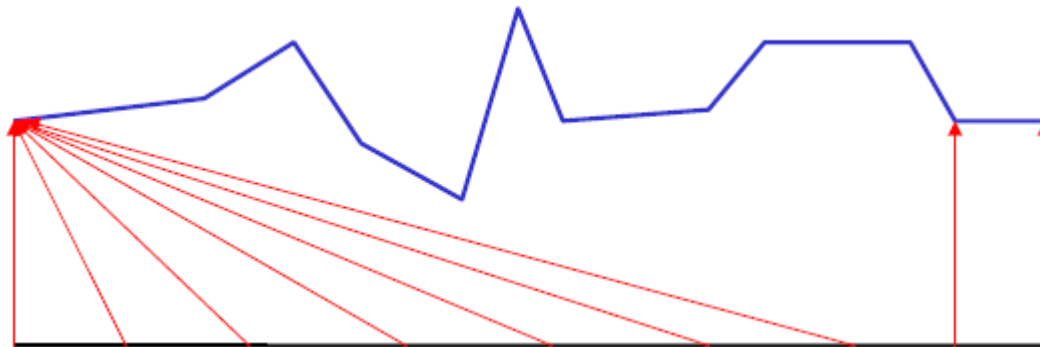
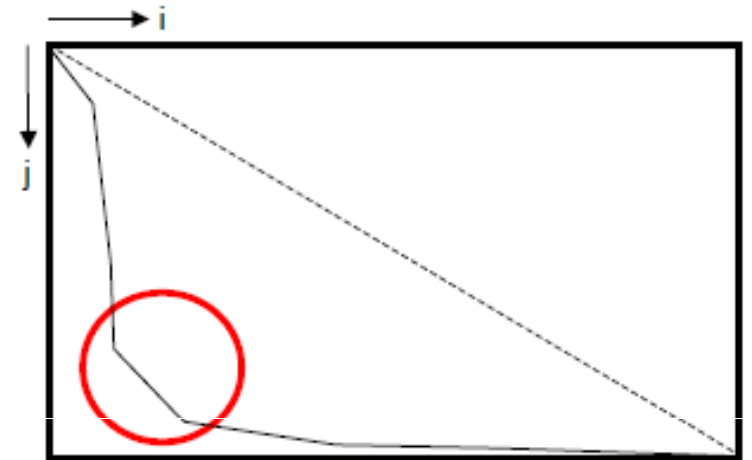
■ Limites

- O alinhamento deve começar e terminar em pontos específicos



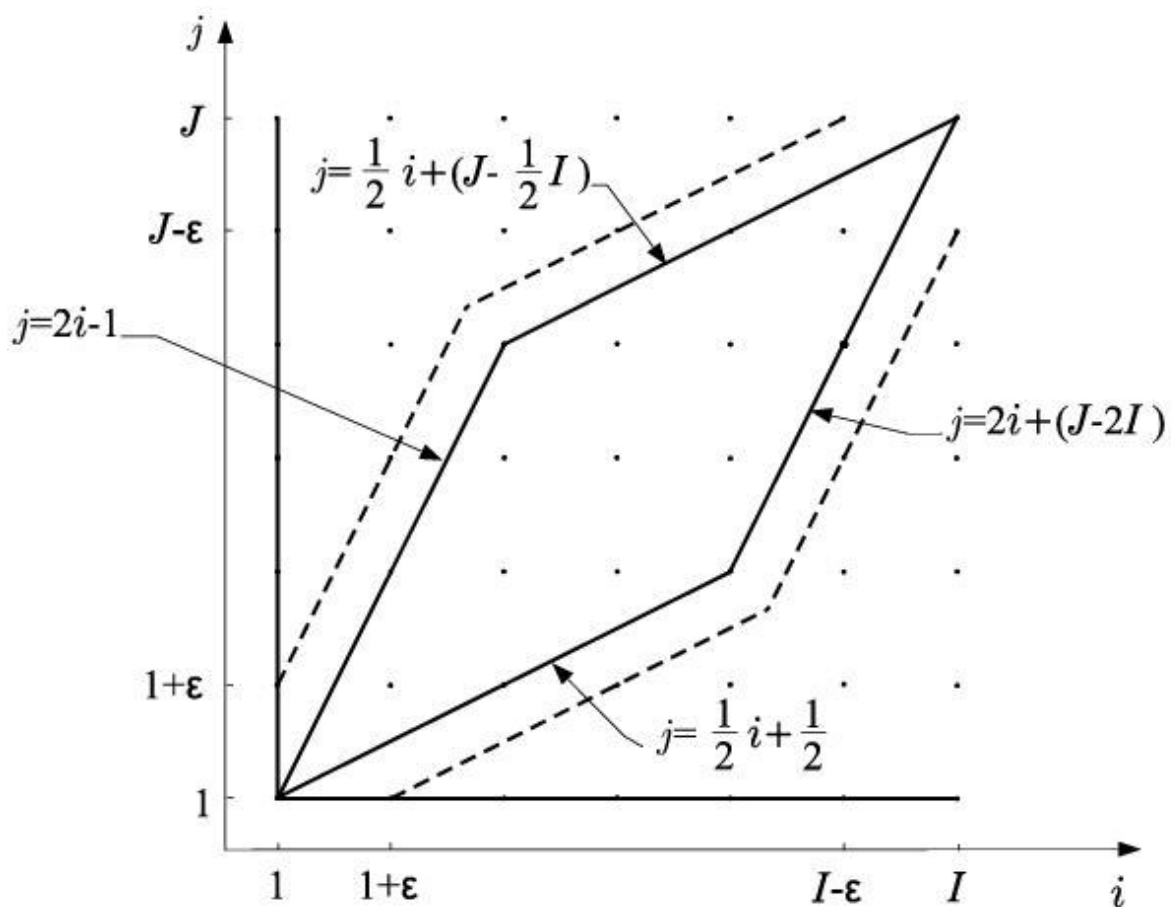
Propriedades

- **Janela de busca**
 - O alinhamento deve estar relativamente perto do caminho “identidade”

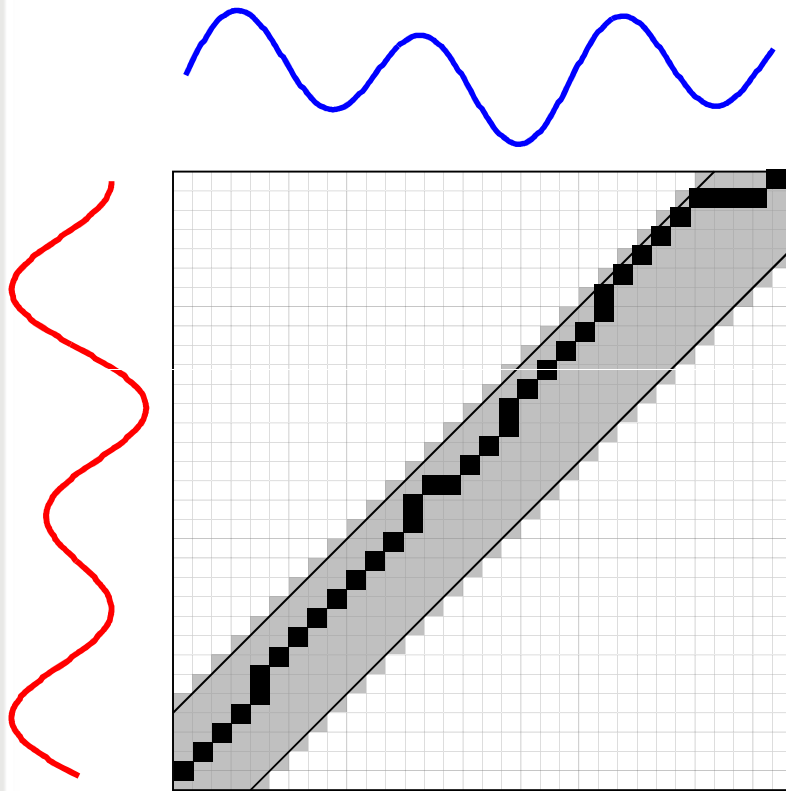


Restrição Global

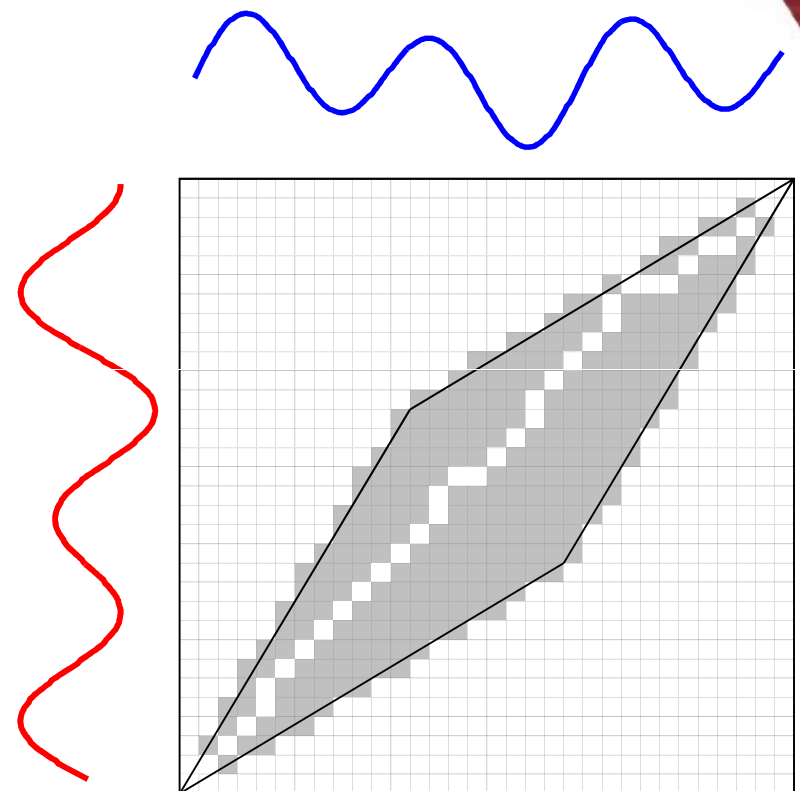
- Define uma região do espaço a partir da qual a busca do caminho ótimo será realizada



Restrição Global



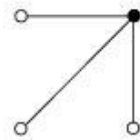
Sakoe-Chiba Band



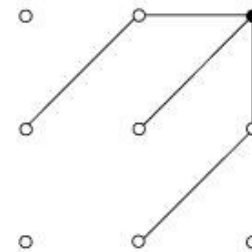
Itakura Parallelogram

Restrições Locais

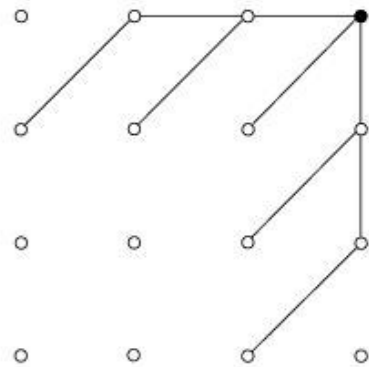
- Define o tipo de transição permitida



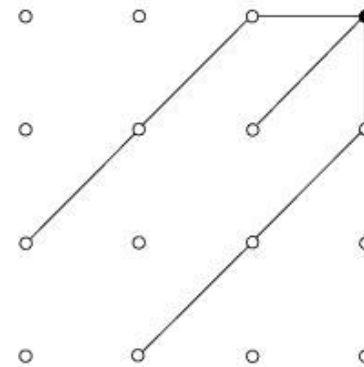
(a)



(b)

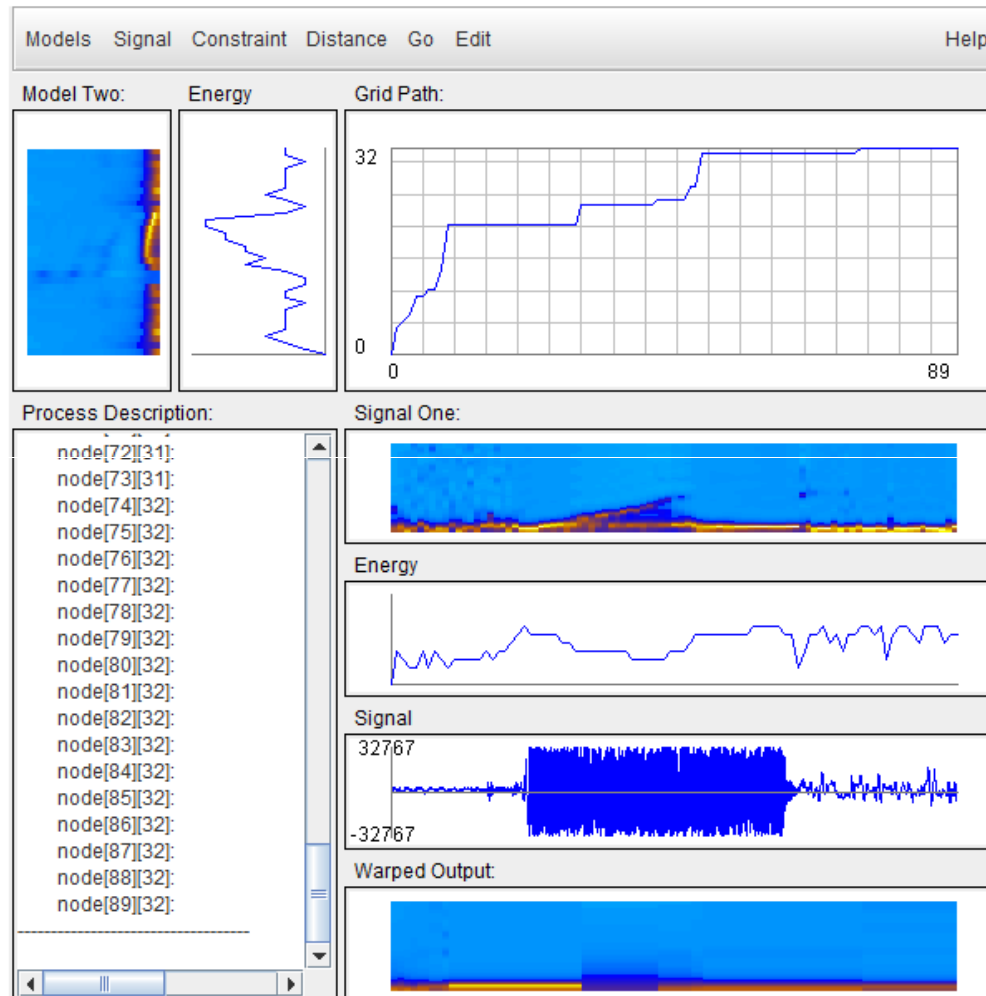


(c)



(d)

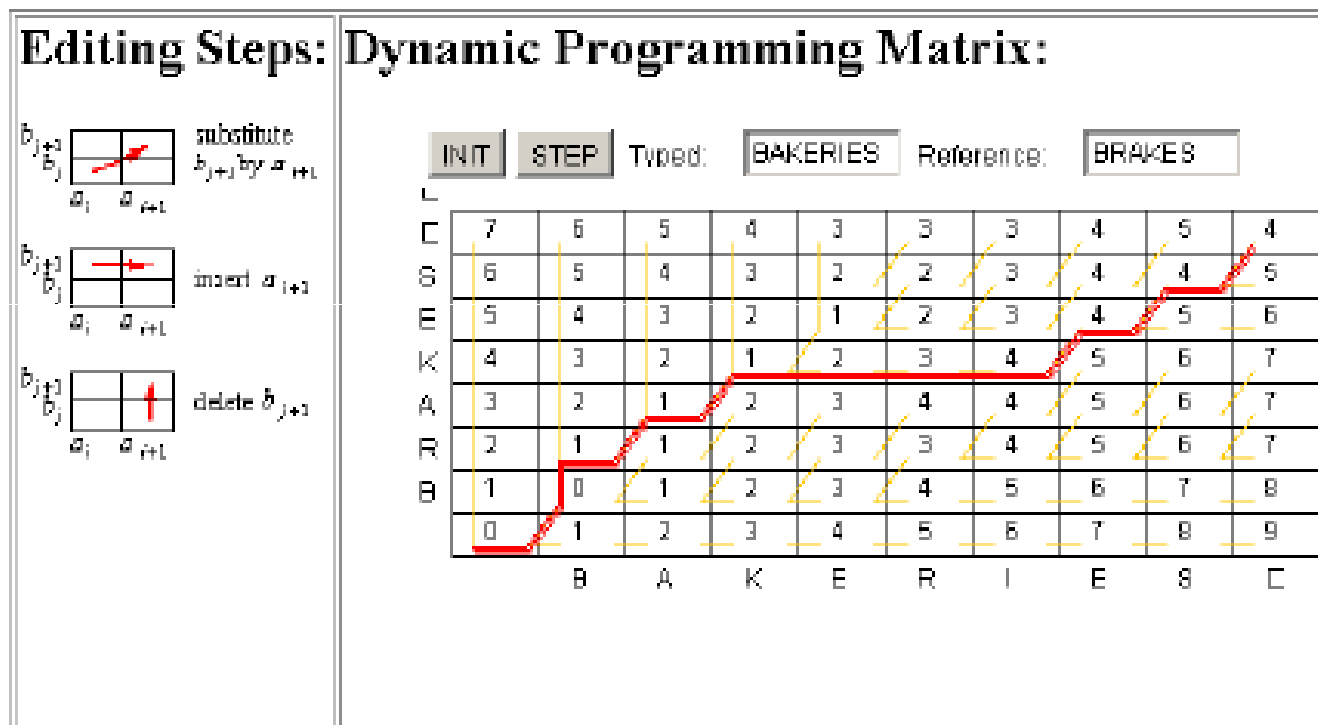
Aplicações – Reconhecimento de Fala



<http://www.isip.piconepress.com/projects/speech/software/demonstrations/applets/>

Aplicação

String Matching – Alinhamento de cadeias de DNA

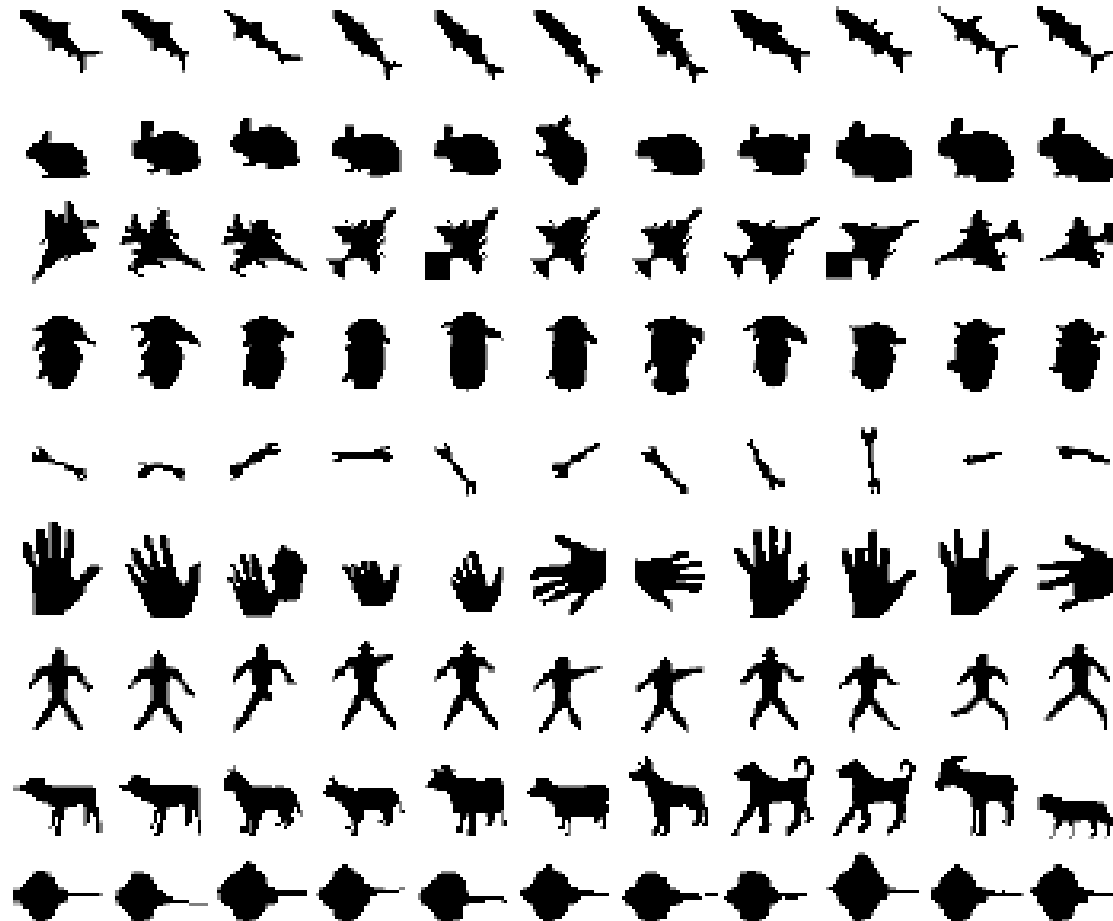


Aplicação – Reconhecimento de Caracteres Manuscritos

0	0	0	U	6	G
	4	7	10	13	14
1	1	1	1	1	1
	2	4	5	6	10
2	2	7	2	3	1
	4	11	11	13	15
6	6	5	0	6	0
	2	10	13	14	15
7	7	2	1	1	2
	2	8	10	11	13
8	8	0	0	6	U
	12	17	18	20	21
9	9	E	S	5	C
	6	8	9	11	15
G	G	6	0	0	U
	5	12	19	19	19

L	L	1	1	1	1
	4	11	15	16	18
m	m	N	^	w	3
	5	15	17	21	22
N	N	m	-	w	0
	4	15	16	18	18
P	P	V	0	0	^
	4	17	18	18	19
S	S	1	9	5	1
	4	10	11	11	12
V	V	U	0	0	P
	5	8	11	12	13
w	w	V	N	m	2
	6	16	17	18	21
Z	Z	2	7	1	3
	3	7	10	13	14

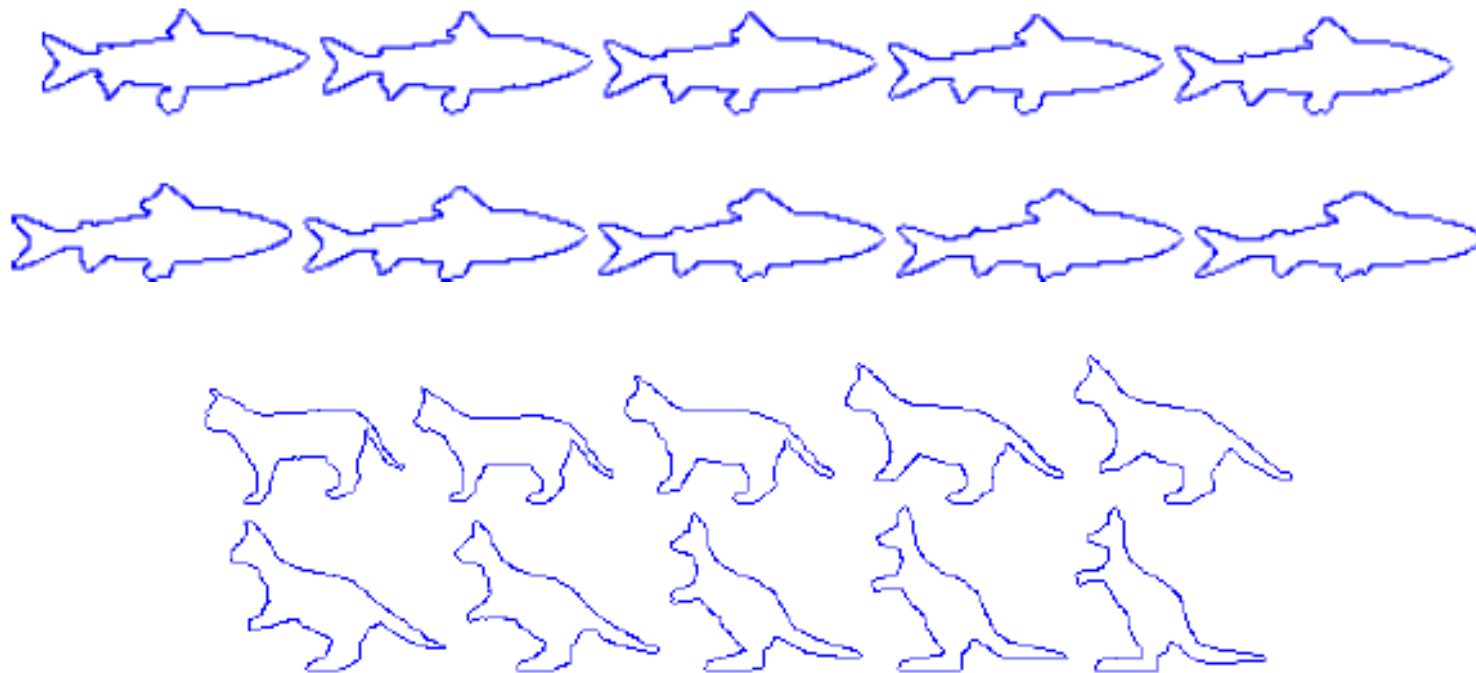
Aplicação – Reconhecimento de Objetos



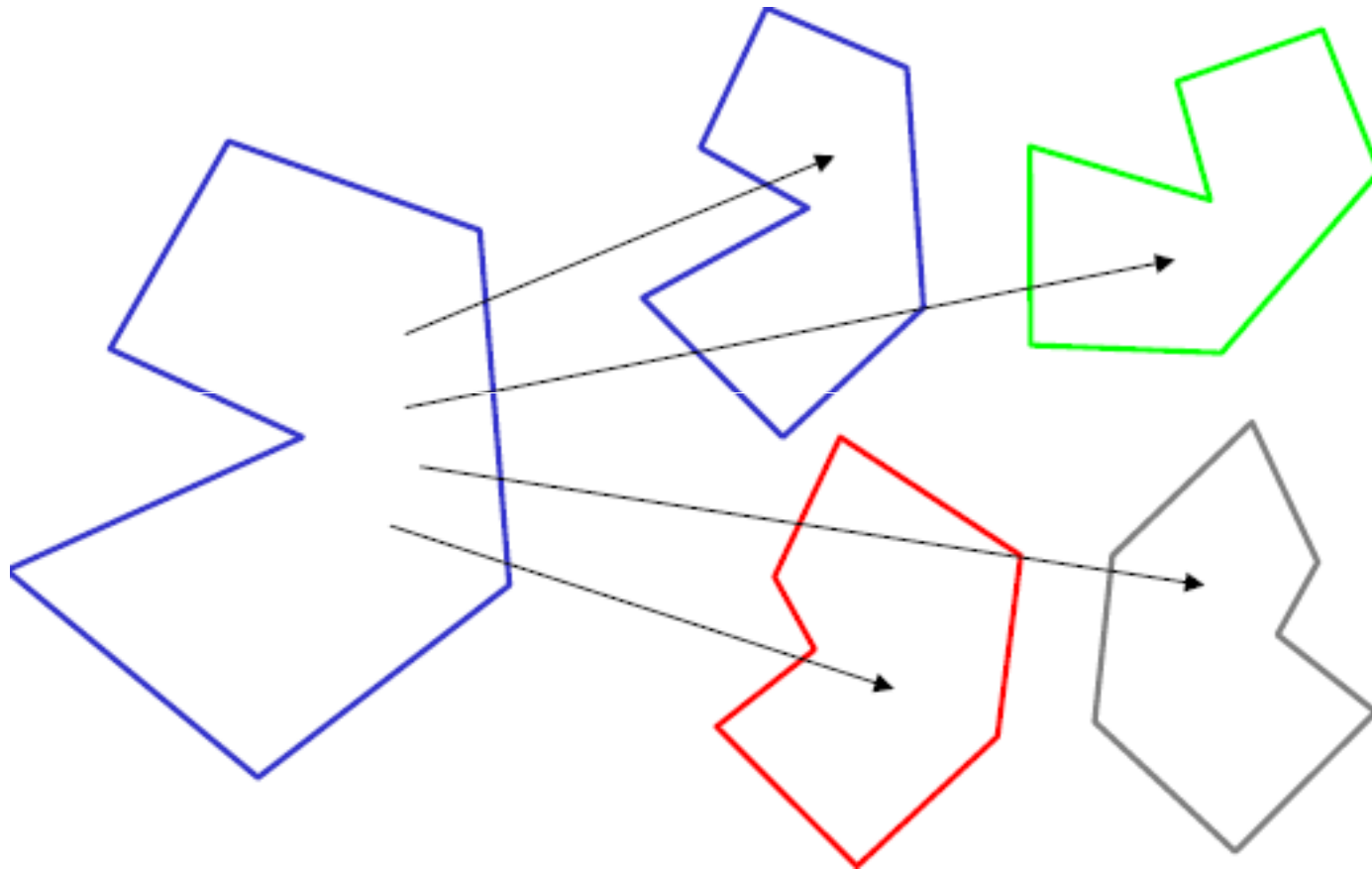
Aplicação – Geração de Protótipos

222222222222222
333333333333333
666666666666666
777777777777777
888888888888888
999999999999999

Aplicação – Morphing



Aplicação – Reconhecimento de Polígonos



Considerações Finais

- **Dymanic Time Warping (DTW) é uma técnica robusta para medir similaridade entre séries temporais**
- **DTW é muito usada em várias áreas**
- **DTW é bastante custoso, em termos de tempo computacional. Mas abordagens para aumentar a velocidade foram desenvolvidas: restrições globais**

Referências

- S. Theodoridis and K. Koutroumbas. **Pattern Recognition**. Academic Press. 2006.
- E. Keogh and C. A. Ratanamahatana. *Exact indexing of dynamic time warping*. **Journal of Knowledge and Information Systems**. 7(3), pp.358-386, 2005.
- J. Aach and G. Church. *Aligning gene expression time series with time warping algorithms*. **Bioinformatics** 17:495–508, 2001.
- H. Sakoe and S. Chiba. *Dynamic programming algorithm optimization for spoken word recognition*. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**. 26(1), pp.43-49, 1978.
- L. Rabiner, A. Rosenberg, S. Levinson. *Considerations in dynamic time warping algorithms for discrete word recognition*. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, 26:575–582, 1978.
- C. Myers, L. Rabiner, A. Roseneberg. *Performance tradeoffs in dynamic time warping algorithms for isolated word recognition*. **IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing**, 28:623–635, 1980.