VL 9: Lucas-Kanade

Optical Flow Tracking

Tracking

- Objektverfolgung, zwischen konsekutiven Frames
- oft mit einer Schätzung der Objektposition (zumindest alte Position)
- Detektion vs. Tracking

Classification of Tracking Methods

- Target Representation
 - Centroid, Bounding box, Skeletons, Silhouettes
- Appearance Model
 - Template image, Histograms (color, gradients, ...), Filter banks
- Motion Model
 - Rigid, similarity, affine, perspective transform
- (Dis-)Similarity Measures
 - SSD, Correlation
- Search Strategy
 - Exhaustive, Gradient, Stochastic

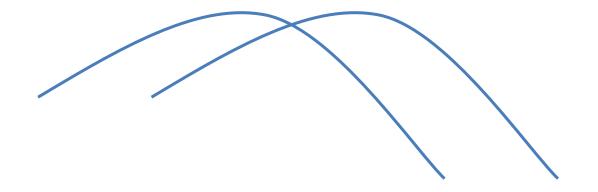
- Spezialfall des Trackings
- Punktfeatures werden getrackt
- "dense" und "sparse" optical flow



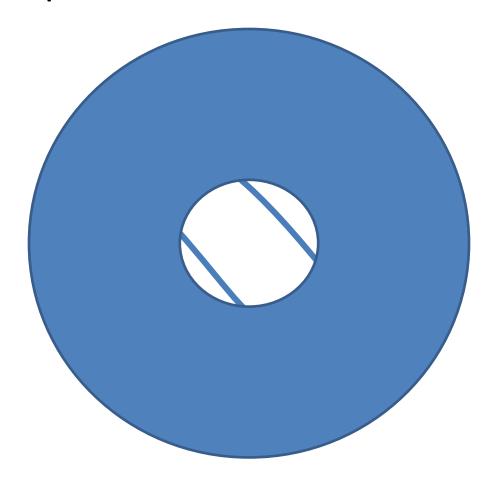
- Sparse optical flow
 - in Verbindung mit interest points (Harris Corners, Shi-Tomasi, SIFT, SURF, etc...)

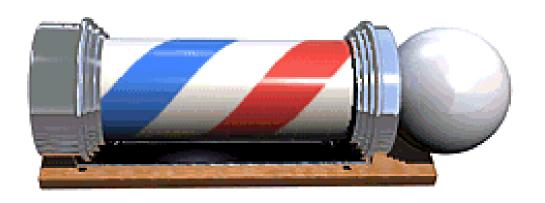


• Ill posed! "Aperture Problem"!



• Ill posed! Aperture Problem





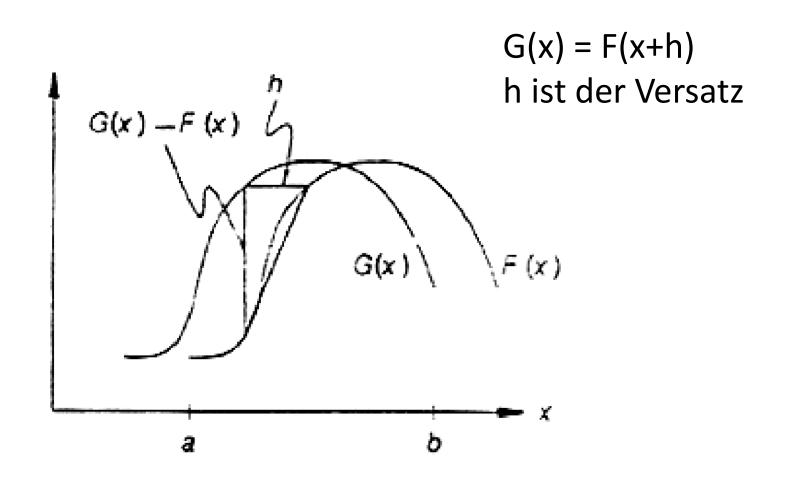
"Lucas-Kanade"

- Lucas, Kanade (1981): "An iterative image registration technique with an application to stereo vision"
- Shi, Tomasi (1994): "Good features to track"
- Bouguet (2001): "Pyramidal implementation of the affine lucas kanade feature tracker description of the algorithm"



 Baker, Matthews (2004): "Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework"

1D-Tracking



$$F(x) \approx \frac{F(x+h) - F(x)}{h}$$

$$= \frac{G(x) - F(x)}{h},$$

$$h \approx \frac{G(x) - F(x)}{F(x)}$$

Der Versatz ist proportional zur Änderung der Helligkeit - (abhängig vom Anstieg)

$$h \approx \sum_{x} \frac{G(x) - F(x)}{F(x)} / \sum_{x} 1$$

Stabiler: h in einer kleinen Region mitteln

$$F'(x) \approx \frac{G'(x) - F(x)}{h}$$

Approximation der zweiten Ableitung

$$w(x) = \frac{1}{|G(x) - F(x)|}.$$

Zweite Ableitung als Gewichtung (große Krümmung -> wenig Vertrauen in die Vorhersage von h) Übrigens: das h im Nenner sparen wir uns, weil ...

$$h \approx \sum_{x} \frac{w(x)[G(x) - F(x)]}{F(x)} / \sum_{x} w(x)$$

Wir normieren unsere Schätzung über alle Gewichtungen

$$h_0 = 0$$
,

$$h_{k+1} = h_k + \sum_{x} \frac{w(x)[G(x) - F(x + h_k)]}{F(x + h_k)} / \sum_{x} w(x)$$

h wird iterativ verbessert, bis 1) k(I)eine Änderung oder 2) keine Lust

$$h \approx \sum_{x} \frac{w(x)[G(x) - F(x)]}{F(x)} / \sum_{x} w(x)$$

Wir normieren unsere Schätzung über alle Gewichtungen

$$h_0 = 0$$

$$h_{k+1} = h_k + \sum_{x} \frac{w(x)[G(x) - F(x + h_k)]}{F(x + h_k)} / \sum_{x} w(x)$$

h wird iterativ verbessert, bis 1) k(l)eine Änderung oder 2) keine Lust

Alternative Formulierung

$$F(x+h) \approx F(x) + hF(x)$$

Taylor Approximation (first term only)

$$0 = \frac{\partial E}{\partial h}$$

$$\approx \frac{\partial}{\partial h} \sum_{x} [F(x) + hF(x) - G(x)]^{2}$$

$$\sum_{x} 2F(x)[F(x) + hF(x) - G(x)]$$

$$h \approx \frac{\sum_{x} F(x)[G(x) - F(x)]}{\sum_{x} F(x)^{2}}.$$

Nur nicht definiert, wenn im gesamten Fenster F' = 0 ist

Mit Gewichtung:

$$h_0 = 0$$
,

$$h_{k+1} = h_k + \frac{\sum_{x} w(x) F(x + h_k) [G(x) - F(x + h_k)]}{\sum_{x} w(x) F(x + h_k)^2}$$

Generalisierung zu N-D

$$E = \sum_{x \in R} [F(x+h) - G(x)]^2$$
 ssp

$$F(x+h) \approx F(x) + h \frac{\partial}{\partial x} F(x)$$
 Taylor

Generalisierung zu N-D

$$E = \sum_{x \in R} [F(x+h) - G(x)]^2$$
 ssp

$$F(x+h) \approx F(x) + h \frac{\partial}{\partial x} F(x)$$
Taylor
Zeilenvektor

Gradientenoperator (ergibt Spaltenvektor)

$$\frac{\partial}{\partial x} = \left[\frac{\partial}{\partial x_1} \frac{\partial}{\partial x_2} \dots \frac{\partial}{\partial x_n}\right]^T$$

$$0 = \frac{\partial}{\partial h} E$$

$$\approx \frac{\partial}{\partial h} \sum_{x} [F(x) + h \frac{\partial F}{\partial x} - G(x)]^{2}$$

$$= \sum_{x} 2 \frac{\partial F}{\partial x} [F(x) + h \frac{\partial F}{\partial x} - G(x)]$$

$$h = \left[\sum_{x} \left(\frac{\partial F}{\partial x} \right)^{T} \left[G(x) - F(x) \right] \right] \left[\sum_{x} \left(\frac{\partial F}{\partial x} \right)^{T} \left(\frac{\partial F}{\partial x} \right) \right]^{-1}$$

Trick-17e

- Gewichtung, wie im 1-D Fall
- Glättung! (was passiert sonst?)
- Pyramiden! (siehe Bouguet)

Motion Models

