

Počítačové zpracování řeči

Přednáška 4

Algoritmus DTW

Z předchozí přednášky a úlohy

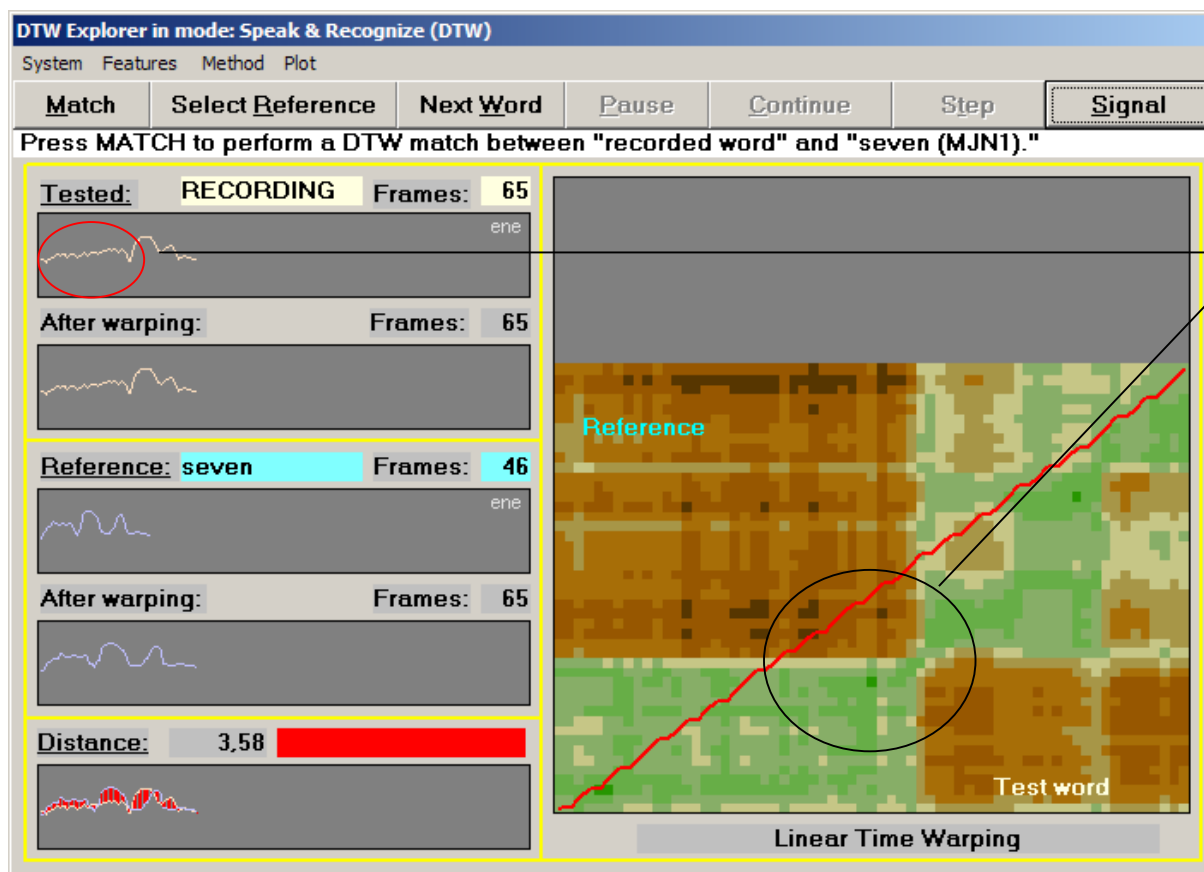
1. Metoda LTW pomohla při vyřešení základního problému měření podobnosti mezi různě dlouhými příznakovými sekvencemi.
2. Umožňuje tím aplikovat klasickou metodu hledání nejbližšího souseda (reference) metodou nejmenší vzdálenosti.
3. Za ideálních podmínek (malý slovník, výrazně se lišící slova, testovaná slova i reference od stejné osoby a nahraná za stejných podmínek, ...) metoda dává slušné výsledky i s jednoduchými příznaky.
4. Za běžných podmínek budou výsledky ale výrazně horší.
5. Metoda LTW řeší pouze problém různých délek dvou nahrávek bez ohledu na to, co je v nich obsaženo.

Proč občas LTW selhává (1)

1. Stejná slova jsou často vyslovována s různým “rytmem”.

– např. 1. slabika slova je kratší než u reference, 2. slabika naopak delší

Ilustrace: testované slovo “seven” má 1. slabiku delší než reference téhož slova

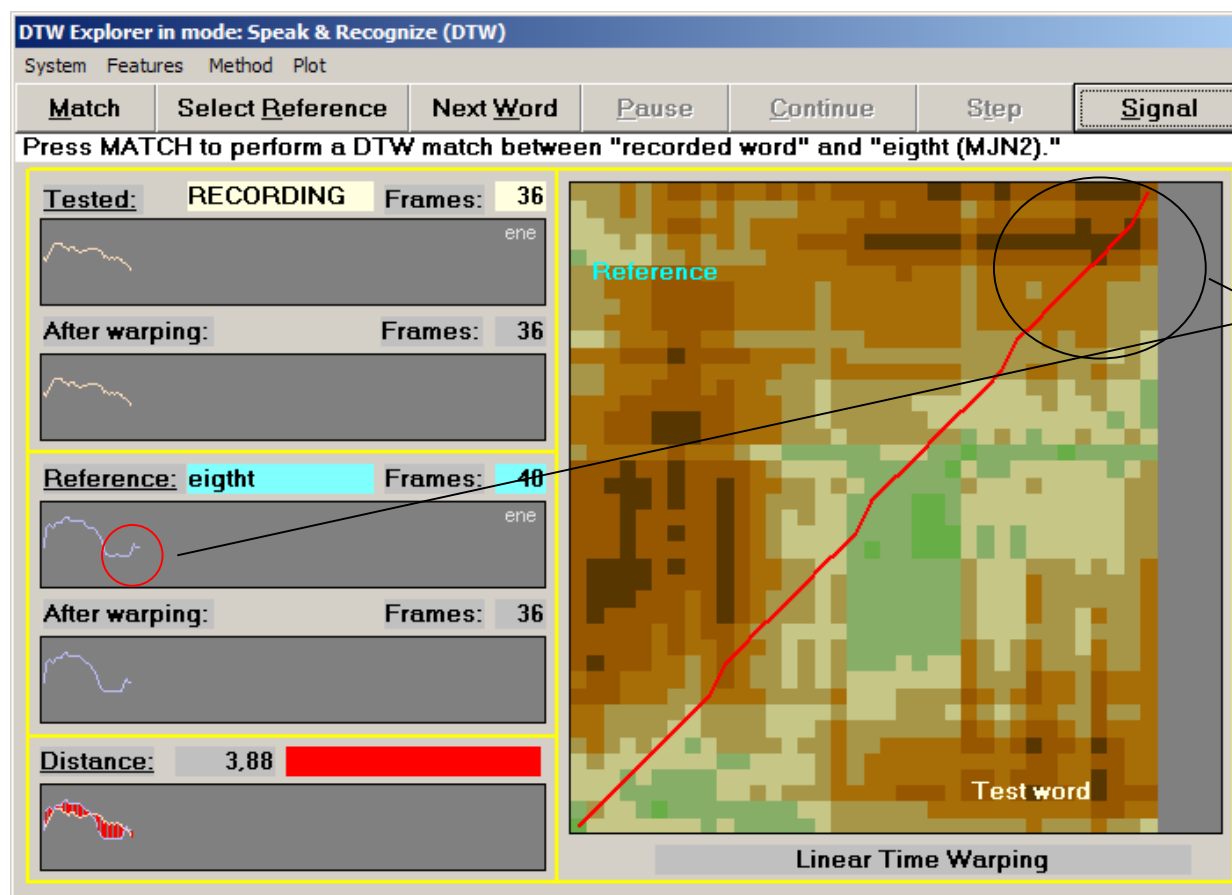


Lineární transformace zde evidentně není optimální – přiřazuje k sobě nepatřičné framy (cesta vede „přes hory“, i když jde o stejná slova)

Proč občas LTW selhává (2)

2. Detektor začátku a konce řeči nenajde přesné hranice slova

Ilustrace: v testovaném slovu “eight” detektor opomněl koncové „t“



Koncová část testovaného slova evidentně neodpovídá koncové části reference stejného slova

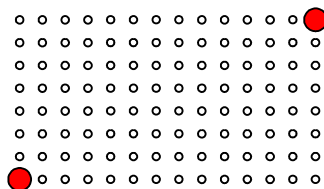
Nelineární transformační funkce

Idea: Místo lineární funkce zkusme nelineární časovou transformaci - „dynamické borcení času“ (angl. Dynamic Time Warping - DTW)

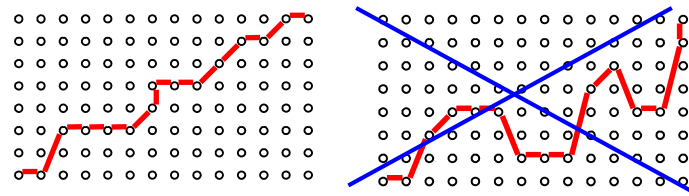
Nelineárních funkcí existuje mnoho. Musíme vybrat takové, které odpovídají naší úloze, tj. měření podobnosti dvou slov. Měly by splňovat následující **požadavky**:

1. Okrajové podmínky

$$w(1) = 1, w(I) = J$$



2. Monotonicita (neklesající průběh) tj. nesmíme obrátit tok času



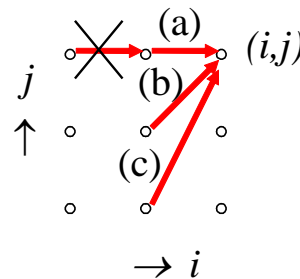
3. Podmínky spojitosti

Itakurovy podmínky:

$$w(i) = j \Leftrightarrow w(i-1) = j \wedge w(i-2) \neq j \quad \text{or} \quad (a)$$

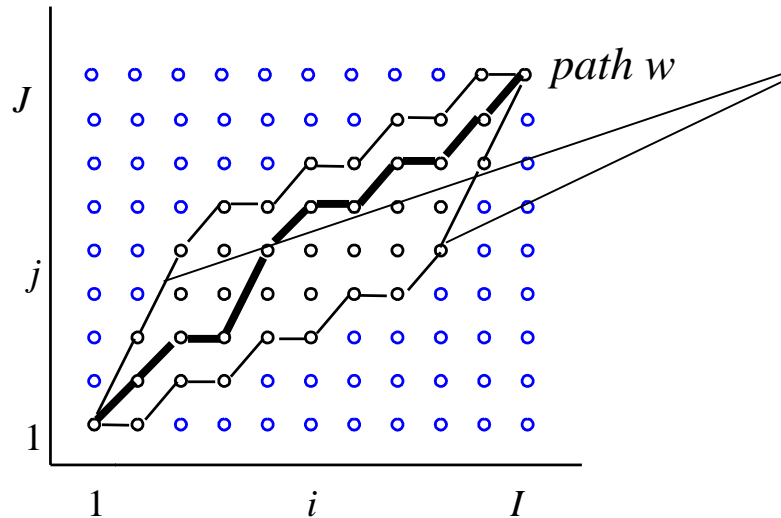
$$w(i-1) = j-1 \quad \text{or} \quad (b)$$

$$w(i-1) = j-2 \quad (c)$$



Která z nelineárních funkcí je ta nejlepší?

Předchozí požadavky splňuje velké množství nelineárních funkcí – kterou vybrat?



Tyto dvě funkce („cesty“) jsou ty nejkratší.
Žádná cesta odpovídající Itakurovým podmínkám nemůže procházet body mimo prostor, který vymezují.
Vyznačují tzv. **globální omezení**.

Nejlepší funkce (cesta) je ta, která vede na minimální globální vzdálenost.

$$DTW : \quad D(\mathbf{X}, \mathbf{R}) = \underset{w}{\text{Min}} \sum_{i=1}^I d(x_i, r_{w(i)})$$

Všimněme si zásadního rozdílu mezi LTW and DTW:

U LTW cesta závisí **pouze na hodnotách I a J** ,

u DTW cesta závisí **též na příznakových vektorech a na jejich vzdálenostech**.

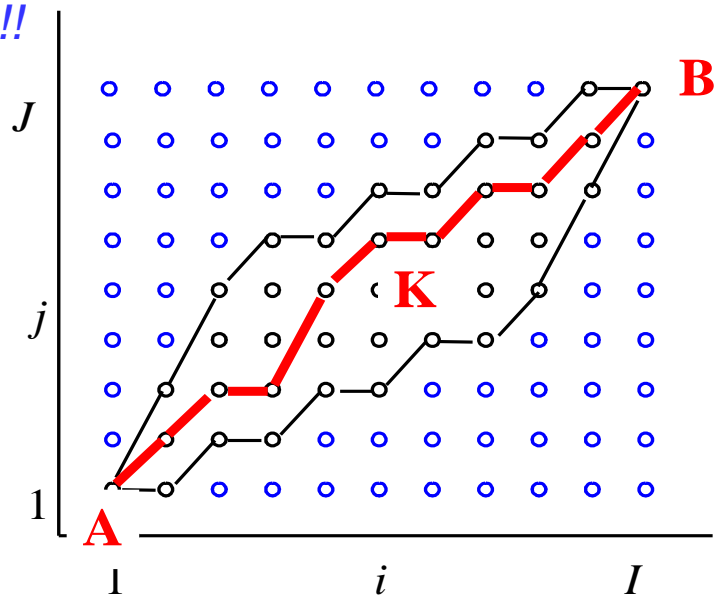
Dynamické Programování – efektivní výpočet DTW

Vzdálenost určenou pomocí DTW metody můžeme vypočítat velice efektivně s použitím **Bellmanova principu optimality**, který je základem optimalizačních strategií nazývaných **Dynamické Programování**.

Z pohledu naší úlohy můžeme Princip optimality vyjádřit takto:

Jestliže optimální cesta jdoucí z bodu A do B prochází bodem K, pak také cesta z A do K je optimální.

Pozor: Obráceně to neplatí. Je-li cesta z A do K optimální, neznamená to, že bod K leží na optimální cestě z A do B !!



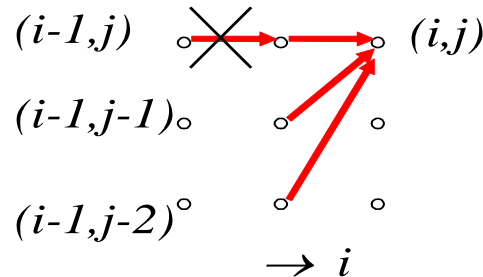
Tato strategie nám umožňuje hledat optimální cestu rekurzivně / po krocích.

DTW algoritmus (1)

Definujme: Akumulovanou vzdálenost v bodě (i, j):

$$A(i, j) = d(x_i, r_j) + \text{Min}[A(i-1, j) * q, A(i-1, j-1), A(i-1, j-2)]$$

Je složena ze součtu **lokální vzdálenosti v bodě (i, j)** a **nejmenší z akumulovaných vzdáleností** ve 3 možných předchozích bodech. Pomocný faktor q zohledňuje Itakurovu podmínku (3a) a nabývá pouze hodnot 1 nebo ∞ .



Poznámka: V dalším výkladu budeme rozlišovat 3 typy vzdáleností:

- **Lokální vzdálenost $d(x, r)$** – vzdálenost mezi dvěma framovými vektory
- **Akumulovaná vzdálenost $A(i, j)$** - vzdálenost akumulovaná do bodu (i,j)
- **Globální vzdálenost $D(X, R)$** – vzdálenost mezi dvěma slovy

DTW algoritmus (2)

DTW algorithm (for Itakura's constraints)	
Step 1:	<i>Initialisation</i>
	$A(1,1) = d(x_1, r_1) \quad A(1,j) = \infty \text{ pro } j=2, \dots, J \quad B(1,1) = 0$
Step 2:	<i>Recursion</i>
	For $i = 2, \dots, I$
	For $j = 1, \dots, J$
	$O(k) = A(i-1, k) \text{ for } k = j, j-1, j-2 \quad (\text{temporary variable})$
	if $B(i-1, j) = j$ then $O(j) = \infty$
	$A(i, j) = d(x_i, r_j) + \underset{k}{\text{Min}}[O(k)] \quad B(i, j) = \underset{k}{\text{ArgMin}}[O(k)]$
Step 3:	<i>Termination</i>
	$D(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = A(I, J)$
Step 4:	<i>Backtracking</i>
	$w(I) = J \quad \text{for } i = I-1, \dots, 1 \quad w(i) = B(i+1, w(i+1))$

Komentář:

- $A(i, j)$ je pole akumulovaných vzdáleností
- $B(i, j)$ je pole zpětných ukazatelů, pro každý bod (i, j) ukládá j -tý index nejlepšího předchůdce
- $O(k)$ je dočasné pole použité zde pouze z důvodů snazšího vysvětlení (při implementaci není nezbytné)
- Hledaná vzdálenost slov $D(\mathbf{X}, \mathbf{R})$ je akumulovaná vzdálenost v bodě (I, J)
- Optimální cesta může být identifikována (pokud ji potřebujeme znát) **teprve tehdy** až dosáhneme bod (I, J) – cesta se pak identifikuje od konce na začátek procesem zvaným *backtracking*.

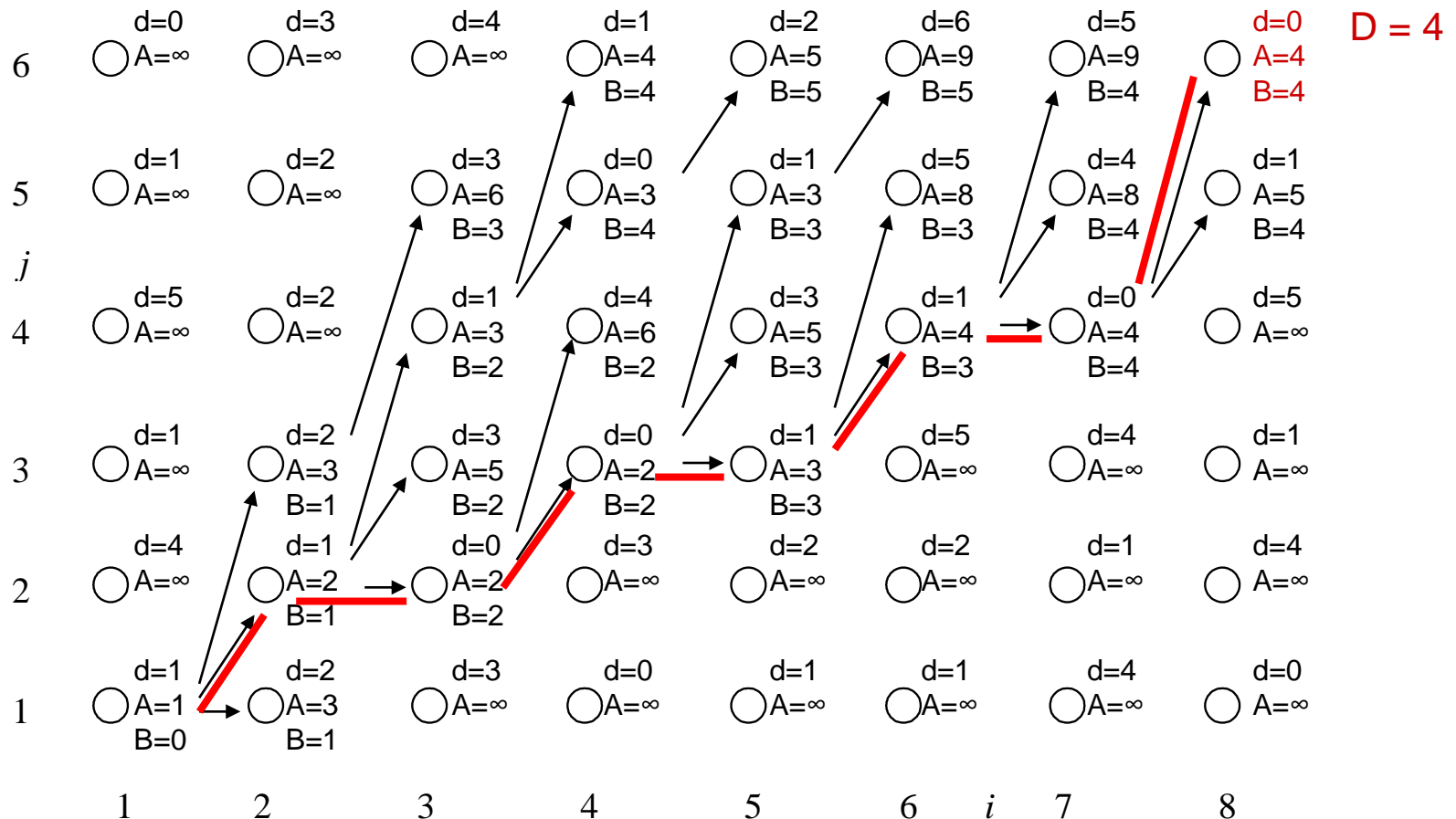
DTW algoritmus (3)

Příklad rekurzivního výpočtu (animovaná prezentace)

Uvažujme $P = 1$ a sekvence

$x = (1, 4, 5, 2, 3, 7, 6, 1)$ $I = 8$

$r = (2, 5, 2, 6, 2, 1)$ $J = 6$

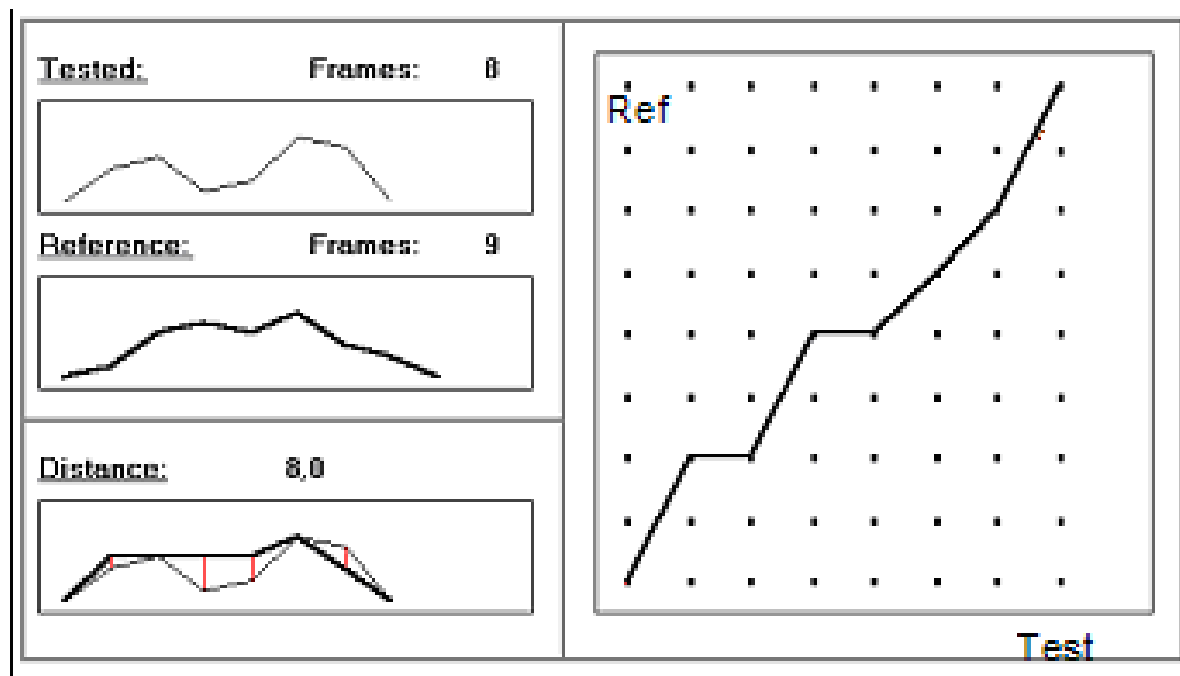


DTW algoritmus (4)

Jiný příklad (tento i předchozí příklad mohou sloužit jako kontrola správné implementace)

$x = (1, 4, 5, 2, 3, 7, 6, 1)$ $I = 8$

$r = (1, 2, 5, 6, 5, 7, 4, 3, 1)$ $J = 9$



Poznámka: Oba uvedené příklady byly též řešeny v přednášce o LTW. Můžete si tedy porovnat výsledky obou algoritmů.

DTW algoritmus (5)

Co se změní, když budeme pracovat s více příznaky? Pouze výpočet lokál. vzdálenosti

Např. $P=3$

$\mathbf{x} = ([1, 3, 2], [4, 0, 2], [5, 2, -1] \dots)$

$I = 8$

$\mathbf{r} = ([1, 4, 1], [2, 3, 1], [5, 4, 2], \dots)$

$J = 9$

Euklid. lokál. vzdálenost v bodě (1,1)

$$d(x_1, r_1) = \sqrt{\sum_{p=1}^P (x_{1p} - r_{1p})^2} = \sqrt{(1-1)^2 + (3-4)^2 + (2-1)^2}$$

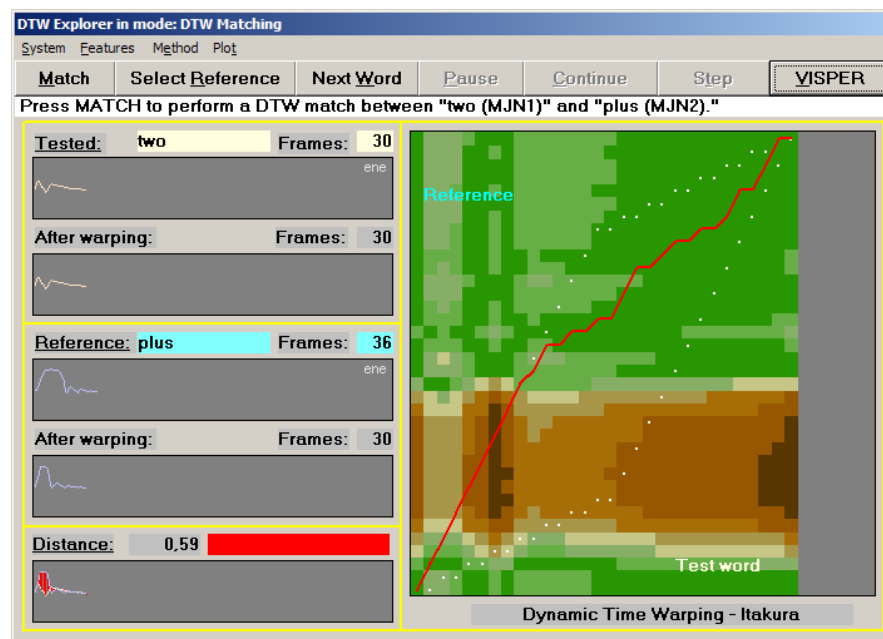
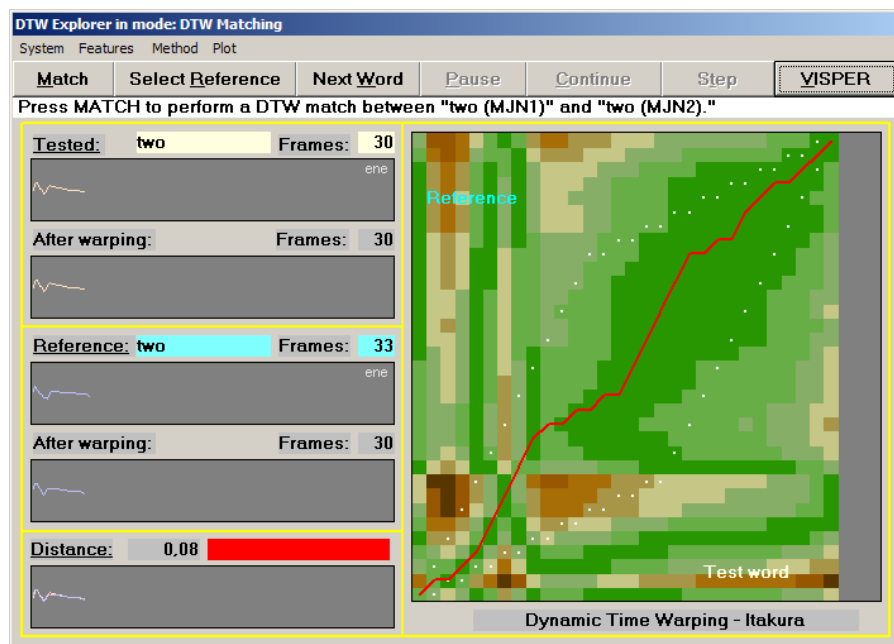
Euklid. lokál. vzdálenost v bodě (3,2)

$$d(x_3, r_2) = \sqrt{\sum_{p=1}^P (x_{3p} - r_{2p})^2} = \sqrt{(5-2)^2 + (2-3)^2 + (-1-1)^2}$$

DTW v prostředí VISPER

Příklady skutečných slov – ilustrace pomocí “barevné mapy”

Slovo “two” (representované jediným příznakem - energií) porovnáváno s
referencí “two”



Úloha pro cvičení

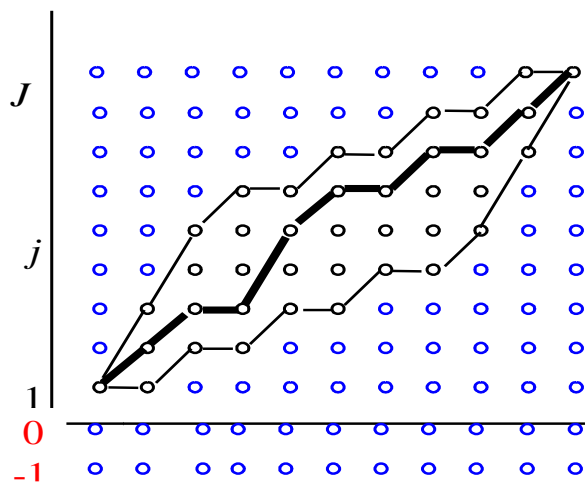
Rozpoznávač číslic založený na DTW

- 1) Využijte vše, co jste vytvořili pro rozpoznávač založený na LTW
- 2) Naprogramujte modul DTW a ověřte jeho činnost na jednoduchých datech uvedených v přednášce (a na elearningu)
- 3) Ověřte si, že modul správně funguje i pro více příznaků
- 4) Fungující modul se snažte alespoň trochu optimalizovat (zejména s ohledem na rychlost), neboť DTW je významně časově náročnější.
- 5) Hotový modul DTW vložte do rozpoznávače na místo LTW
- 6) Ověřte jej na vašich i dodaných datech
- 7) Proveďte rozpoznávací testy se všemi sadami příznaků, které jste použili minule (ene, ene+zcr, spe16)
- 8) Porovnejte skóre dosažené metodami LTW a DTW
- 9) Implementaci a tabulku výsledků pro LTW a DTW pošlete opět do pondělí (stačí vždy prům. za všechny osoby a typ příznaků)

Tipy pro implementaci (1)

Implementace DTW algoritmu

- **Reprezentace neznámého slova** musí být vždy na vodorovné ose.
- V Matlabu můžete pro „nekonečno“ použít „inf“, nebo např. 1E38.
- V prvních krocích algoritmu, tj. pro malé hodnoty i a j , vzniká problém s neexistujícími předchůdci, např. pro bod $A(2,1)$ nám schází 2 předchůdci, pro bod $A(2,2)$ jeden. Než to složitě řešit nějakými podmínkami typu IF, je implementačně vhodnější zavést ještě 2 řádky s j -tými indexy 0 a -1, tedy např. body $A(1, 0)$ a $A(1,-1)$, $A(2, 0)$ a $A(2,-1)$, a do nich při inicializaci vložit „nekonečno“. Bohužel v Matlabu indexy 0 a -1 nejsou povoleny, takže si vytvořte pomocný index $jj = j + 2$, s nímž vhodně pracujete.



Tipy pro implementaci (2)

Implementace DTW algoritmu

- Operaci výběru minimálního předchůdce naprogramujte efektivně, nejlépe tak, že nejprve najdete menší z předchůdců $A(i-1, j-2)$ a $A(i-1, j-1)$, a toho pak porovnejte s $A(i-1, j)$, přičemž vezměte v úvahu předchozí cestu do $A(i-1, j)$. **V případě shody preferujte cestu jinou než horizontální.**
- Asi sami přijdete na to, že v **určitých případech bude DTW algoritmus nepoužitelný**. To se stane, když bude příliš velký rozdíl mezi délkami slova a reference. Odvoďte si přesně, kdy toto nastane – najděte si vztah pro nejstrmější možnou cestu i pro tu nejpozvolnější a z toho vám vyjdou 2 podmínky. Co v takovém případě? Z logiky věci vychází, že rozpoznávané slovo zde máme porovnat s délkově výrazně odlišnou referencí, a protože je malá pravděpodobnost, že správná reference by se délkou tolik lišila, můžeme rovnou vrátit vzdálenost rovnou „nekonečnu“ a ušetřit si tak 1 výpočet.
- Je dobré implementovat DTW algoritmus jako **funkci** s parametry, např.

ComputeDTW (X, I, R, J, P)

kde .. P je počet příznaků
X je sekvence příznakových vektorů slova s I framy
R je sekvence příznakových vektorů reference s J framy

Tipy pro implementaci (3)

Implementace DTW algoritmu a rozpoznávače

- Využijte možnost kontroly implementace na dodaných datech.
- Na elearningu máte 2 příklady skutečných dvojic (testované slovo + reference). Všechna slova jsou reprezentována 2 příznaky. Na datech si můžete vyzkoušet, zda vaše implementace dává stejné výsledky jako moje. Do souboru MAT jsem zabalil jak vstupní data, tak výsledky, a dokonce i celé matice A a B.
- Při implementaci celého testovacího řetězce využijte modul pro načtení nahrávek ze seznamu, který jste použili již minule. Stačí potom poslat pouze váš program a požadované výsledky (např. v excelu).
- Řešení prosím opět nejdéle do pondělí 12.00.