Computergrafik 2: Übung 10

Haralicksche Texturmerkmale, Klassifikation

Organisation

KLAUSURANMELDUNG (UNIWORX) NICHT VERGESSEN!

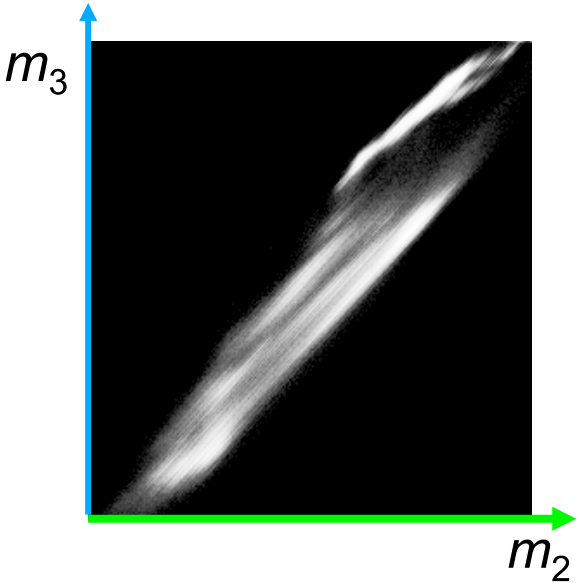
Besprechung Übung 9

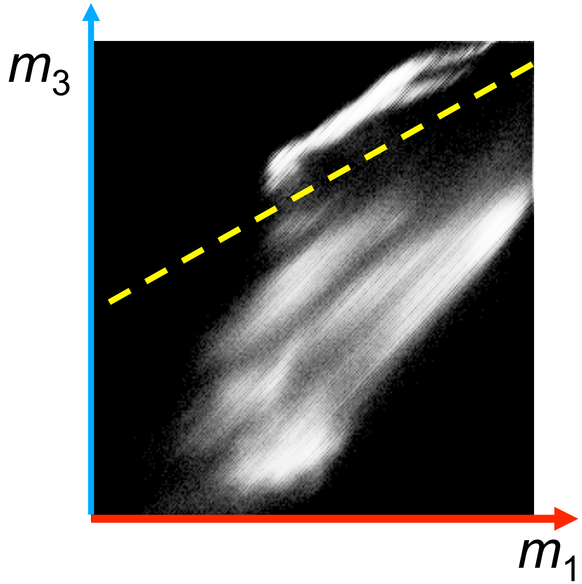
- Anmerkungen?

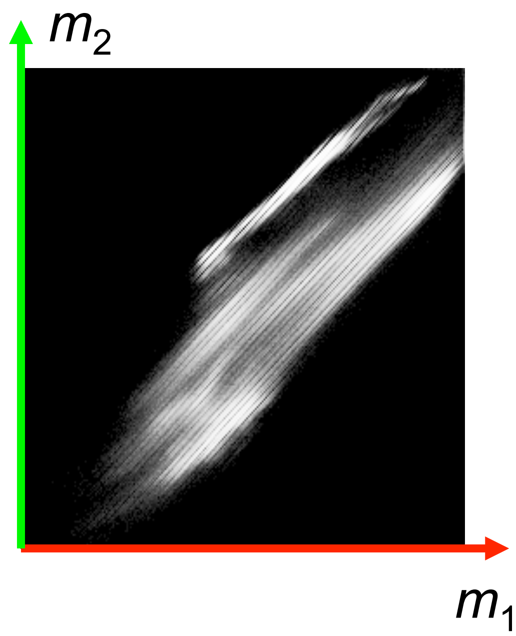
Quiz

- Was kann als Klassifikationsmerkmal dienen?
- Was machen Klassifikationsverfahren?
  - Wozu braucht man Klassifikation bei der Bildverarbeitung?
- Arten von Merkmalen?
  - Mehr oder weniger Merkmale verwenden?
  - Auswahlstrategie?
- Wie leitet man geeignete Merkmale ab?
- Klassifikationsverfahren?
  - Wie funktioniert Bayes'sche Klassifikation?
  - Wie funktioniert logistische Regression?

Mehrdimensionaler Merkmalsraum







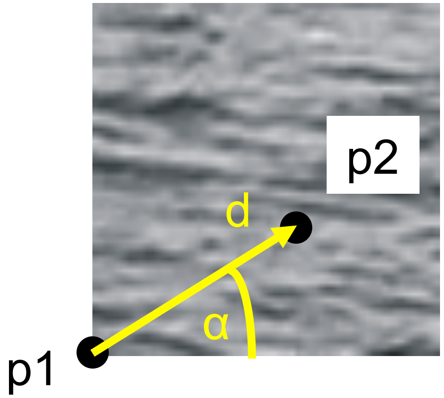
Projektionen des dreidimensionalen Merkmalsraums auf

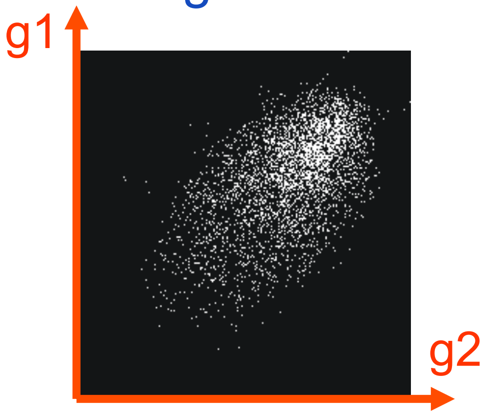
- Blau-Grün-Ebene
- Blau-Rot-Ebene
- Grün-Rot-Ebene

Haralick'sche Texturmaße

Robert Haralick

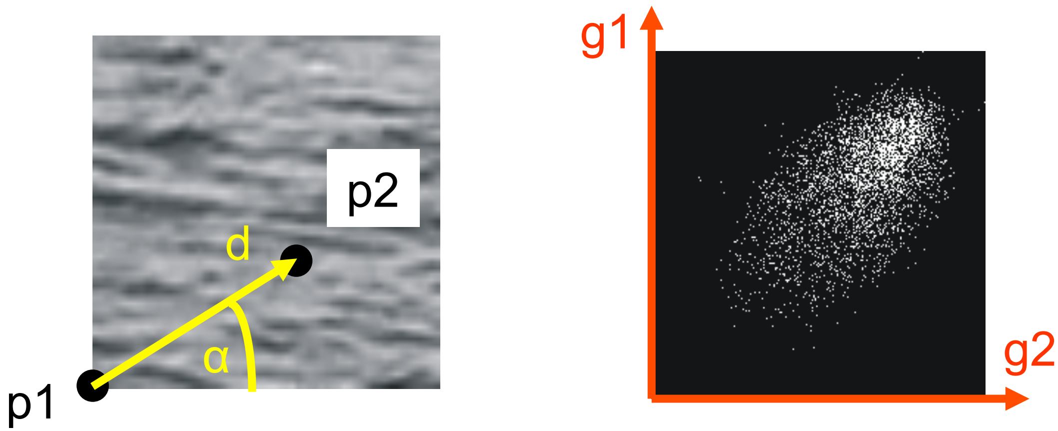
- **Co-Occurrence-Matrix** = 2D-Histogramm für Pixelpaare
  - Pixel p1 und p2 sind ein Paar, wenn Abstand *d* haben und auf Linie mit Winkel α zur *x*-Achse liegen
- Repräsentiert Korrelation zwischen Pixeln
  - Wahrscheinlichkeit, dass p1 und p2 Grauwerte g1 und g2 haben
  - Meist sind Pixel nicht über große Entfernungen korreliert, daher *d*=1 oder *d*=2 üblich
  - Für Korrelation über größere Entfernung → Multiskalenstrategie



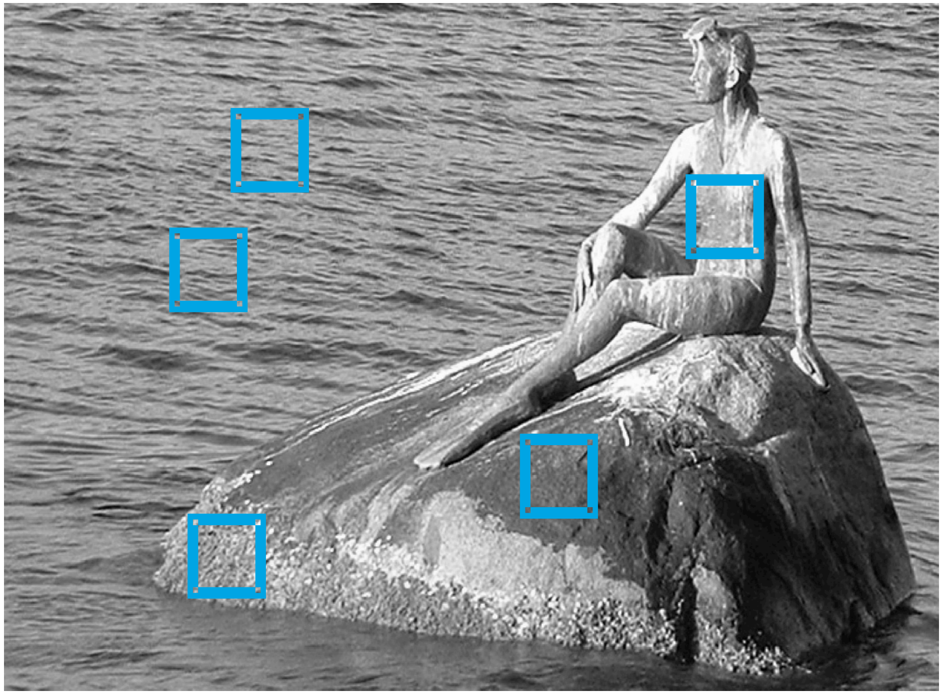


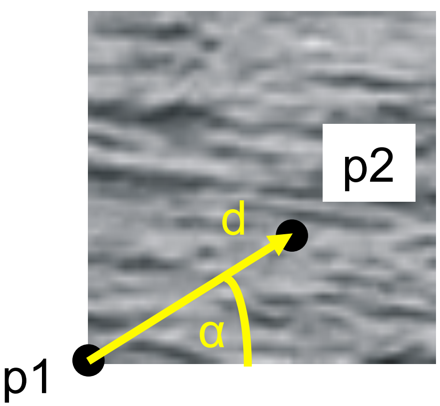
Haralick'sche Texturmaße

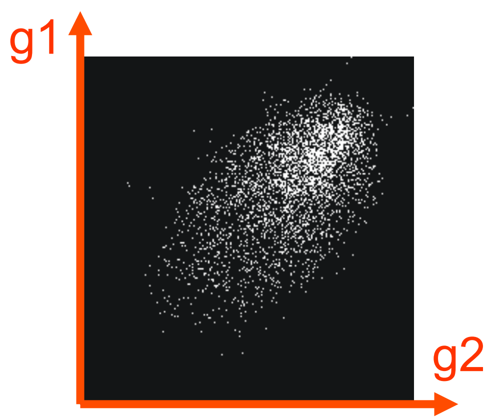
Robert Haralick

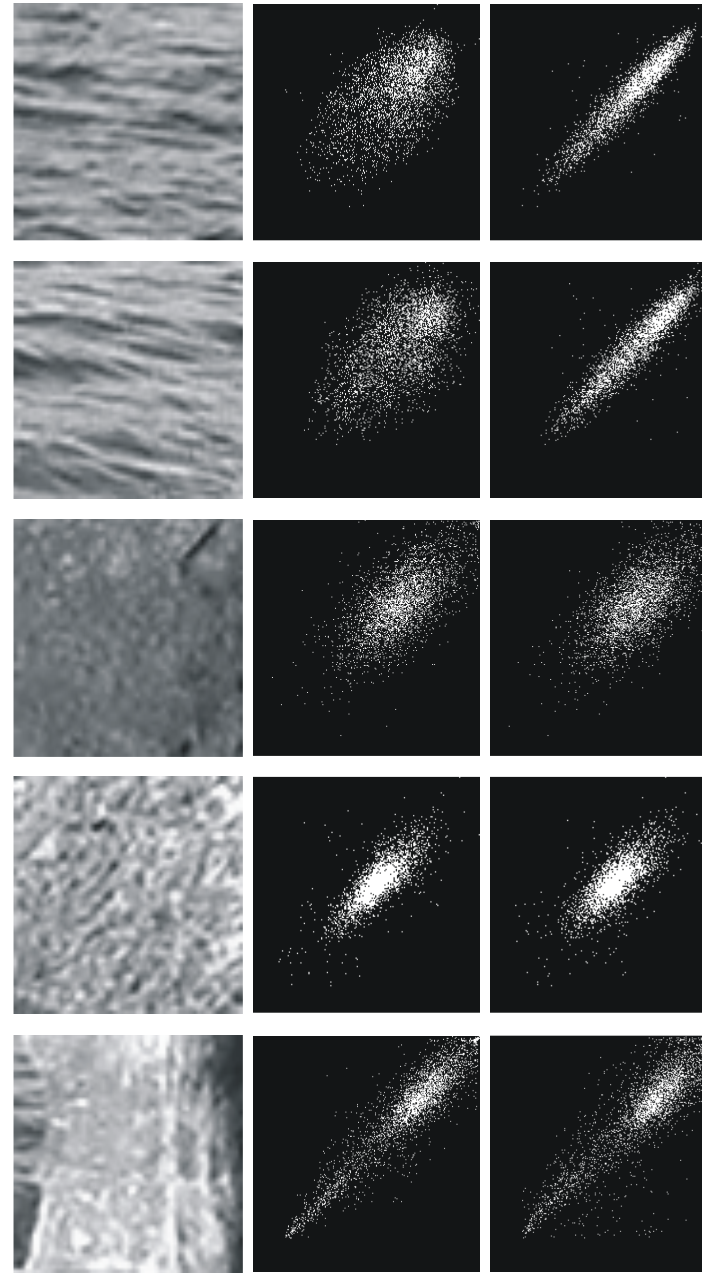


Co-Occurrence-Matrix









d=1, α=90°, α=0°

Haralick'sche Texturmaße

zunächst $P_{\Delta,\alpha}$ normieren: $P_{\Delta,\alpha} := \frac{1}{s} P_{\Delta,\alpha}$ mit $s = \sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)$

Energie / Uniformität $\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}^2(g_1, g_2)$

Kontrast $\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} (g_1 - g_2)^2 \cdot P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)$

Entropie $-\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2) \cdot \log_2\left[P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)\right]$

Homogenität / inverse Differenz $\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} \frac{P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)}{1 + |g_1 - g_2|}$

- liefern aussagekräftige Kennwerte für Texturen
- zur Segmentierung
  - Berechnung für Δ = 1 und α = 0°, 45°, 90°, 135°
  - Merkmalsvektor aus Texturmaßen
  - empfohlene Merkmale zur Texturklassifikation: Entropie, Kontrast, Korrelation

Haralick'sche Texturmaße (weitere)

zunächst $P_{\Delta,\alpha}$ normieren: $P_{\Delta,\alpha} := \frac{1}{s} P_{\Delta,\alpha}$ mit $s = \sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)$

Korrelation $\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} \frac{(g_1 - \mu_1) \cdot (g_2 - \mu_2) \cdot P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)}{\sigma_1 \sigma_2}$

mit

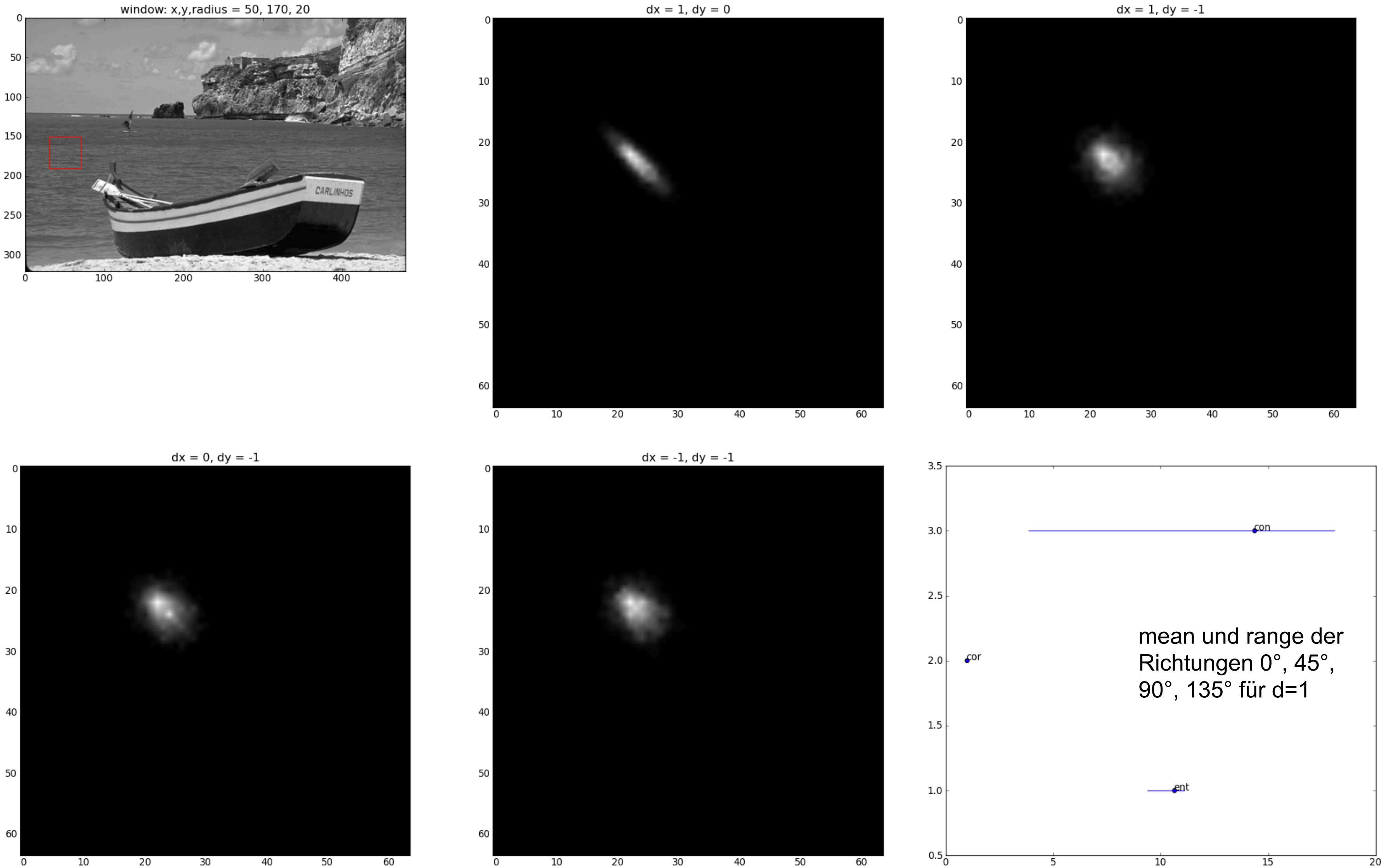
$$\mu_1 = \sum_{g_1=0}^{K-1} g_1 \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2) \qquad \sigma_1 = \sqrt{\sum_{g_1=0}^{K-1} (g_1 - \mu_1)^2 \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)}$$

$$\mu_2 = \sum_{g_2=0}^{K-1} g_2 \sum_{g_1=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2) \qquad \sigma_2 = \sqrt{\sum_{g_2=0}^{K-1} (g_2 - \mu_2)^2 \sum_{g_1=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)}$$

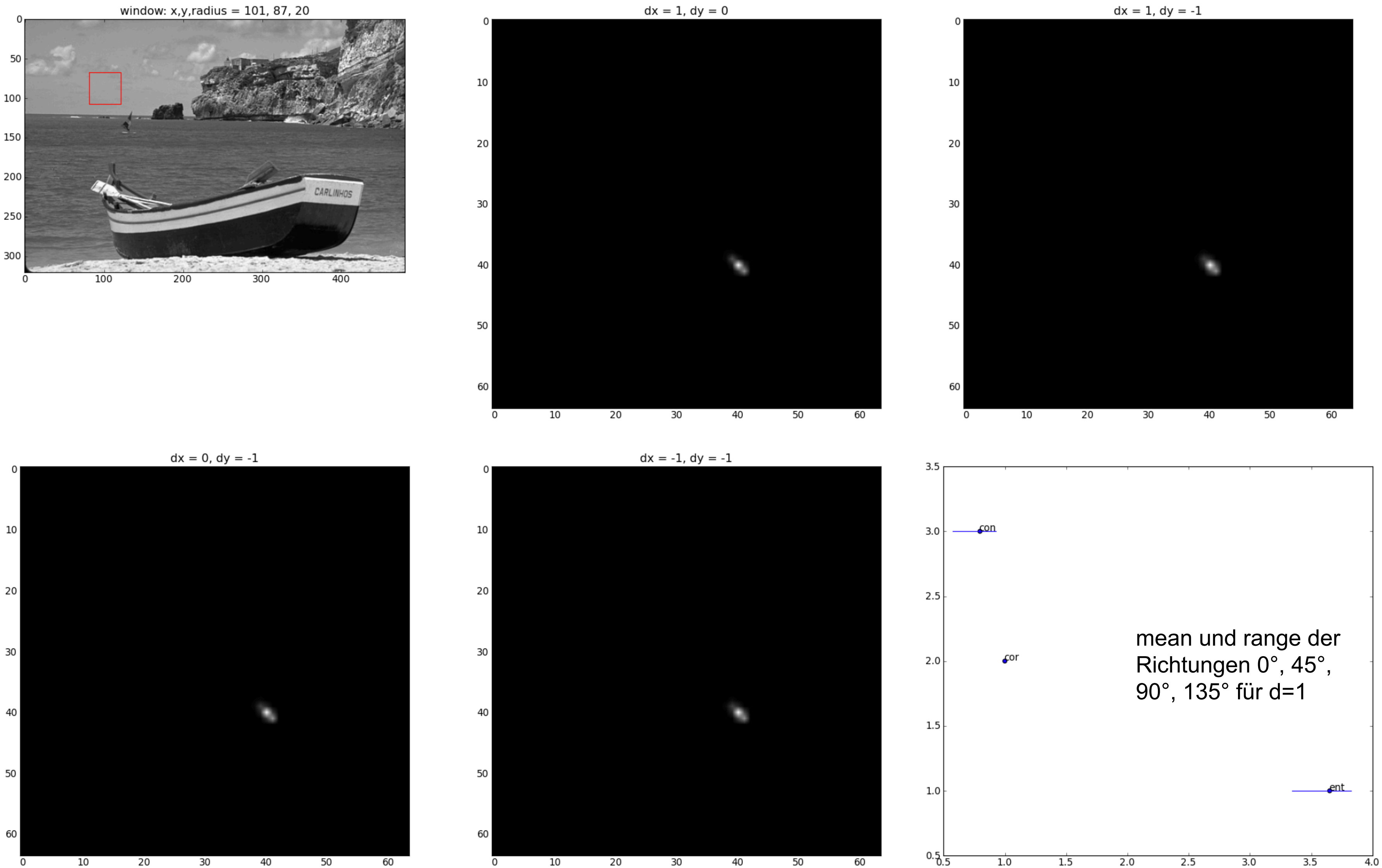
inverse difference moment $\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} \frac{P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2)}{1 + (g_1 - g_2)^2}$

Unähnlichkeit $\sum_{g_1=0}^{K-1} \sum_{g_2=0}^{K-1} P_{\Delta,\alpha}(g_1, g_2) \cdot |g_1 - g_2|$

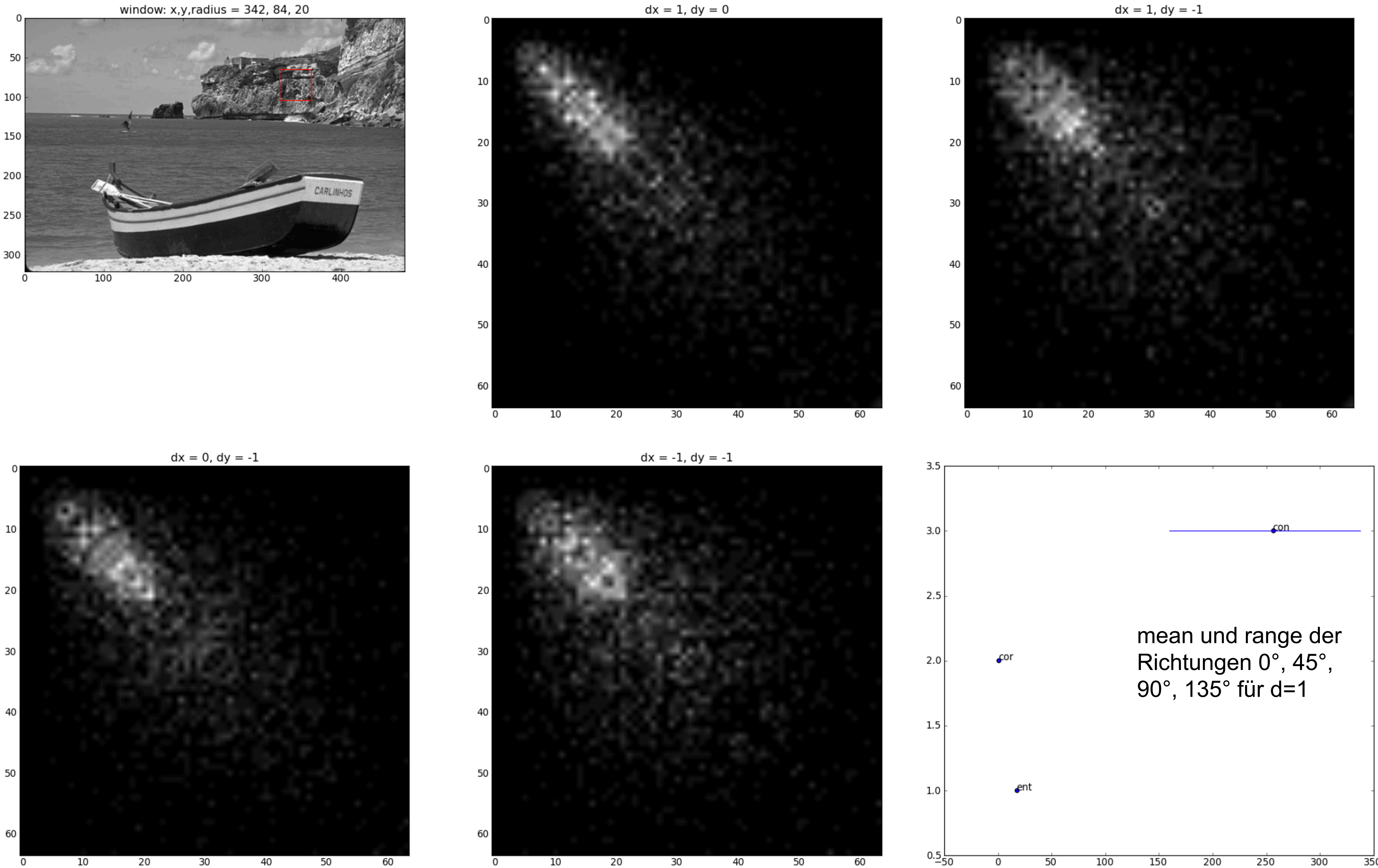
Co-Occurrence Matrix



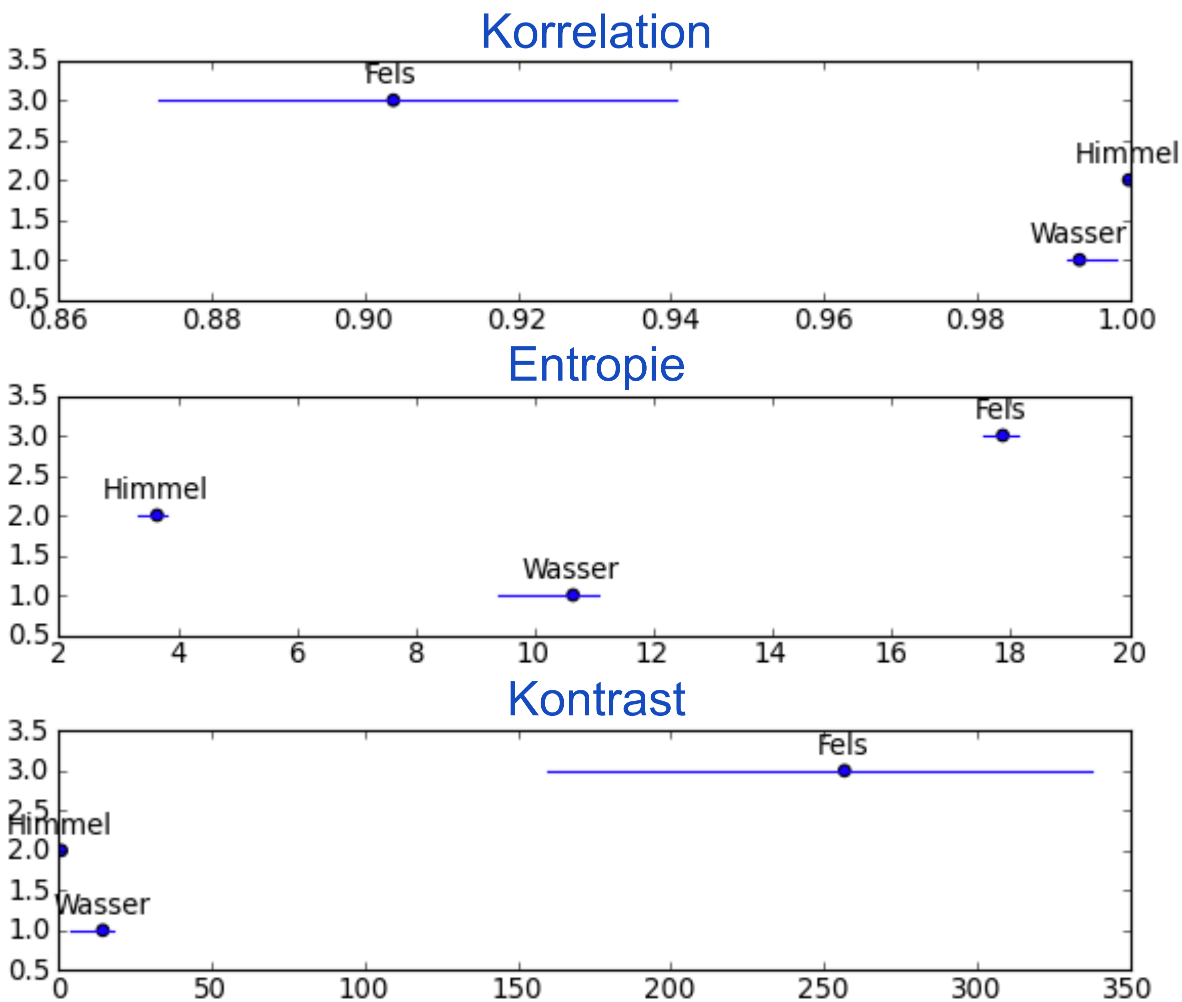
Co-Occurrence Matrix

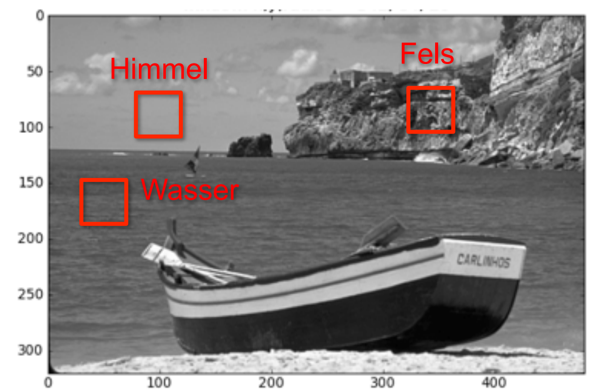


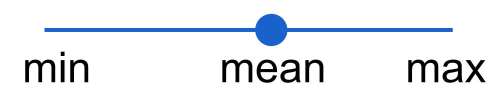
Co-Occurrence Matrix



Korrelation, Entropie, Kontrast







mean, min, max berechnet über die Winkel 0°, 45°, 90°, 135°

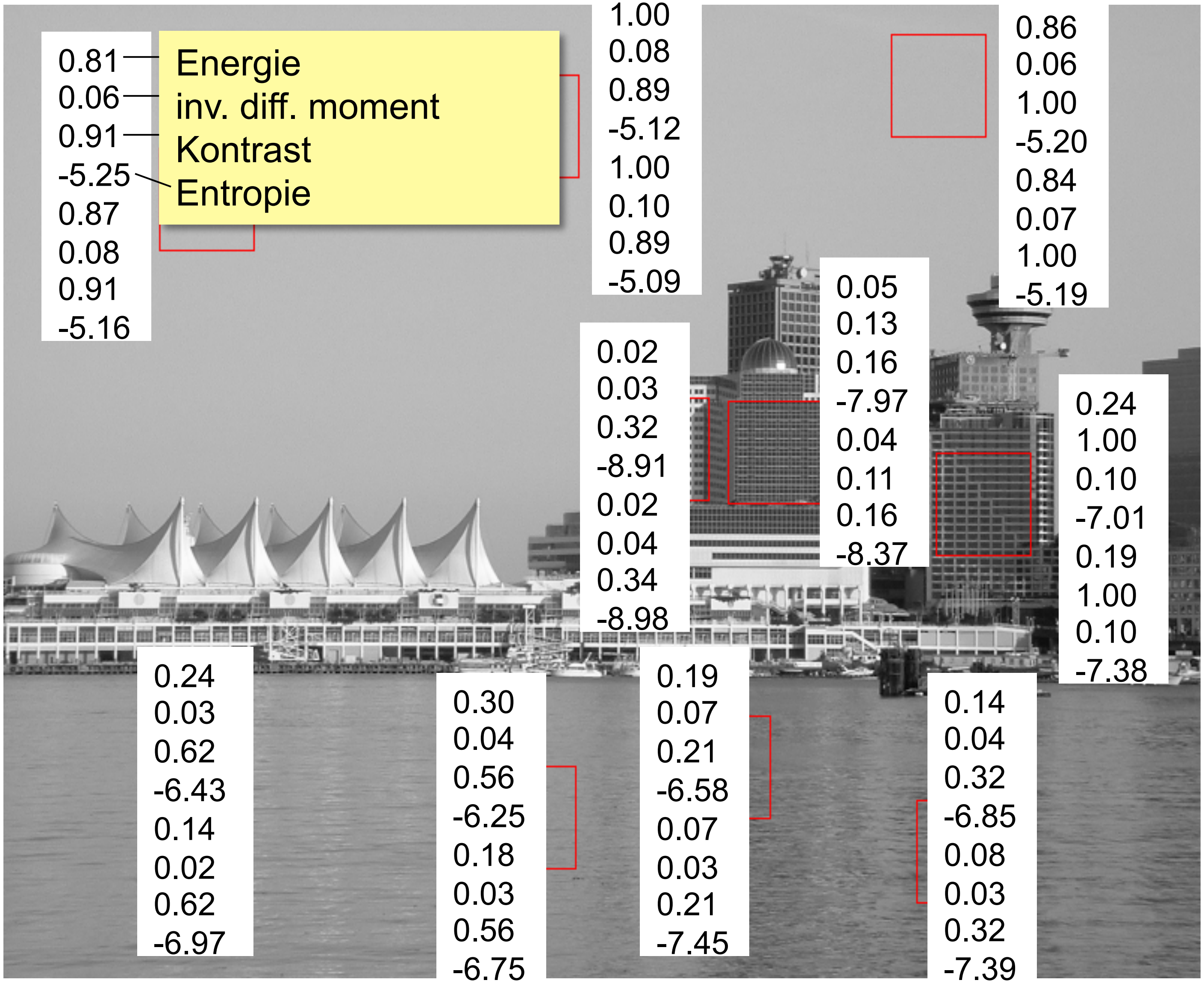
Zuordnen von Merkmalen zu Klassen

- Methode des geringsten Abstands
- Single Nearest Neighbor
- k Nearest Neighbor (kNN)

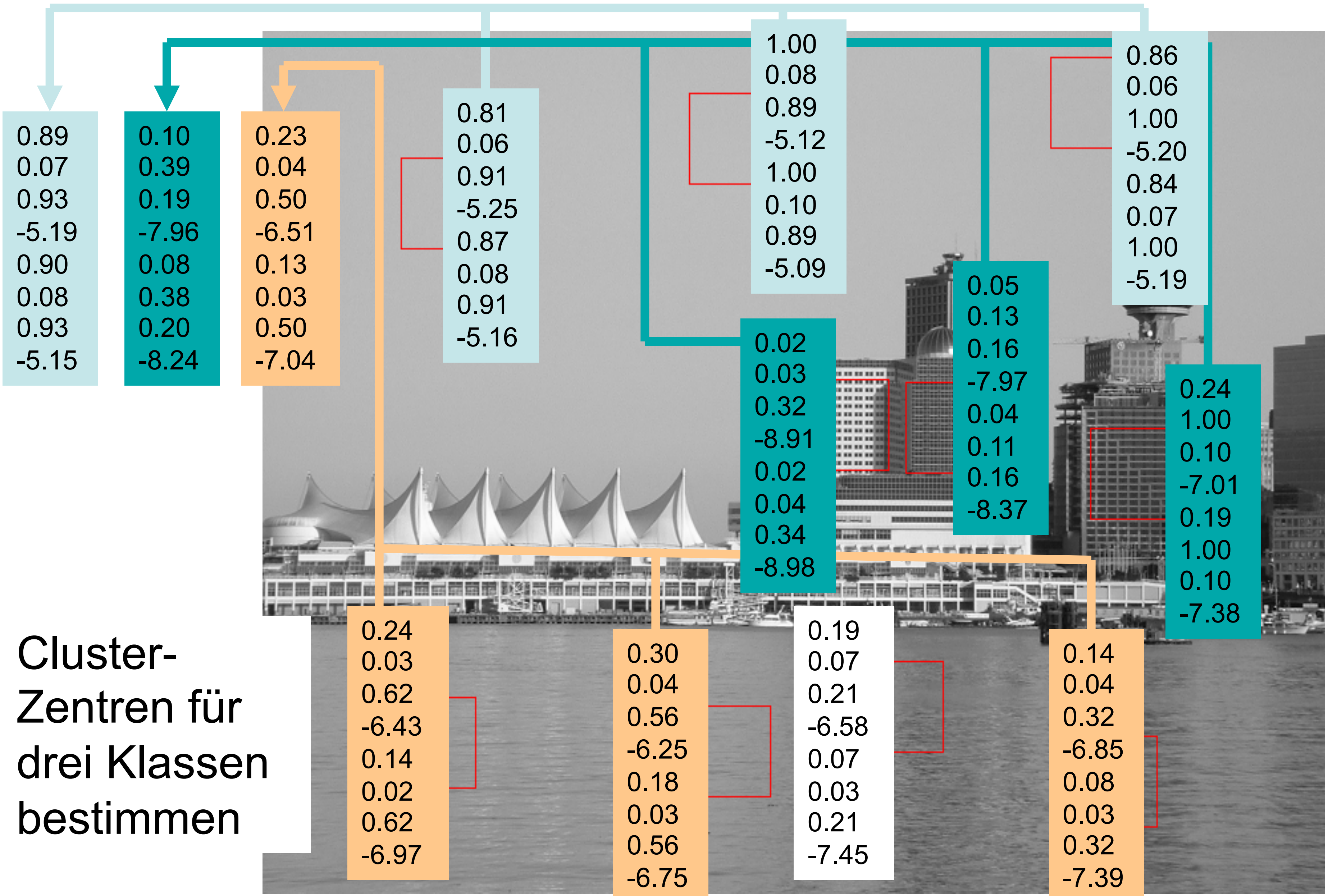
Methode des geringsten Abstandes

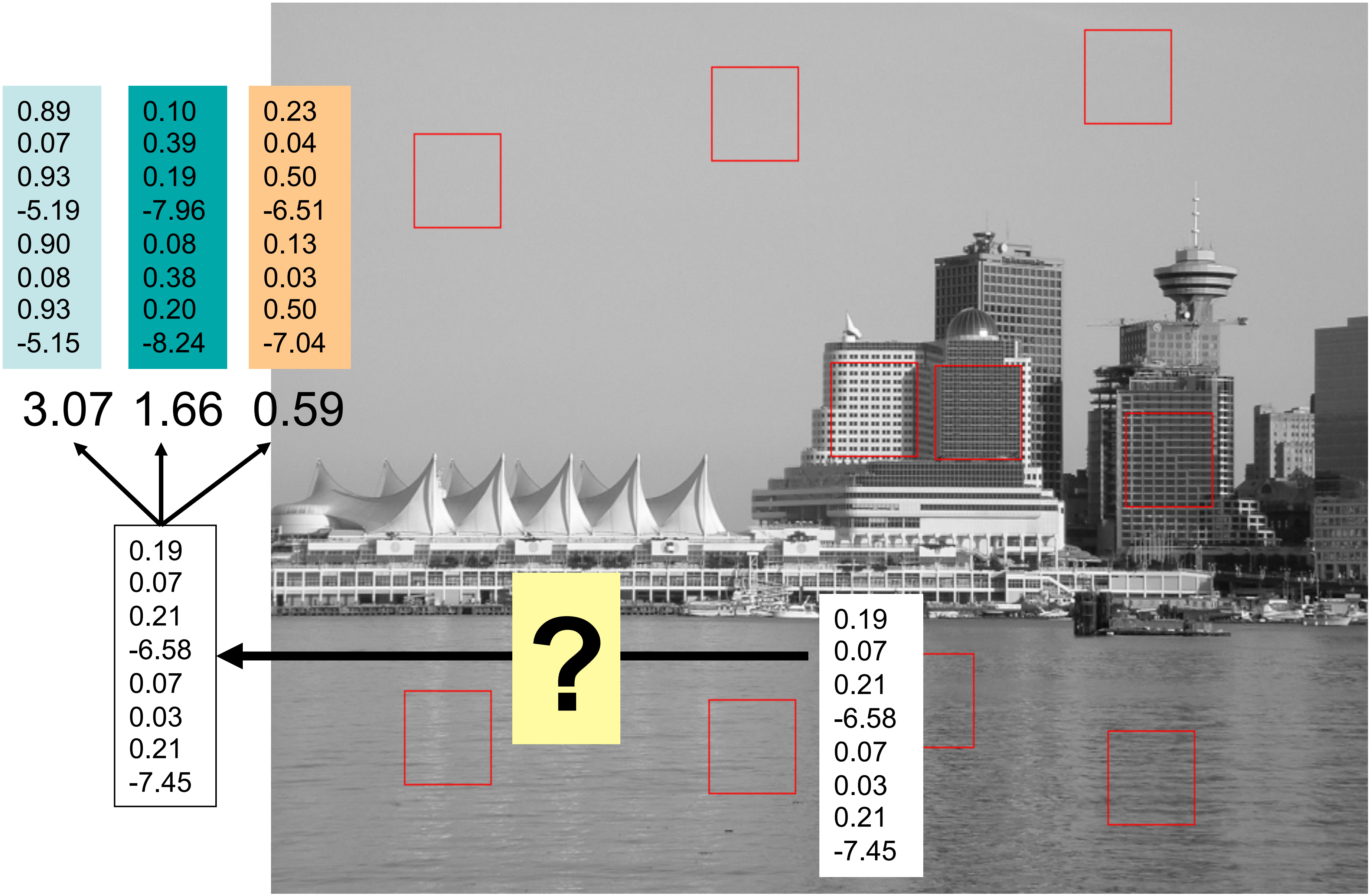
- Für jede der n Klassen existieren Stichproben
- Aus den Stichproben jeder Klasse wird ein durchschnittlicher Merkmalsvektor der Klasse berechnet (Clusterzentrum)
- Eine unbekannte Stichprobe wird derjenigen Klasse zugeordnet, zu der ihr Abstand am geringsten ist
- Häufige Probleme
  - Anzahl der Stichproben nicht ausreichend
  - Stichproben nicht repräsentativ
  - Unterschiedliche Skalierungen für die Merkmale

Merkmals-vektoren aus Hara-lickschen Textur-maßen

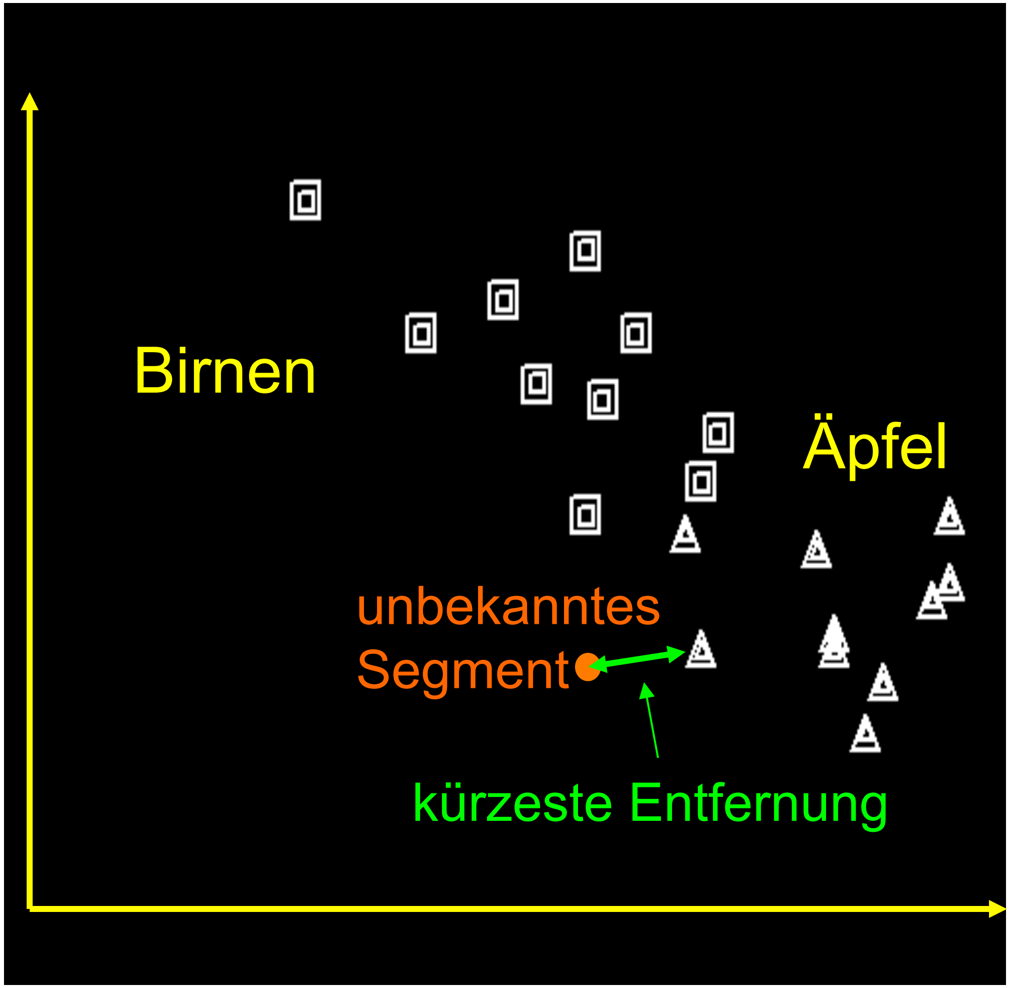


Cluster-Zentren für drei Klassen bestimmen




0.89
0.07
0.93
-5.19
0.90
0.08
0.93
-5.15
0.10
0.39
0.19
-7.96
0.08
0.38
0.20
-8.24
0.23
0.04
0.50
-6.51
0.13
0.03
0.50
-7.04
3.07 1.66 0.59
0.19
0.07
0.21
-6.58
0.07
0.03
0.21
-7.45
?
0.19
0.07
0.21
-6.58
0.07
0.03
0.21
-7.45

Single Nearest Neighbour



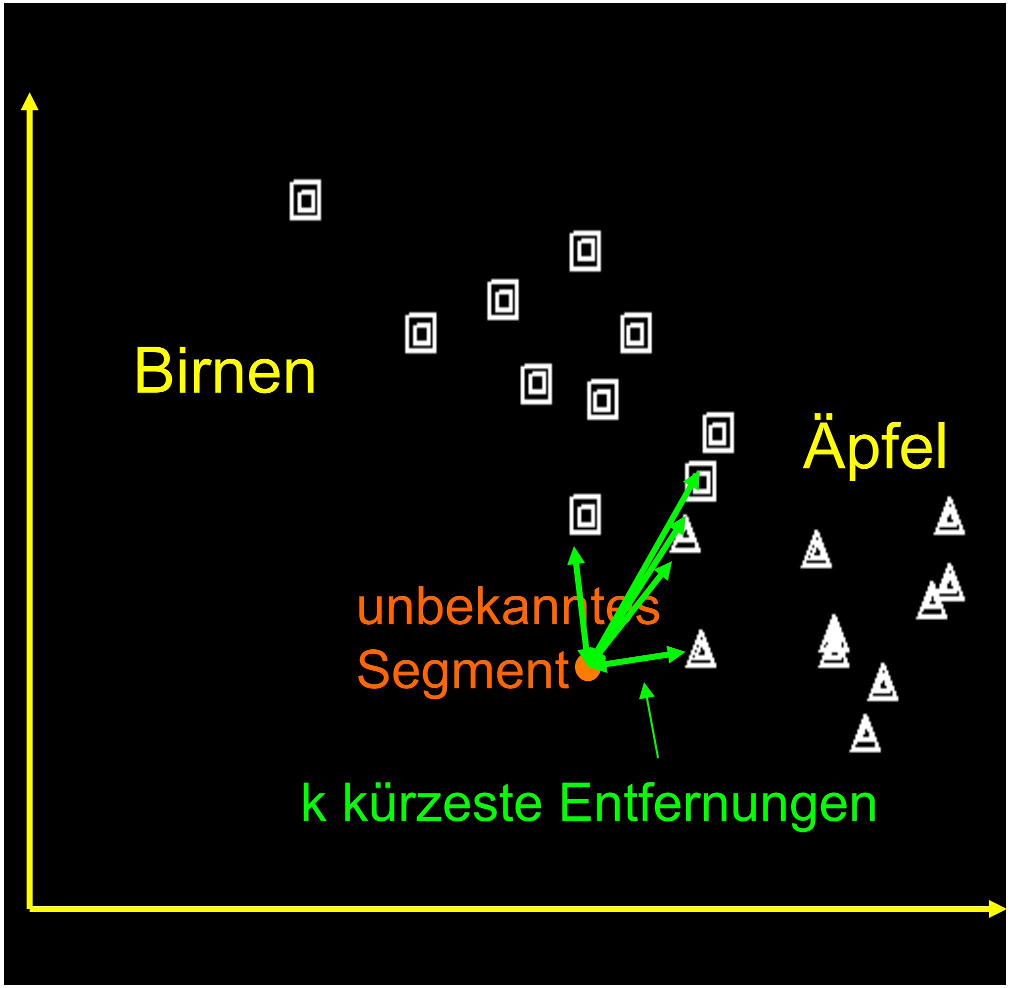
Für die zu bestimmende A-posteriori-Wahrscheinlichkeit wird die Umgebung **gerade so groß** gemacht, dass sie **eine klassifizierte Stichprobe** c_k umfasst.

Schätzung von $P(s=c_i|m(s))$:

$$P = 1.0 \text{ für } c_i=c_k$$
$$P = 0.0 \text{ sonst}$$

anfällig gegenüber Ausreißern

k-Nearest-Neighbour (kNN)



Vergrößerung der Umgebung, so dass sie die *k* nächsten Nachbarn umfasst.

Schätzung von $P(s=c_i|m(s))$:

$P = k_i/k$

k_i: Anzahl der Stichproben, die der Klasse c_i angehören