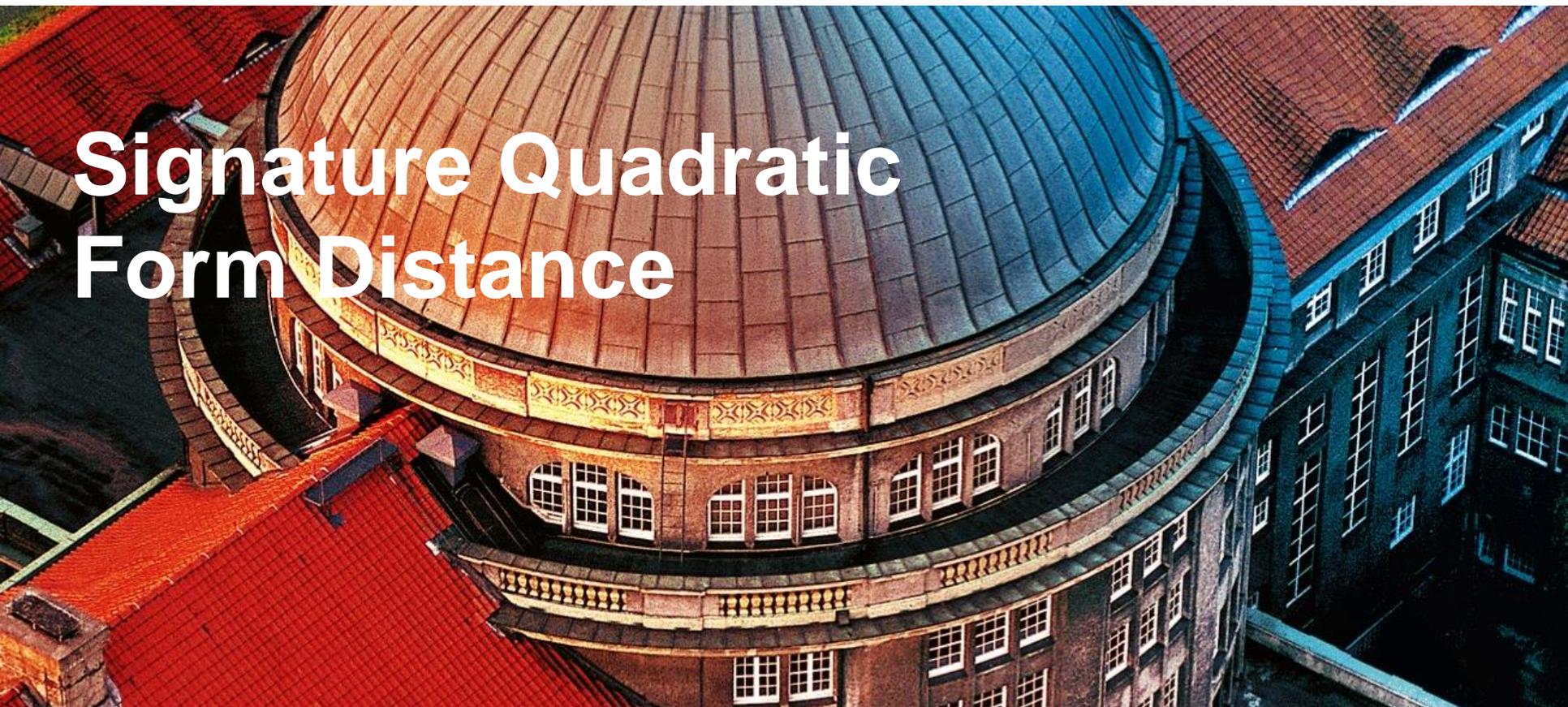




Universität Hamburg

DER FORSCHUNG | DER LEHRE | DER BILDUNG

Signature Quadratic Form Distance



ÄHNLICHKEITSSUCHE IN MULTIMEDIADATEN
SARA YÜKSEL

Inhalt

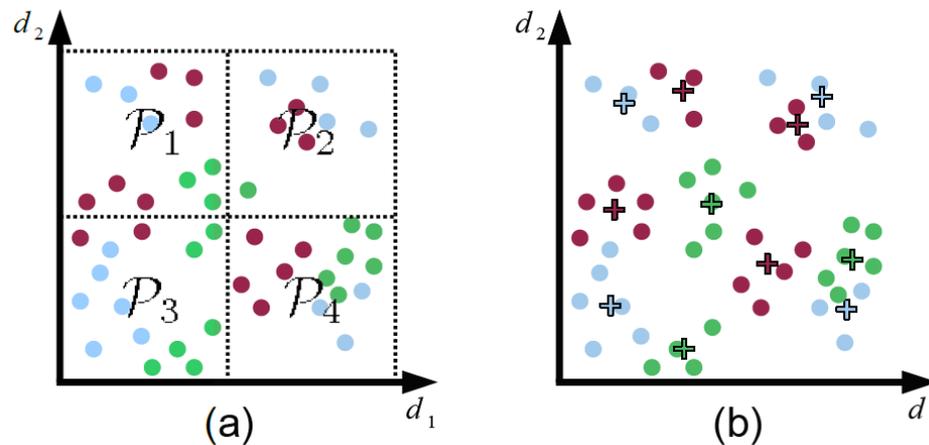
- Einleitung
- Feature Histograms vs. Feature Signatures
- Ähnlichkeitsmaße für Histogramme
- Ähnlichkeitsmaße für Signaturen
- Signature Quadratic Form Distance
 - Model, Mathematische Definition, Ähnlichkeitsfunktionen, Beispiel
- Evaluation

Einleitung

- Repräsentation der Eigenschaften von Objekten als Menge an Features in einem Feature Space
- Bestimmung der Ähnlichkeit durch Berechnung der Distanz ihrer Feature-Repräsentationen
- Klassische Quadratic Form Distance: Vergleich von zwei Feature Histograms der selben Länge und Struktur
- Signature Quadratic Form Distance: adaptives Ähnlichkeitsmaß, für flexiblere Feature Signatures geeignet

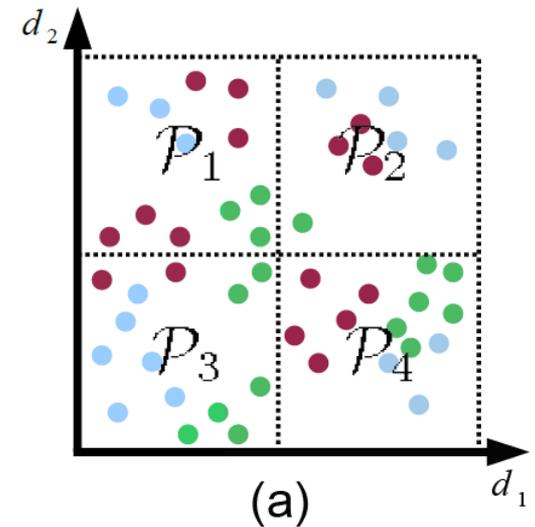
Feature Histograms vs. Feature Signatures

- Aggregation der Verteilung der Features durch fixierte oder lokale Partitionierung



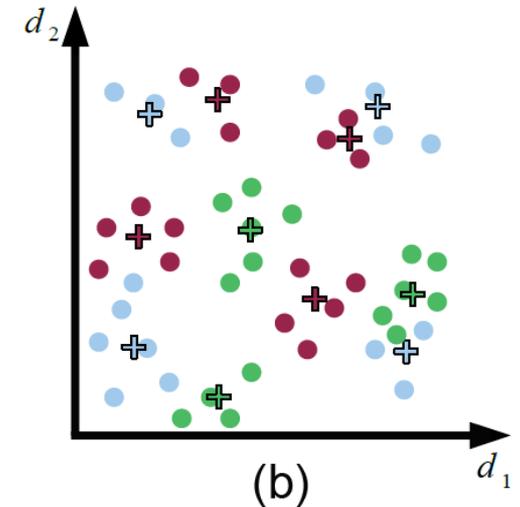
Feature Histogram

- disjunkte Partitionierung $\mathcal{P} = \mathcal{P}_1 \cup \dots \cup \mathcal{P}_n$
- Features des Objektes o $f_1, \dots, f_k \in \mathcal{FS}$
- Feature Histogram $h^o = (h_1^o, \dots, h_n^o)$
- wobei $h_i^o = \frac{|\mathcal{P}_i|}{k}$



Feature Signature

- Lokales Clustering $\mathcal{C} = \mathcal{C}_1, \dots, \mathcal{C}_n$
- Features des Objektes $o \quad f_1, \dots, f_k \in \mathcal{FS}$
- Feature Signature $S^o = \{ \langle c_i^o, w_i^o \rangle, i = 1, \dots, n \}$
- wobei $c_i^o = \frac{\sum_{f \in \mathcal{C}_i} f}{|\mathcal{C}_i|}$ und $w_i^o = \frac{|\mathcal{C}_i|}{k}$



Ähnlichkeitsmaße für Histogramme

- Häufig L_p -Norm-basierte Maße
 - Z.B. Manhattan und Euklidische Distanz
 - Vergleich Bin-by-Bin

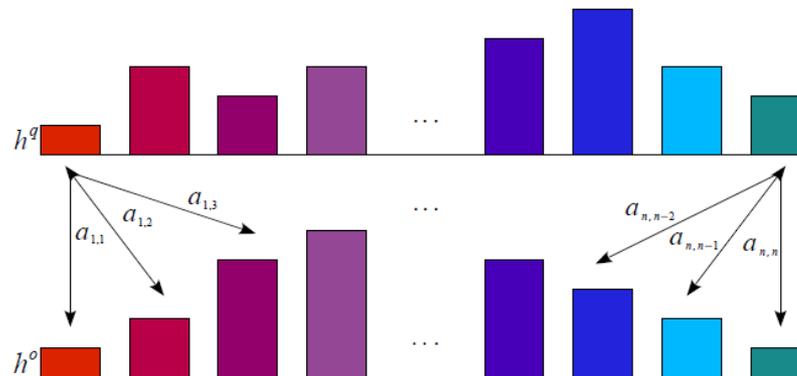
$$L_p(h^q, h^o) = \left(\sum_i w_i \cdot |h_i^q - h_i^o|^p \right)^{\frac{1}{p}}$$

Ähnlichkeitsmaße für Histogramme

- Quadratic Form Distance
 - Vergleich Cross-Bin

$$QFD_A(h^q, h^o) = \sqrt{(h^q - h^o) \cdot A \cdot (h^q - h^o)^T}$$

- a_{ij} : Ähnlichkeit zwischen Dimensionen i und j

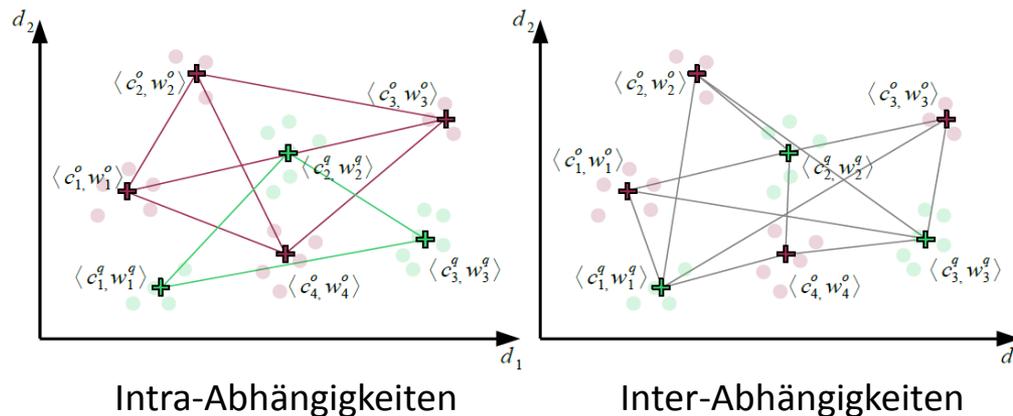


Ähnlichkeitsmaße für Signaturen

- Maße für Signaturen unterschiedlicher Länge und Struktur
 - Signature Quadratic Form Distance
 - Hausdorff Distance
 - Perceptually Modified Hausdorff Distance
 - Earth Mover's Distance
 - Weighted Correlation Distance

Signature Quadratic Form Distance

- Vergleich aller Centroids miteinander
- Inhärente Struktur beider Signaturen wird berücksichtigt
- $S^o = \{\langle c_i^o, w_i^o \rangle, i = 1, \dots, 4\}$ und $S^q = \{\langle c_i^q, w_i^q \rangle, i = 1, \dots, 3\}$



SQFD – Mathematische Definition

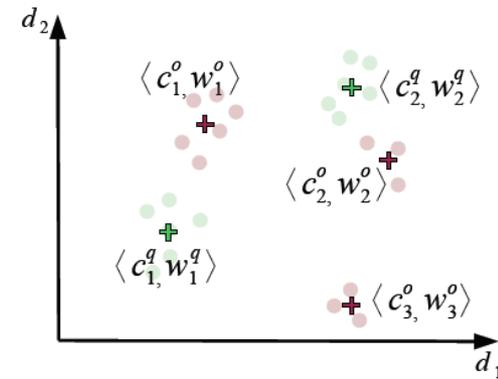
- $S^q = \{\langle c_i^q, w_i^q \rangle \mid i = 1, \dots, n\}$ und $S^o = \{\langle c_i^o, w_i^o \rangle \mid i = 1, \dots, m\}$
- $SQFD_{f_s}(S^q, S^o) = \sqrt{(w_q| - w_o) \cdot A_{f_s} \cdot (w_q| - w_o)^T}$
- Ähnlichkeitsmatrix $A_{f_s} \in \mathcal{R}^{(n+m) \times (n+m)}$ mit $a_{ij} = f_s(c_i, c_j)$
- Gewichtsvektoren $w_q = (w_1^q, \dots, w_n^q)$ und $w_o = (w_1^o, \dots, w_m^o)$
- mit $(w_q| - w_o) = (w_1^q, \dots, w_n^q, -w_1^o, \dots, -w_m^o)$
- Ähnlichkeit von zwei Centroids wird mit ihren Gewichten multipliziert

SQFD – Ähnlichkeitsfunktionen

- Ähnlichkeitsfunktion $f_s(c_i, c_j) \mapsto \mathcal{R}$
- Basieren auf Ground Distance Function $d(c_i, c_j) \mapsto \mathcal{R}^+$
- Minus Function: $f_-(c_i, c_j) = -d(c_i, c_j)$
- Gaussian Function: $f_g(c_i, c_j) = e^{-\alpha \cdot d^2(c_i, c_j)}$
- Heuristic Function: $f_h(c_i, c_j) = \frac{1}{\alpha + d(c_i, c_j)}$

SQFD – Beispiel

- $S^q = \{ \langle \begin{pmatrix} 3 \\ 3 \end{pmatrix}, 0.5 \rangle, \langle \begin{pmatrix} 8 \\ 7 \end{pmatrix}, 0.5 \rangle \}$
- $S^o = \{ \langle \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \end{pmatrix}, 0.5 \rangle, \langle \begin{pmatrix} 9 \\ 5 \end{pmatrix}, 0.25 \rangle, \langle \begin{pmatrix} 8 \\ 1 \end{pmatrix}, 0.25 \rangle \}$
- $(w_q | - w_o) = (\begin{matrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 3 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 8 \\ 7 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 9 \\ 5 \end{pmatrix} & \begin{pmatrix} 8 \\ 1 \end{pmatrix} \\ 0.5, & 0.5, & -0.5, & -0.25, & -0.25 \end{matrix})$



	c_1^q	c_2^q	c_1^o	c_2^o	c_3^o
c_1^q					
c_2^q					
c_1^o					
c_2^o					
c_3^o					

SQFD – Beispiel

- Ähnlichkeitsfunktion: Heuristic Function $f_s(c_i, c_j) = \frac{1}{1+L_2(c_i, c_j)}$
- Ground Distance: Euklidische Distanz $L_2(c_i, c_j) = \sqrt{(c_{j_1} - c_{i_1})^2 + (c_{j_2} - c_{i_2})^2}$
- $c_2^q = \begin{pmatrix} 8 \\ 7 \end{pmatrix}$ und $c_1^o = \begin{pmatrix} 4 \\ 7 \end{pmatrix}$ ergeben Eintrag a_{23} in der Matrix
- $a_{23} = \frac{1}{1+\sqrt{(4-8)^2+(7-7)^2}} = \frac{1}{1+\sqrt{16}} = \frac{1}{5} = 0,2$
- $A_{f_s} = \begin{pmatrix} 1 & 0.135 & 0.195 & 0.137 & 0.157 \\ 0.135 & 1 & 0.2 & 0.309 & 0.143 \\ 0.195 & 0.2 & 1 & 0.157 & 0.122 \\ 0.137 & 0.309 & 0.157 & 1 & 0.195 \\ 0.157 & 0.143 & 0.122 & 0.195 & 1 \end{pmatrix}$

SQFD – Beispiel

- $SQFD_{f_s}(S^q, S^o) = \sqrt{(w_q| - w_o) \cdot A_{f_s} \cdot (w_q| - w_o)^T}$

$$= \sqrt{\begin{pmatrix} 0.5 & 0.5 & -0.5 & -0.25 & -0.25 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 1 & 0.135 & 0.195 & 0.137 & 0.157 \\ 0.135 & 1 & 0.2 & 0.309 & 0.143 \\ 0.195 & 0.2 & 1 & 0.157 & 0.122 \\ 0.137 & 0.309 & 0.157 & 1 & 0.195 \\ 0.157 & 0.143 & 0.122 & 0.195 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} 0.5 \\ 0.5 \\ -0.5 \\ -0.25 \\ -0.25 \end{pmatrix}}$$

$$= 0.808 .$$

Evaluation

Table 1: Mean average precision values by making use of position, color, and texture features.

database	$SQFD_{f_-}$	$SQFD_{f_h}$	$SQFD_{f_g}$	HD	PMHD	WCD	EMD	α_{f_h}	α_{f_g}
<i>Wang</i>	0.592	0.598	0.613	0.308	0.476	0.591	0.598	2.7	0.9
<i>Coil100</i>	0.726	0.721	0.776	0.425	0.606	0.726	0.710	2.7	0.6
<i>MIR Flickr</i>	0.336	0.338	0.343	0.307	0.322	0.335	0.333	2.5	0.6
<i>101objects</i>	0.117	0.128	0.139	0.072	0.105	0.117	0.141	1.4	1.6
average:	0.443	0.446	0.468	0.278	0.377	0.442	0.446		

Table 5: Computation time values in milliseconds by making use of position, color, and texture features.

database	size	$SQFD_{f_-}$	$SQFD_{f_h}$	$SQFD_{f_g}$	HD	PMHD	WCD	EMD
<i>Wang</i>	1000	458.9	565.1	1127.0	136.0	234.4	615.3	4880.9
<i>Coil100</i>	7200	1981.5	2422.9	4753.8	631.3	1084.6	2591.2	19393.2
<i>MIR Flickr</i>	25000	9254.7	11399.0	22821.1	2701.5	4635.6	12572.2	73182.9
<i>101objects</i>	9196	3443.2	4223.6	8434.9	1019.5	1749.7	4608.2	33226.7
average:		3784.6	4652.6	9284.2	1122.0	1926.1	5096.7	32670.9