

Labor Matlab für die industrielle und medizinische Bildverarbeitung

Prof. Dr.-Ing. Bodo Rosenhahn

Institut für Informationsverarbeitung



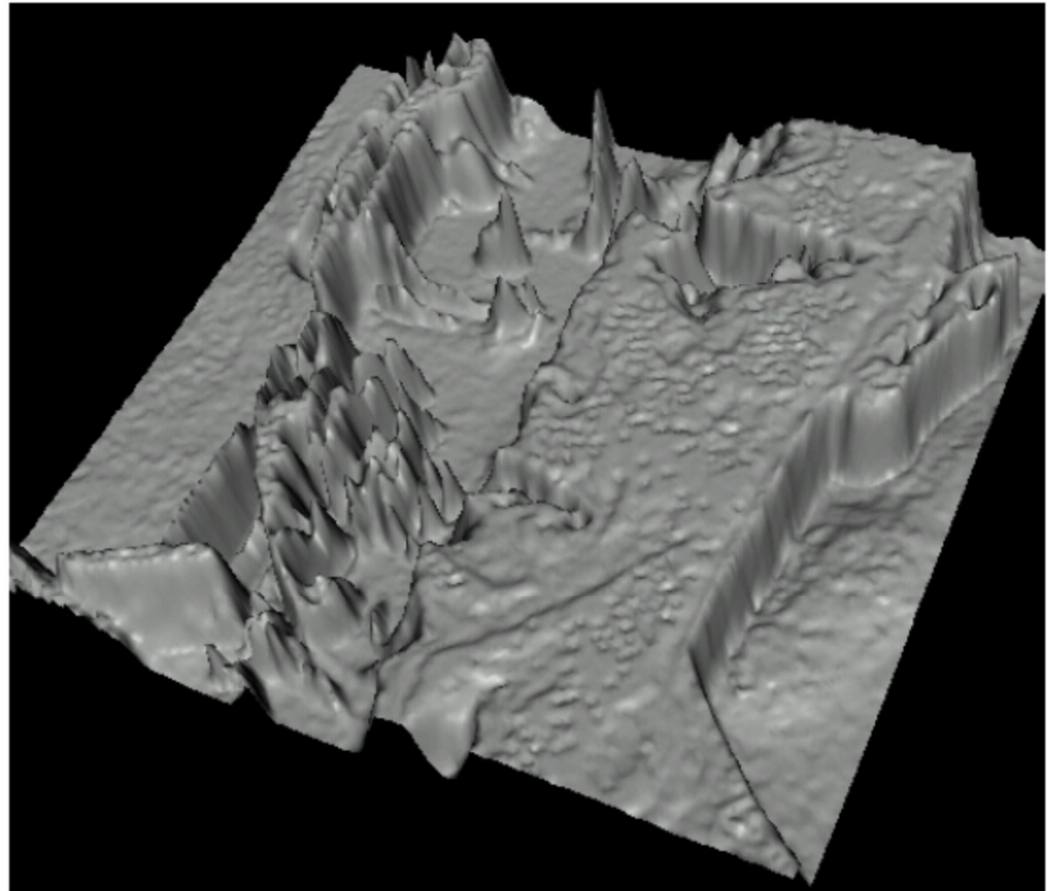
Einleitung

- 19.10. Introduction (1h VL, 3 L), Accountvergabe (Präsenz)
- 26.10. Local operators (Harris, etc.) (1h VL, 3L)
- 02.11. Global Operators (Hough Transform) (1h VL, 3L)
- 09.11. Region Growing / Watershed Segmentation (1h VL, 3L)
- 16.11. Bayes Classifier (1h VL, 3L)
- 23.11. K-Means / Mean shift (1h VL, 3L)
- 30.11. Shape Context (1h VL, 3L)
- 07.12. Morphological Operators (1h VL, 3L)
- 14.12. Disparity estimation (DTW) (1h VL, 3L)
- 21.12. Restarbeiten vor Weihnachten (4L)
- 11.01. Calibration and Triangulation (1h VL, 3L)
- 18.01. PCA (1h VL, 3L)
- 25.01. Tracking (1h VL, 3L)

Thema: Lokale Operatoren

- Filtern (1D, 2D)
- Ableitungsfiler
- Harris Corner Detector

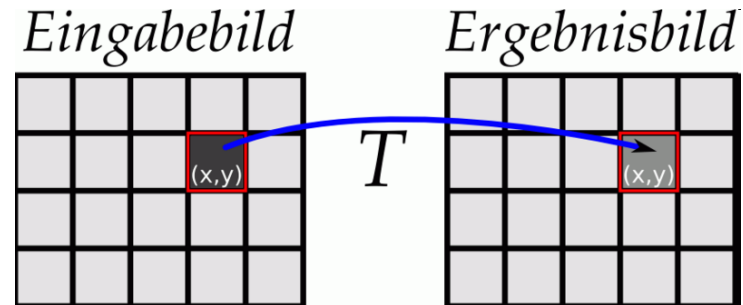
Was sind Kanten ?



Operatoren

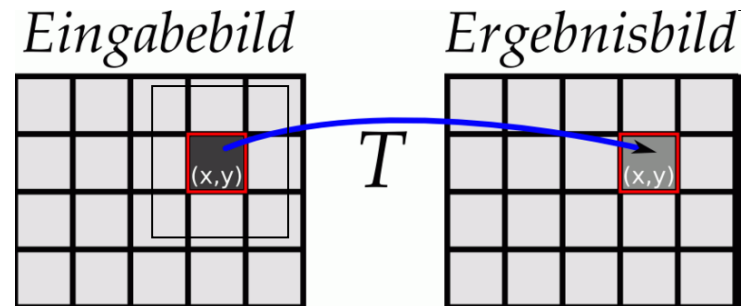
Punktoperator

z.B. Histogrammspreizung



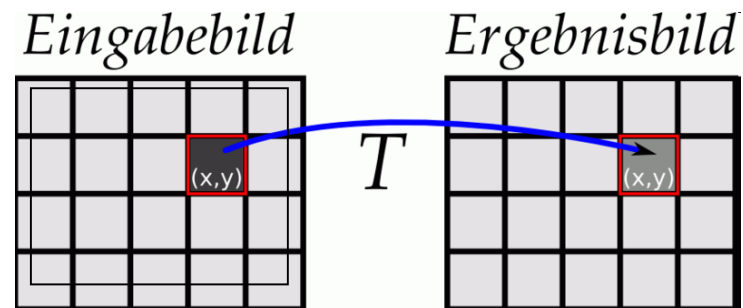
Lokaler Operator

z.B. *Faltung*



Globaler Operator

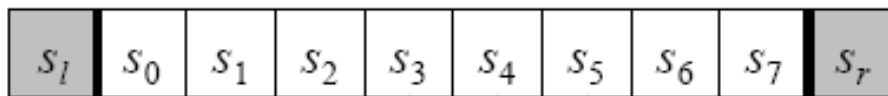
z.B. Fouriertransformation



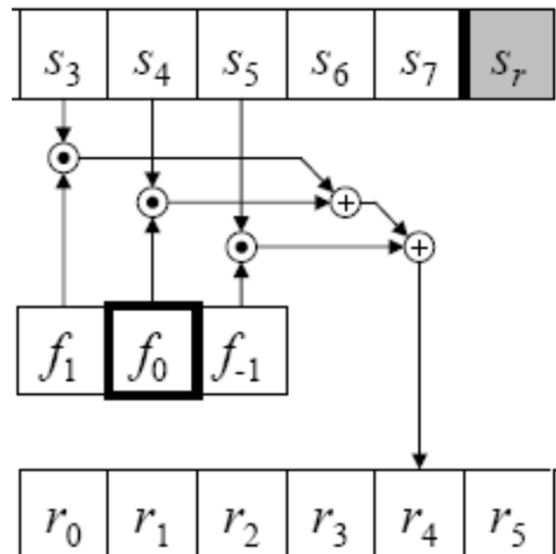
VL: Bildverarbeitung

Beispiel (1D-Faltung)

Signal



Filtermaske + Ursprung



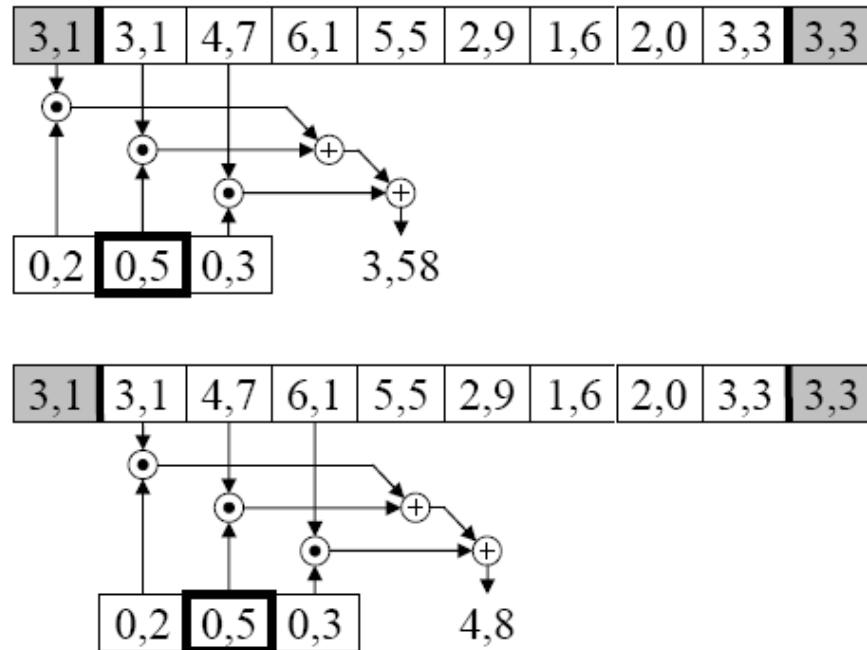
Anmerkung:

Für die Randpunkte ist eine geeignete Randbehandlung zu wählen

1D-Faltung

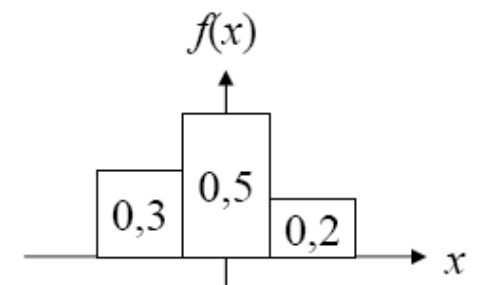
Beispiel:

gespiegelte
Filterfunktion

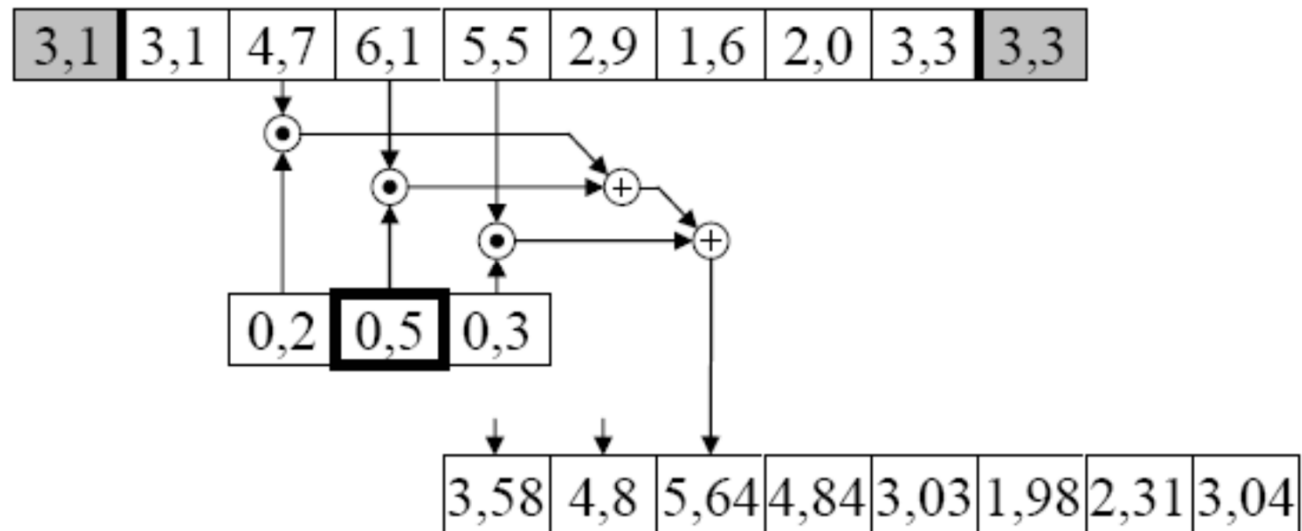


Randbehandlung durch
zyklisches Spiegeln

Filterfunktion

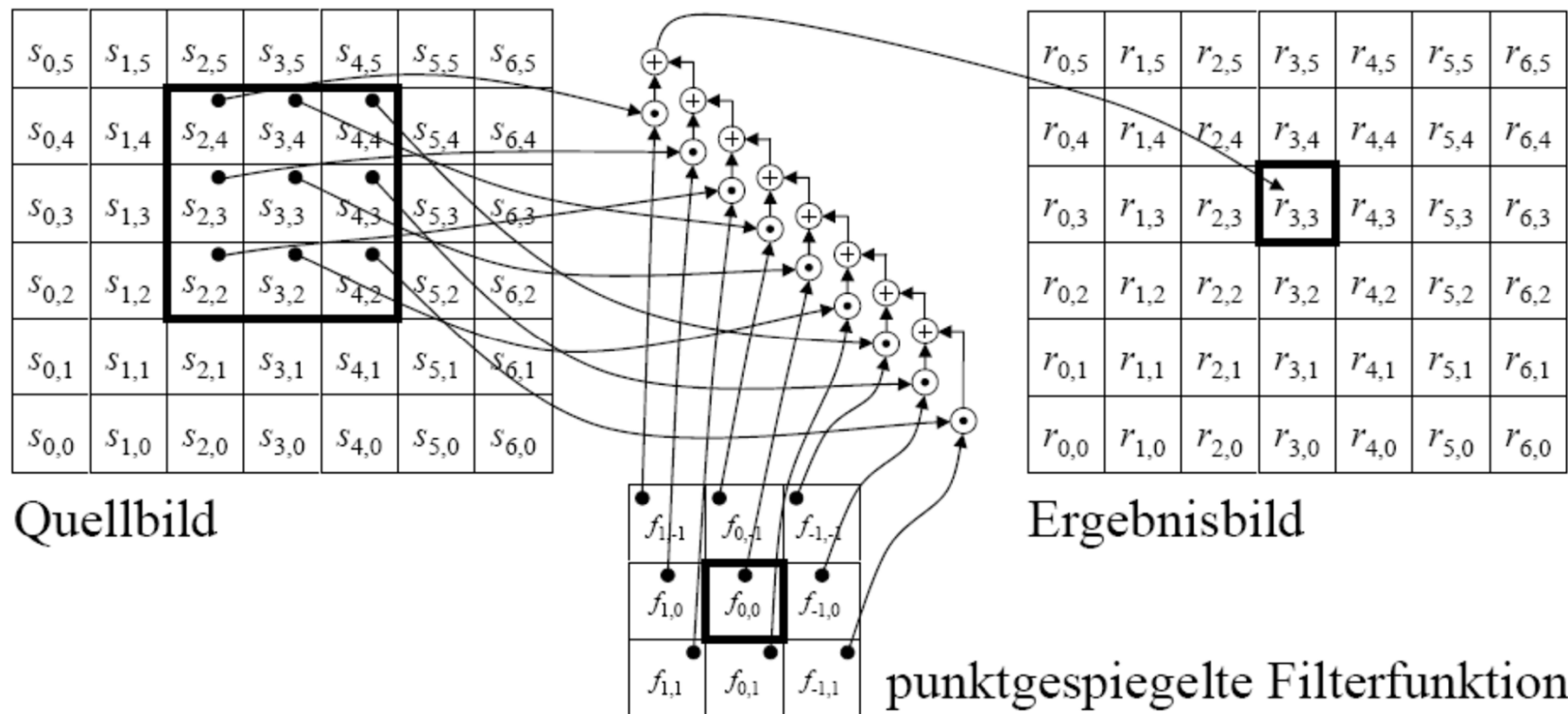


1D-Faltung

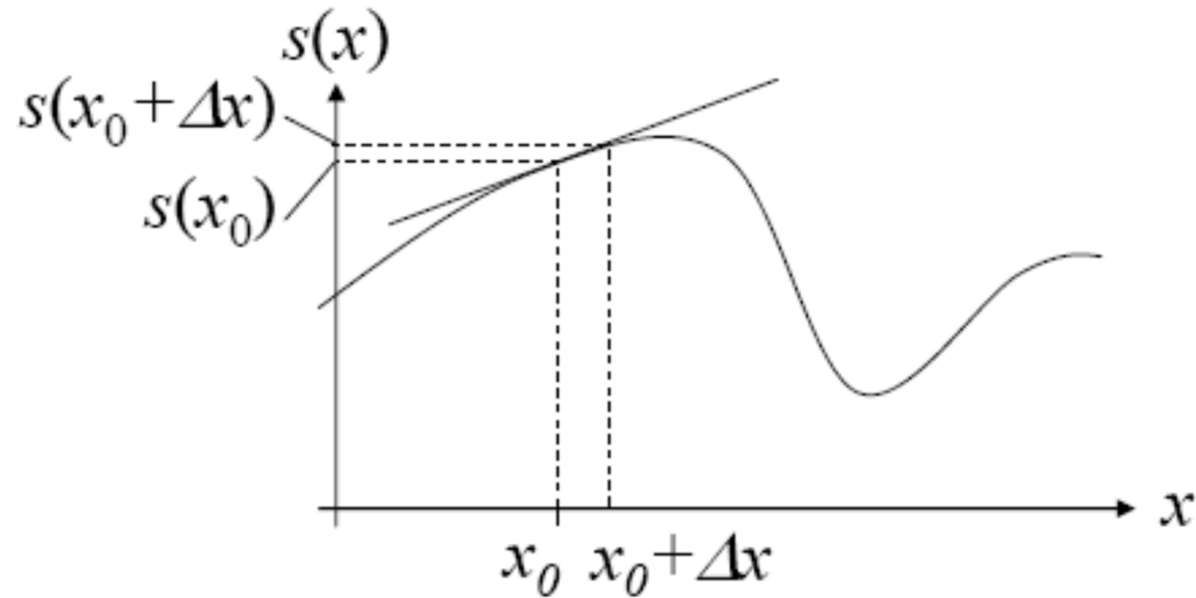


2D-Faltung

$$g(x, y) = \sum_{i=-\infty}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} s(i, j) f(x-i, y-x)$$

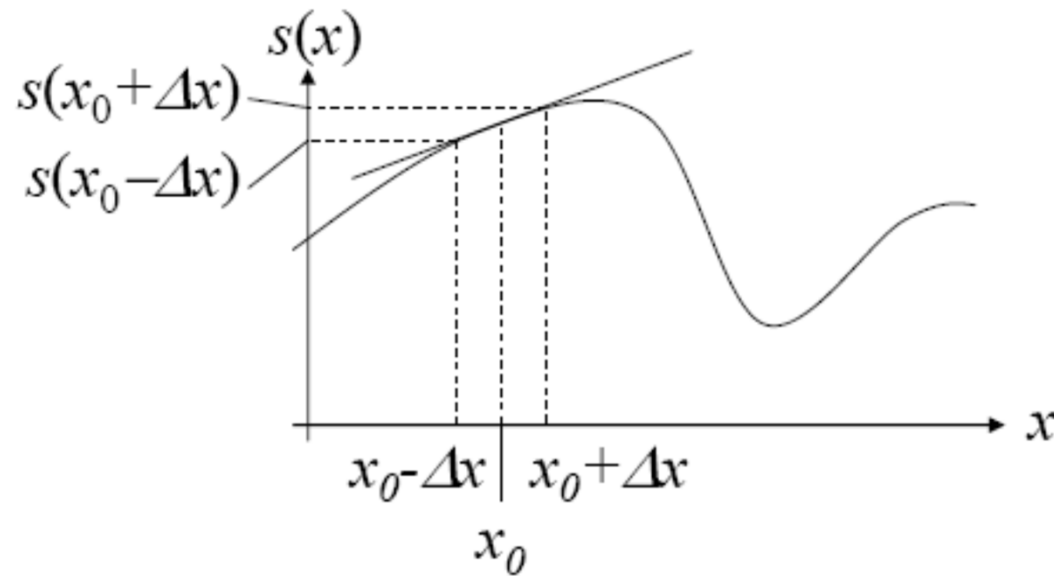


Ableitungsfilter



$$\frac{s(x_0 + \Delta x) - s(x_0)}{\Delta x} \quad \text{Maske: } [1, -1]$$

Ableitungsfilter



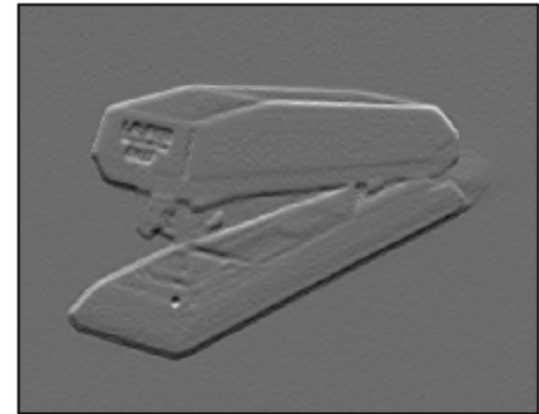
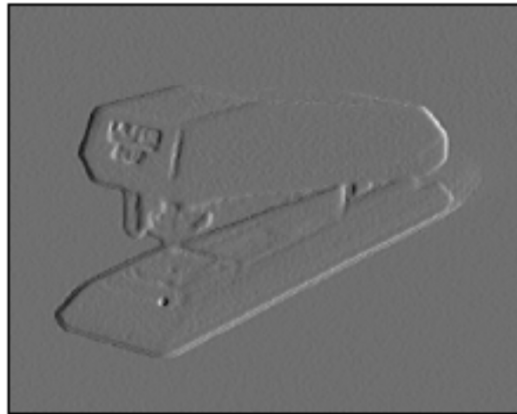
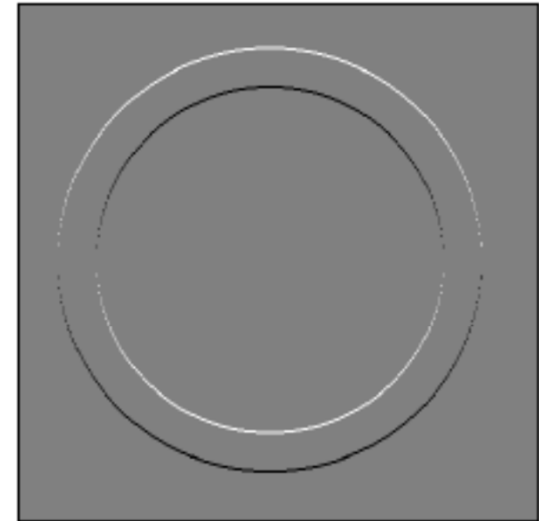
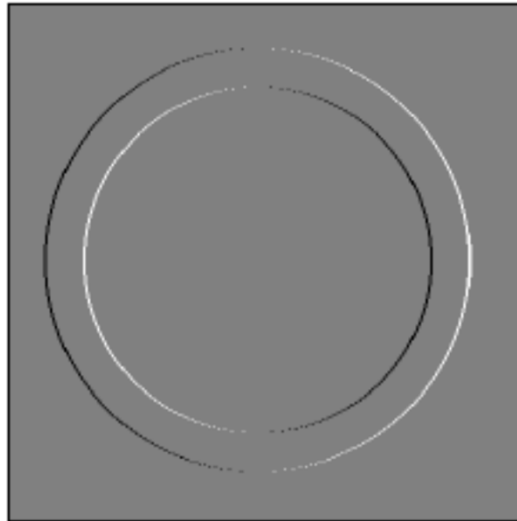
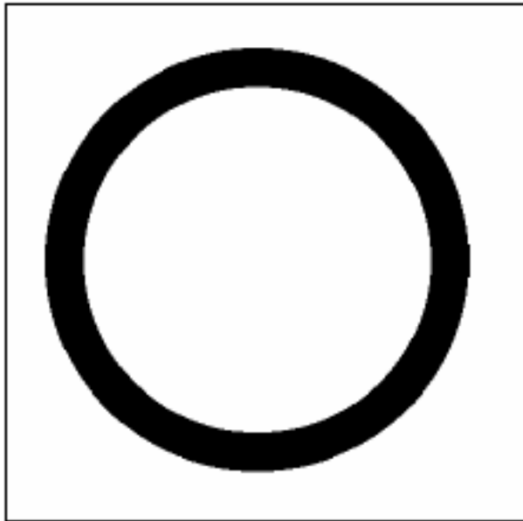
$$\frac{s(x_0 + \Delta x) - s(x_0 - \Delta x)}{2 \cdot \Delta x}$$

Maske: [0.5, 0, -0.5]

Ableitungsfilter

X-Ableitung

Y-Ableitung

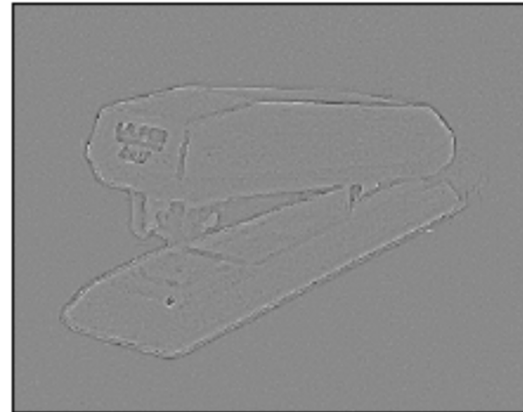


2. Ableitung

Idee: Ableitung von der Ableitung

$$[1, -1] \otimes [1, -1] = [1, -2, 1]$$

(Laplace-operator)



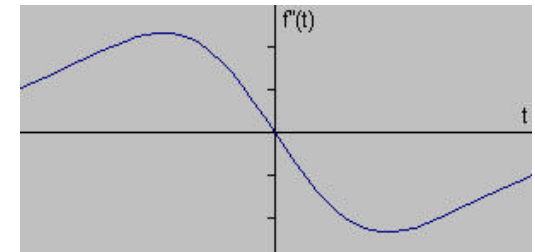
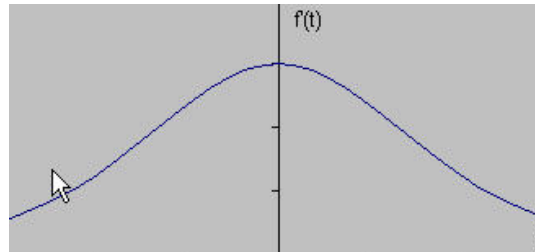
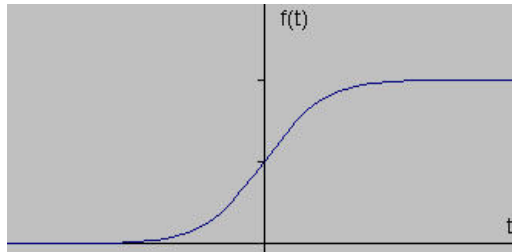
Beispiel (Kantendetektion)



Sobel



Laplace



Sobel:

-1	0	+1
-2	0	+2
-1	0	+1

Gx

+1	+2	+1
0	0	0
-1	-2	-1

Gy

$$|G| = \sqrt{Gx^2 + Gy^2}$$

Laplace

-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	24	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1
-1	-1	-1	-1	-1

Beispiel (Glättung)

$$0.5[1,1] \otimes 0.5 \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = 0.25 \begin{bmatrix} 1 & 1 \\ 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Box-filter

$$0.5[1,1] \otimes 0.5[1,1] = 0.25[1,2,1]$$

1D-Binomial Filter

$$0.25[1,2,1] \otimes 0.25 \begin{bmatrix} 1 \\ 2 \\ 1 \end{bmatrix} = 0.0625 \begin{bmatrix} 1 & 2 & 1 \\ 2 & 4 & 2 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix}$$

2D-Binomial Filter

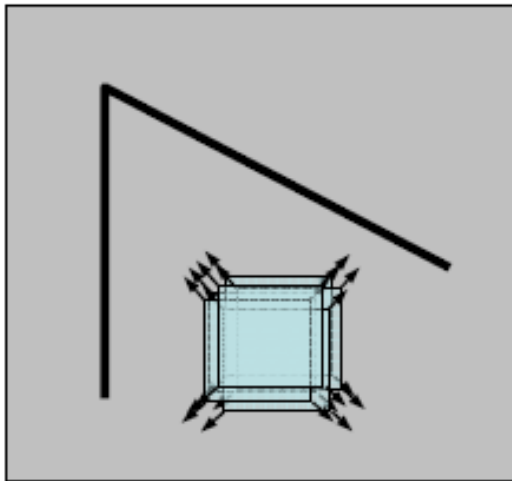
Bezug: Pascalsche Dreieck

Glättung

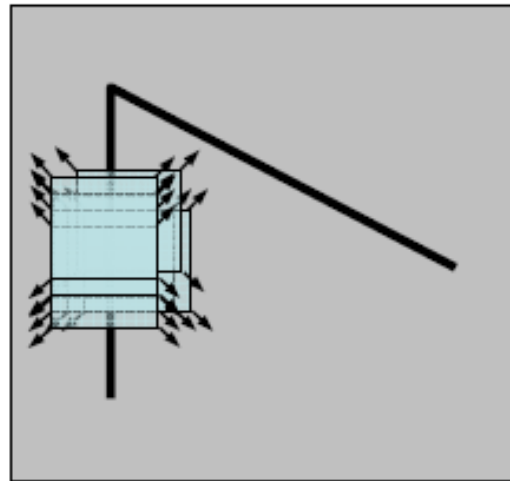


Gute Features

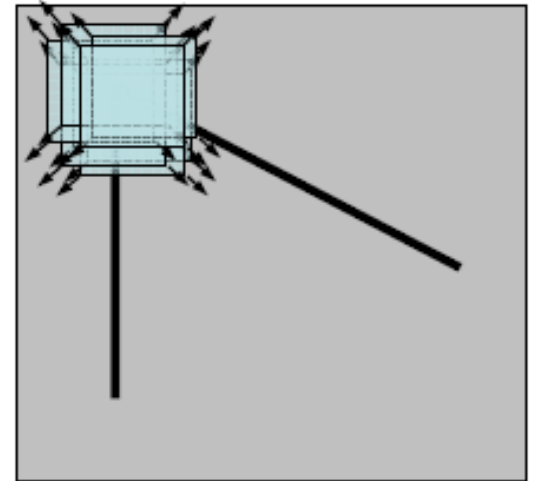
Ein Punkt lässt sich gut verfolgen, wenn es an seiner Position starke Kontraste in alle Richtungen gibt.



Homogene Region:
keine Änderung in
allen Richtungen



Kante:
keine Änderung
entlang der Kante



Eckpunkt:
signifikante Änderung
in allen Richtungen

Eckendetektion (Harris Corner detector)

Änderung der Intensität bei einer Verschiebung (u, v) :

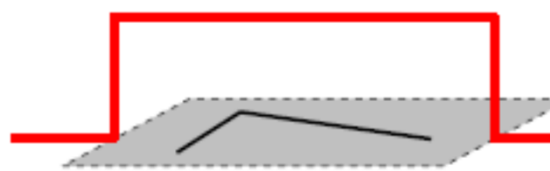
$$E(u, v) = \sum_{x, y} w(x, y) [I(x + u, y + v) - I(x, y)]^2$$

Fenster-
funktion

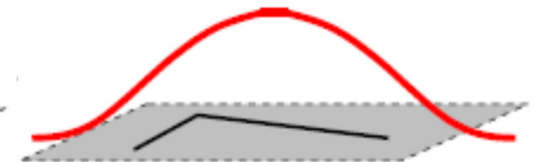
verschobene
Intensität

Intensität

Fensterfunktion(en) z.B.
 $w(x, y) =$



Rechteck



Gaussian

Eckendetektion (Harris Corner detector)

Approximation:

$$I(x+u, y+v) \approx I(x, y) + I_u(x, y)u + I_v(x, y)v$$

liefert:

$$\begin{aligned} E(u, v) &\approx \sum_{x, y} w(x, y) [I(x, y) + I_u(x, y)u + I_v(x, y)v - I(x, y)]^2 \\ &= \sum_{x, y} [I_u(x, y)u + I_v(x, y)v]^2 \end{aligned}$$

Harris Corner detector

Für die Intensitätsänderung E für kleine Verschiebungen (u, v) gilt:

$$E(u, v) = \begin{bmatrix} u & v \end{bmatrix} M \begin{bmatrix} u \\ v \end{bmatrix}$$

M ist eine symmetrische 2x2 Matrix, welche die Intensitätsänderung einer Bildregion beschreibt. (Strukturtensor)

$$M = \begin{pmatrix} I_u^2 & I_u I_v \\ I_v I_u & I_v^2 \end{pmatrix}$$

Weil M sehr empfindlich gegen Rauschen ist, nimmt man zweckmäßigerweise eine Glättung vor (z.B. Gausskern)

Interpretation von M

M charakterisiert die Struktur in der Umgebung des Punktes (u,v) .
Denn:


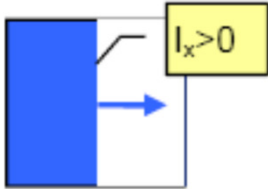
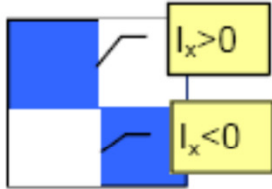
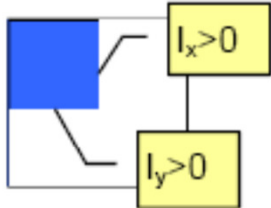
- wenn (u,v) in einer homogenen (strukturlosen) Region des Bildes liegt (Intensitäts-"Gebirge" ist flach, Plateau), dann sind sämtliche Ableitungen $I_x=I_y=0$, also ist M die Nullmatrix.
- wenn durch (u,v) eine Kante mit Kantenvektor parallel zur x -Richtung verläuft, hat M die Form

$$M = \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$$

Wenn durch (u,v) eine Ecke verläuft ergeben sich die Strukturen

$$M = \begin{pmatrix} A & C \\ C & B \end{pmatrix}$$

Interpretation von M

keine Struktur	Kante (blauer Pfeil = Kantenvektor)	Ecke (Doppelecke "Schachbrett")	rechtwinklige Ecke
			
$M = \begin{pmatrix} 0 & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$	$M = \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & 0 \end{pmatrix}$	$M = \begin{pmatrix} A & 0 \\ 0 & B \end{pmatrix}$	$M = \begin{pmatrix} A & C \\ C & B \end{pmatrix}$

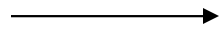
Ziel: Rotationsinvariante Interpretation des Strukturtenors

Eigenwertanalyse von M

Eigenwertgleichung $Mv = \lambda v$

Einfacher Fall: M sei Diagonalmatrix:

$$M = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix}$$

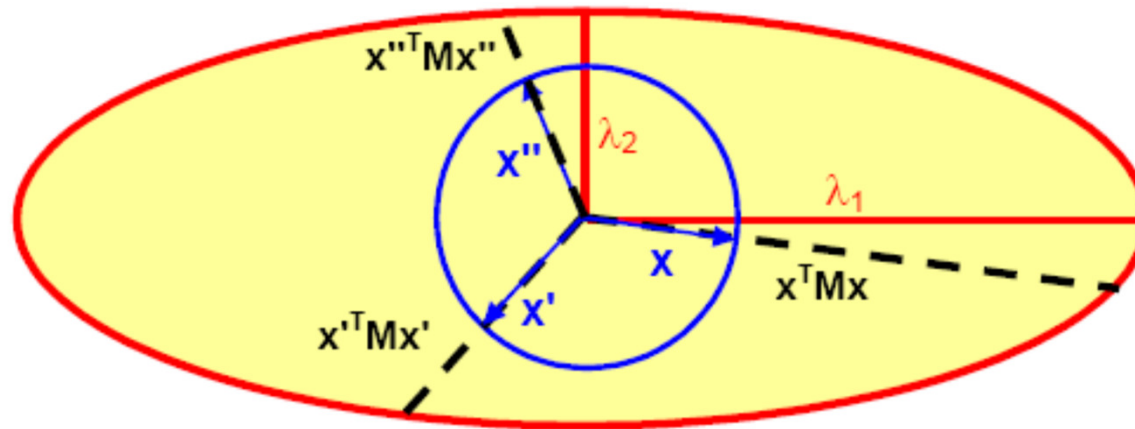


Eigenwerte: λ_1, λ_2

Eigenvektoren: $\begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}$

$x^T M x = 1$ beschreibt die Gleichung einer Ellipse, deren Breite und Höhe durch die Eigenwerte gegeben ist.

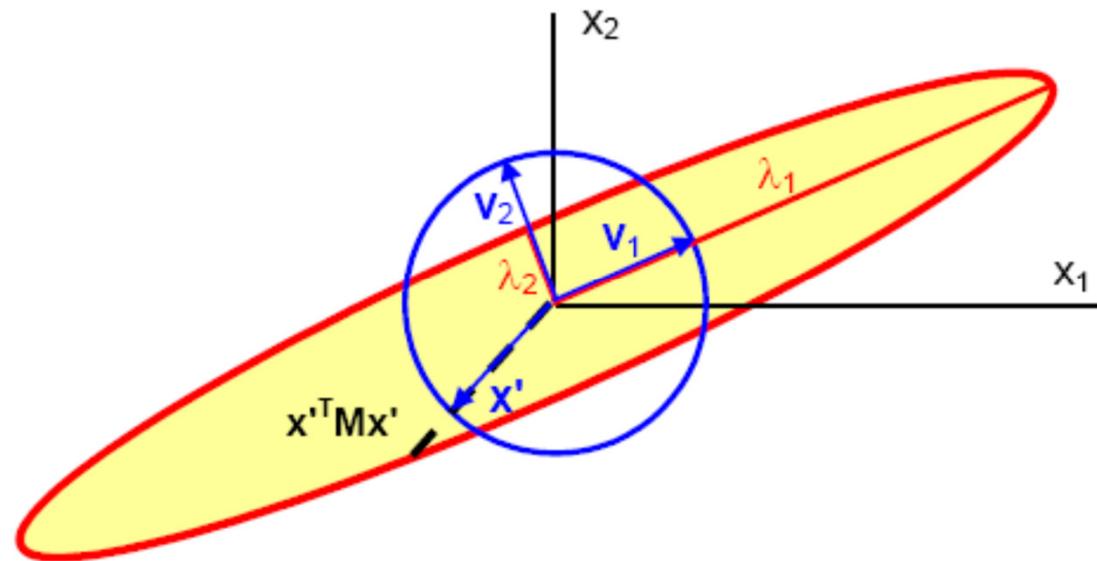
Interpretation von M



Wenn die Eigenvektoren Einheitsvektoren sind, gilt:

$$v_i^T M v_i = \lambda_i$$

Interpretation von M



Bei einer rotierten Ellipse erhält man für $R = \begin{pmatrix} C & S \\ -S & C \end{pmatrix}$

$$M = R^T \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} R = \begin{pmatrix} \lambda_1 c^2 + \lambda_2 s^2 & (\lambda_1 - \lambda_2) sc \\ (\lambda_1 - \lambda_2) sc & \lambda_1 c^2 + \lambda_2 s^2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} A & C \\ C & B \end{pmatrix}$$

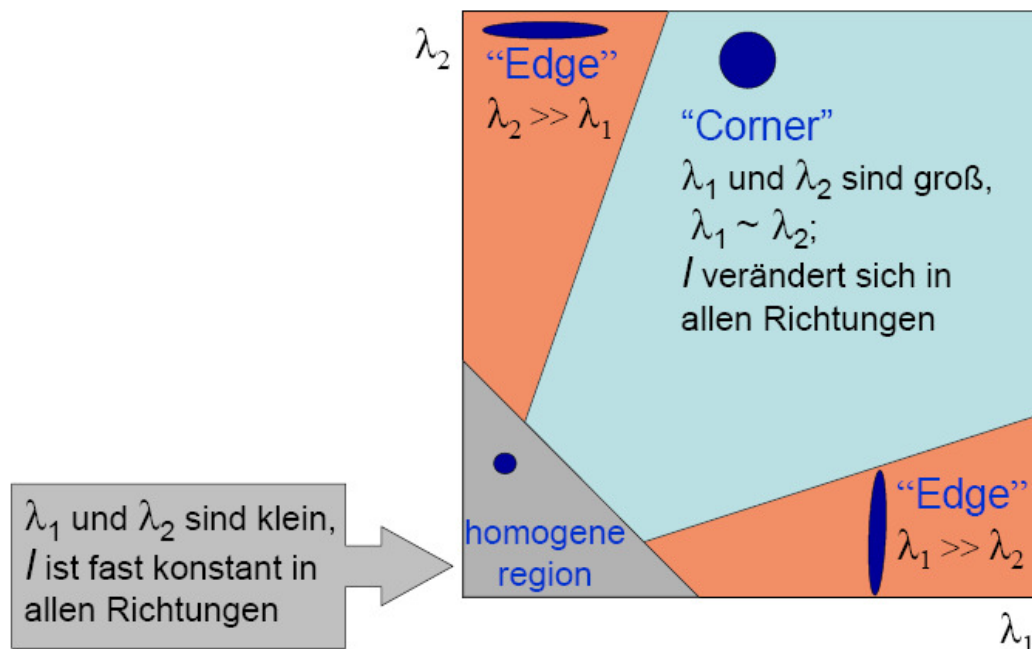
(Wir ignorieren die 3. Komponente von M)

Interpretation von M

Vorteil der Beschreibung durch Eigenwerte:

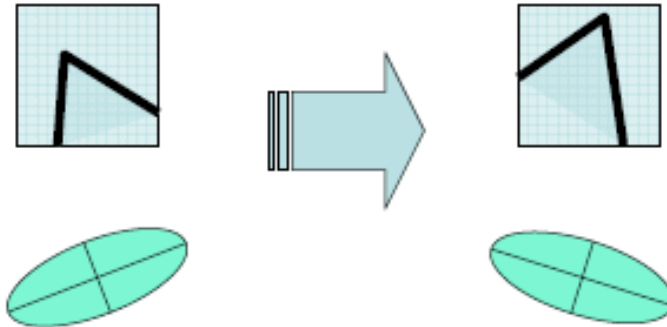
Die Eigenwerte erzeugen eine einheitliche *Sprache*, um alle Kanten beliebiger Richtung zu beschreiben:

- "Kante" gdw Eigenwert 1 > 0 , aber 2=0 (bzw. nahe Null).
- "Ecke" gdw beide Eigenwerte in etwa gleich groß sind (Ellipse wird zum Kreis)

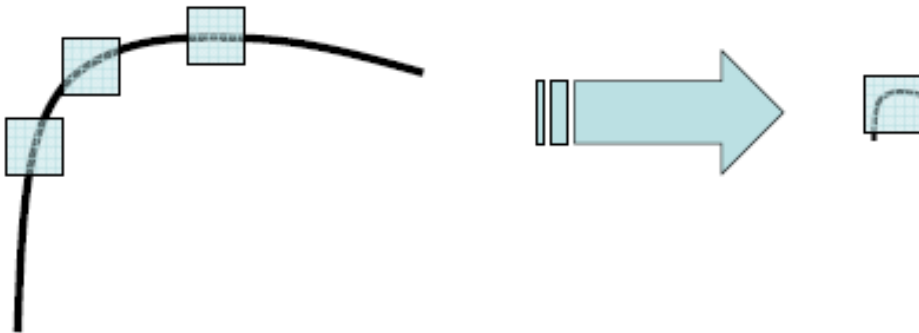


Eigenschaften des Harris Corner detectors

- (Eigenwerte) rotationsinvariant :

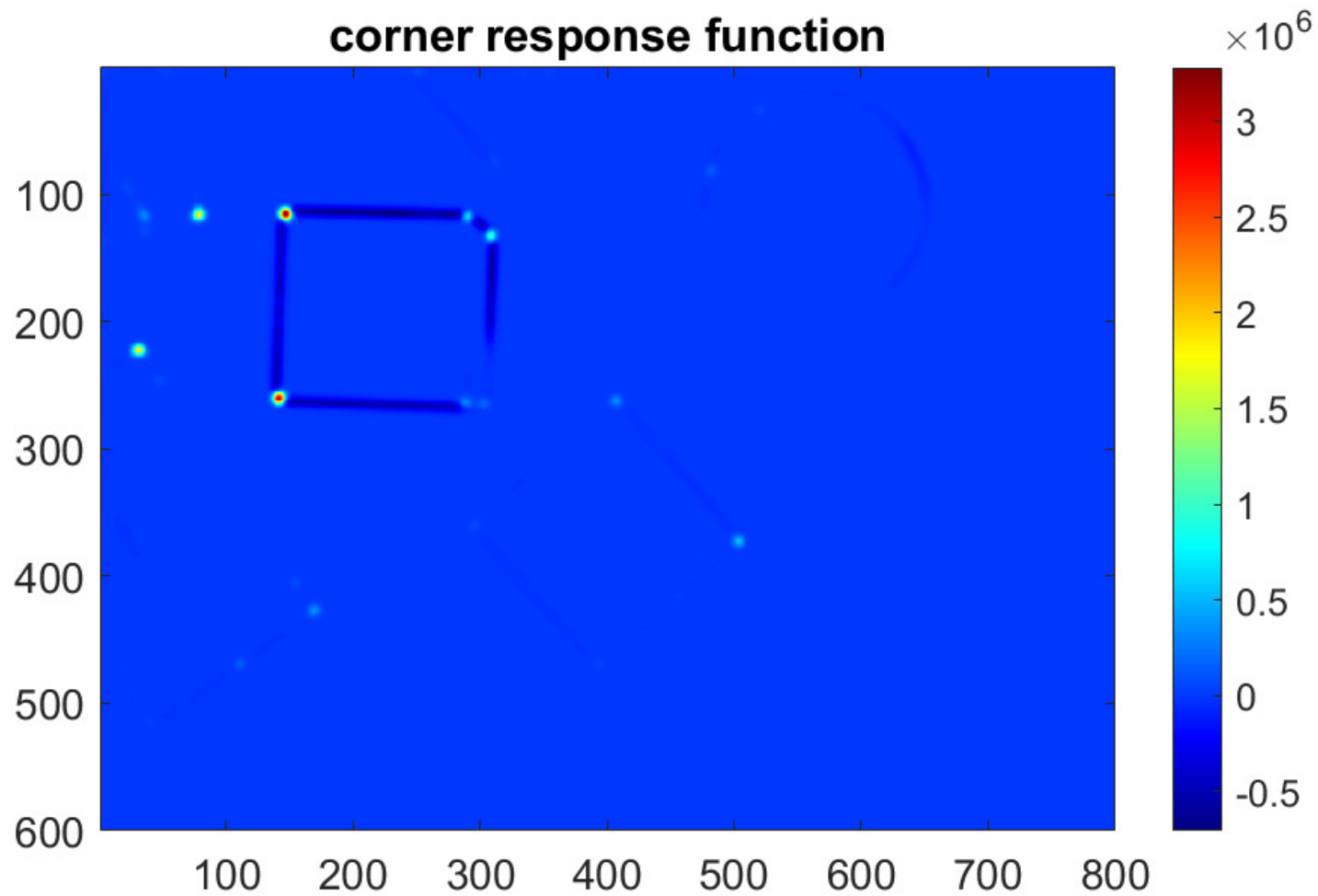


- NICHT skalierungsinvariant

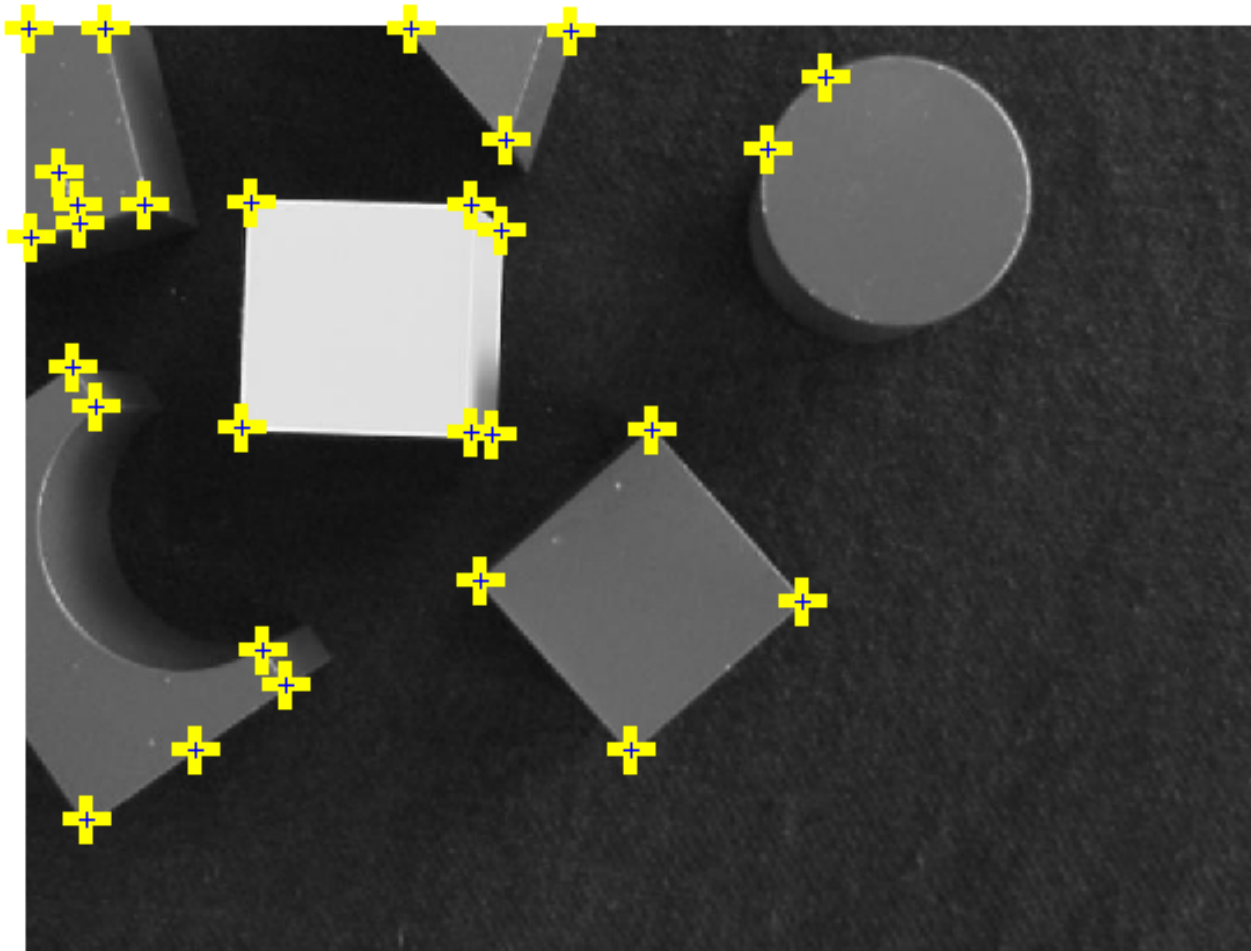


$$\text{Praxis: } M_c = \lambda_1 \lambda_2 - k (\lambda_1 + \lambda_2)^2 = \det(A) - k \text{trace}^2(A)$$

Beispiel



Beispiel



Zusammenfassung

- Filtern (1D, 2D)
- Ableitungsfiler
- Harris Corner Detector