$$G(\omega_1,\omega_2)=\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} g(x_1,x_2)\,e^{-j(\omega_1x_1+\omega_2x_2)}\,dx_1dx_2$$

$$g(x_1,x_2)=\frac{1}{(2\pi)^2}\int_{-\infty}^{\infty}\int_{-\infty}^{\infty} G(\omega_1,\omega_2)\,e^{j(\omega_1x_1+\omega_2x_2)}\,d\omega_1d\omega_2$$

$$g(x_1,x_2)*h(\omega_1,\omega_2)=\int_{\varepsilon_1=-\infty}^{\infty}\int_{\varepsilon_2=-\infty}^{\infty} g(\varepsilon_1,\varepsilon_2)\cdot h(x_1-\varepsilon_1,x_2-\varepsilon_2)\,d\varepsilon_1d\varepsilon_2$$

$$g(x_1,x_2)**h(x_1,x_2)=G_1\circ H_2$$

$g_1\cdot h=\left(\frac{1}{2\pi}\right)^2 G_1 \cdot H_1$, Seperiebar: $g(x_1,x_2)=g_1(x_1)\cdot g_2(x_2)$, $G(\omega_1,\omega_2)=G_1(\omega_1)\cdot G_2(\omega_2)$

$$g[x_1,x_2]=\sum_{l_1}\sum_{l_2} g(x_1,x_2)\cdot\delta[x_1-l_1X_1,\ x_2-l_2X_2]$$ Abtastabstände

$$G(\Omega_1,\Omega_2)=\frac{1}{X_2X_1}\sum_{l_1}\sum_{l_2} G_c\left(\frac{X_1\omega_1-2\pi l_1}{X_1},\ \frac{X_2\omega_2-2\pi l_2}{X_2}\right)\quad \frac{\pi}{X_1}\geq\omega_{s,1},\ \frac{\pi}{X_2}\geq\omega_{s,2}$$

Faltung genau gleich

Vorteil seperierbare Signale: $O((K_1+K_2)M_1M_2)$

nich seperierbar: $O(K_1K_2M_1M_2)$

kausal: $h[n_1,n_2]=\begin{cases}0 & \forall n_1,n_2<0\\ \text{beliebig sonst}\end{cases}$

~~Kausale~~ Bildrekonstruktion

- Verschiedene Größen
  - Pixelverschiebung herausfinden
  - Intensitätsverteilung in eine Richtung: $(\#n-\#a)+1=z$ (für $z=3$) nachher Pixel, vorher Pixel

Impulsantworten der verfälschenden Filter: $h_1[n_1]=\frac{1}{3}\ \frac{1}{3}\ \frac{1}{3}\rightarrow n_1$, $h[n_2]=\frac{1}{3},\ \frac{1}{3},\ \frac{1}{3}$

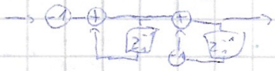
Kompensationsfilter: $K=\frac{1}{H_1H_2}$

Filterstruktur: $F=\frac{Z}{N}$ (Vorwärts, Rückwärts) $=\frac{b_0+b_1z^{-1}+\dots+b_Mz^{-M}}{1-a_1z^{-1}-a_2z^{-2}\dots+a_Nz^{-N}}=\frac{Y(z)}{X(z)}=H(z)$

Vorsicht ⚠ Vorzeichen umkehren im Nenner beim Zeichnen

IIR oder FIR? → Impulsantworten → so groß skizzieren wie Bild groß ist.

2 Filter seperiert: $H(z_1)=\frac{-1}{1-z_1^{-1}}\cdot\frac{1}{1+z_1^{-1}}$: hintereinander legen



Vollständige Rek. möglich?
~~Bei~~ i.d.R. nicht möglich, da Abbruchfehler möglich bei Berechnung der Impulsantwort

Einheits & Richtungsimpuls:

2D-δ: $\delta[n_1,n_2]$

$$\begin{matrix}0&0&0\\0&1&0\\0&0&0\end{matrix}$$

vertikal $\delta[n_1]$

$$\begin{matrix}0&1&0\\0&1&0\\0&1&0\end{matrix}$$

horizontal $\delta[n_2]$

$$\begin{matrix}0&0&0\\1&1&1\\0&0&0\end{matrix}$$

2D Einheitssprung: $u[n_1]\cdot u[n_2]$

$$\begin{matrix}0&1&1\\0&1&1\\0&0&0\end{matrix}$$

$u[n_1]$

$$\begin{matrix}0&1&1\\0&1&1\\0&1&1\end{matrix}$$

Bildstörungen: Motion Blur, Focus Blur

Rauschkompensation:

$h_{mittel}=\begin{cases}\frac{1}{N_1N_2} & -\left\lfloor\frac{N_1}{2}\right\rfloor\le n_1\le\left\lfloor\frac{N_1}{2}\right\rfloor;\ -\left\lfloor\frac{N_2}{2}\right\rfloor\le n_2\le\left\lfloor\frac{N_2}{2}\right\rfloor\\ 0\end{cases}$

einfach $\frac{1}{N_1N_2}$ für alle Punkte im Bild !

$$\begin{matrix}\frac{1}{9}&\frac{1}{9}&\frac{1}{9}\\\frac{1}{9}&\frac{1}{9}&\frac{1}{9}\\\frac{1}{9}&\frac{1}{9}&\frac{1}{9}\end{matrix}$$

Mittelwertfilter (Ok für weißes Rauschen)

Gaußfilter

$$h_{Gauß}[n_1,n_2]=A\cdot e^{\frac{-n_1^2+n_2^2}{2\cdot\sigma}}$$

↳ Summe über alle Werte von Filter = 1. Nachbarwerte werden geringer gewertet (Ok für weißes Rauschen) linear

$$\begin{matrix}\frac{1}{16}&\frac{1}{8}&\frac{1}{16}\\\frac{1}{8}&\frac{1}{4}&\frac{1}{8}\\\frac{1}{16}&\frac{1}{8}&\frac{1}{16}\end{matrix}$$

Medianfilter

Werte Ordnen → nehmen den in Mitte

$$\text{Median}[x]=\begin{cases}x_{\frac{n+1}{2}} & \text{für } n \text{ ungerade}\\ \frac{x_{\frac{n}{2}}+x_{\frac{n+1}{2}}}{2} & \text{für } n \text{ gerade}\end{cases}$$

(Sehr gut für Impulsrauschen)
↳ nicht linear

Kantenhervorhebung: Gradientenfilter

Pixeldifferenz: $\begin{bmatrix}1&-1\end{bmatrix}\rightarrow g_v[n_1]$, $\begin{bmatrix}-1\\1\end{bmatrix}\rightarrow g_v[n_2]$

separierte Pixeldifferenz: $\begin{bmatrix}1&0&-1\end{bmatrix}\rightarrow g_z[n_1]$, $\begin{bmatrix}-1\\0\\1\end{bmatrix}\rightarrow g_z[n_2]$

Prewitt: $\begin{bmatrix}1&0&-1\\1&0&-1\\1&0&-1\end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix}1&1&1\\0&0&0\\-1&-1&-1\end{bmatrix}$

Sobel: $\begin{bmatrix}1&0&-1\\2&0&-2\\1&0&-1\end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix}1&2&1\\0&0&0\\-1&-2&-1\end{bmatrix}$

Frei-Chen: $\begin{bmatrix}1&0&-1\\\sqrt{2}&0&-\sqrt{2}\\1&0&-1\end{bmatrix}$, $\begin{bmatrix}1&\sqrt{2}&1\\0&0&0\\-1&-\sqrt{2}&-1\end{bmatrix}$

→ Gut für scharfe Kanten

Laplace-Filter

$$\begin{bmatrix}&-1&\\-1&4&-1\\&-1&\end{bmatrix}\quad\begin{bmatrix}-1&-1&-1\\-1&8&-1\\-1&-1&-1\end{bmatrix}\quad\begin{bmatrix}1&-2&1\\-2&4&-2\\1&-2&1\end{bmatrix}\quad\begin{bmatrix}-\frac{1}{4}&-\frac{1}{2}&-\frac{1}{4}\\-\frac{1}{2}&3&-\frac{1}{2}\\-\frac{1}{4}&-\frac{1}{2}&-\frac{1}{4}\end{bmatrix}$$

→ Summiert 2. Ableitung in beide Richtungen

→ Gut für weichere Kanten aufgrund 2. Ableitung

Morphologische Operationen

~ formbasierte Operationen

B Bild
P(B) Morphologischer Raum
$\Psi P(B)$ morphologische Transformation

- Inklusionserhaltend: $X\subset Y\rightarrow\Psi(X)\subset\Psi(Y)\ \forall X,Y\subset P(B)$
- Antiextensive: $\Psi(X)\subset X,\ \forall X\subset P(B)$
- Idempotent: $\Psi(\Psi(x))=\Psi(x),\ \forall X\in P(B)$

Vorsicht: unterschiedliche Randbedingungen möglich!

Erosion
$X\ominus m[n_1,n_2]=\{(n_1,n_2)\mid m[n_1,n_2]\subset X\}$; $b_{ero}[n_1,n_2]=\lfloor b_m[n_1,n_2]\rfloor$

Dilatation
$X\oplus m[n_1,n_2]=\{(n_1,n_2)\mid m[n_1,n_2]\cap X\neq\emptyset\}$; $b_{dil}[n_1,n_2]=\lceil b_m[n_1,n_2]\rceil$

Bilder meist binarisiert mit Schwellwert s: $K(s)=\frac{N_1N_2}{2}$ aus kum. Histogr.

mit $b_m[n_1,n_2]=\frac{b_{bin}[n_1,n_2]*m[-n_1,-n_2]}{|m|}$

Öffnen: $X\circ m[n_1,n_2]=(X\ominus m[n_1,n_2])\oplus m[n_1,n_2]$ ⇒ Entfernung von kleinen Störungen im Bild

Schließen: $X\bullet m[n_1,n_2]=(X\oplus m[n_1,n_2])\ominus m[n_1,n_2]$ ⇒ Zusammenfassung getrennter Teile im Bild

Histogrammausgleich

Transformationsgleichung: $\int_0^f p_f(f_0)df_0=\int_0^g p_g(g_0)dg_0$

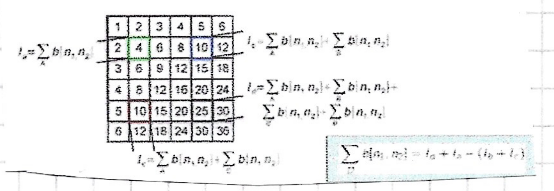
$p_f(f)\hat{=}$ Gleichverteilung: $f=\int_0^g\dots$

Zuordnungsgleichung $T(g):g\rightarrow f$:
$T(g)=\underset{0\le g_{norm}\le G}{\text{argmin}}\ \Rightarrow |K(g)-K_{gleich}(g_{norm})|$

→ such dir zu allen g-Werten aus ursprüngl. kumulierten Histogramm die g_{norm} Werte aus 2. Histogramm, die am besten passen
Bsp: $K(2)=18$, $K_g(5)=18$ → in $T(g)$ an $g=2$ die 5 eintragen

Exakte Transformation möglich?
Ja, wenn: stetige $p_g(g)$ und $p_f(f)$ als analytischer Ausdruck vorhanden
Nein: Bei diskreten Werten die Häufigkeiten oft nicht genau anpassbar

Grauwertgleichverteilung:
Vorteil: Kontrastverbesserung
Nachteil: U.U. unnatürliches Bild



Wenn Bruch als Stufenerhöhung in kumulativer Gleichverteilung: dann untersten Wert (bei 0) so wählen, dass danach ohne Bruch addiert wird

Wdf: $\int p\,dx=1\ \wedge\ p(x)\geq 0\ \forall x$

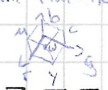
Farbsysteme

Additives Farbsystem

$\vec{X} = \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$ Untergrund Schwarz ↳ absorbiert alles

RGB addieren sich, damit weniger absorbiert wird

Thin-Film-Transistor Display



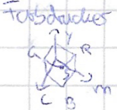
Subtraktives Farbsystem

$\vec{Y} = \begin{pmatrix} C \\ M \\ Y \end{pmatrix} = \vec{1} - \vec{X}$

Untergrund weiß

CMY überlagern, damit weniger reflektiert wird

Farbdrucker



XYZ-Farbsystem (→ Virtuelle Normvalenzen)

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0{,}49 & 0{,}31 & 0{,}2 \\ 0{,}18 & 0{,}81 & 0{,}01 \\ 0 & 0{,}01 & 0{,}99 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} R_{CIE} \\ G_{CIE} \\ B_{CIE} \end{pmatrix}$$

↳ $r_{CIE} = \begin{pmatrix} 0{,}74 \\ 0{,}27 \end{pmatrix}$ ↳ $g_{CIE} = \begin{pmatrix} 0{,}27 \\ 0{,}72 \end{pmatrix}$ ↳ $b_{CIE} = \begin{pmatrix} 0{,}17 \\ 0{,}01 \end{pmatrix}$

Luminanznormierte Normvalenzen

↳ $x = \frac{X}{X+Y+Z}$ ↳ $y = \frac{Y}{X+Y+Z}$ $\Rightarrow r = \begin{pmatrix} r_x \\ r_y \end{pmatrix}$ $g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix}$ $b = \begin{pmatrix} b_x \\ b_y \end{pmatrix}$

$z = 1 - (x+y)$

CIE Weißpunkt $= (\frac{1}{3}, \frac{1}{3})$

HSV-Modell

- $V = \max\{R, G, B\}$
- $S = \begin{cases} 0 & V = 0 \\ \frac{V - \min(R,G,B)}{V} & \text{sonst} \end{cases}$
- $H = \begin{cases} \frac{G-B}{V - \min(R,G,B)} & V = R, S \neq 0 \\ 2 + \frac{B-R}{V - \min(R,G,B)} & V = G, S \neq 0 \\ 4 + \frac{R-G}{V - \min(R,G,B)} & V = B, S \neq 0 \\ 0 & \text{sonst} \end{cases}$
- H: 0° = rot, 120° = grün, 240° = blau

Grauwertverteilung

$0 \leq H \leq 36°$

- Gesichtsdetektion: $0{,}1 \leq S \leq 0{,}57$

YUV-Modell

- $Y = 0{,}299R + 0{,}587G + 0{,}114B$
- $U = 0{,}492(B - Y)$
- $V = 0{,}877(R - Y)$

$$\begin{pmatrix} Y \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0{,}299 & 0{,}587 & 0{,}114 \\ -0{,}147 & -0{,}289 & 0{,}436 \\ 0{,}615 & -0{,}515 & -0{,}1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} \qquad \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1{,}140 \\ 1 & -0{,}395 & -0{,}581 \\ 1 & 2{,}033 & 0 \end{bmatrix}$$

- Y: Luminanz (Helligkeit) enthält alle Graustufen
- U, V: Chrominanz (Farbkomponenten): Projektion p einer Farbe auf UV-Ebene entspricht Farbsättigung. Winkel α zwischen p und U entspricht Farbton
- Vorteil: macht Gesichtserkennung unabhängiger von Helligkeit

Viola Jones:

Basismerkmale

→ einfach alles im Merkmal verrechnen

Typ A

$m \times 2 \cdot n$: $\begin{bmatrix} 1 & -1 \end{bmatrix}$

$1 \times 2 \cdot 2$: $\begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & -1 \end{bmatrix}$

$1 \cdot 2 \times 2$: $\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \end{bmatrix}$

Typ B

$2 \cdot m \times n$: $\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \end{bmatrix}$

$2 \cdot 2 \times 1$: $\begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ -1 \\ -1 \end{bmatrix}$

$2 \times 1 \cdot 2$: $\begin{bmatrix} 1 & 1 \\ -1 & -1 \end{bmatrix}$

Typ C

$m \times 3 \cdot n$: $\begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 1 & -1 & 1 \\ 1 & -1 & 1 \end{bmatrix}$

Typ D

$3 \cdot m \times n$: $\begin{bmatrix} 1 \\ -1 \\ 1 \end{bmatrix}$

Typ E

$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$

$\begin{bmatrix} 1 & -1 \\ 1 & -1 \\ -1 & 1 \\ -1 & 1 \end{bmatrix}$ $\begin{bmatrix} 1 & 1 & -1 & -1 \\ -1 & -1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$

- allgemeine Form: $m_s \cdot m \times n_s \cdot n$ (Bild $M \times N$)
- $m_{max} = \lfloor \frac{M}{m_s} \rfloor$, $n_{max} = \lfloor \frac{N}{n_s} \rfloor$

$N_{m,trans} = M - m_s \cdot m + 1$, $N_{n,trans} = N - n_s \cdot n + 1$

#verschiedener Realisierungen: $N_{ges} = \sum_{n=1}^{n_{max}} \sum_{m=1}^{m_{max}} N_{n,trans} \cdot N_{m,trans}$

$$= \frac{\lfloor \frac{N}{n_s} \rfloor \lfloor \frac{M}{m_s} \rfloor \left(2N + 2 - n_s\left(\lfloor \frac{N}{n_s} \rfloor + 1\right)\right)\left(2M + 2 - m_s\left(\lfloor \frac{M}{m_s} \rfloor + 1\right)\right)}{4}$$

Wieso Viola? Hohe Erkennungsrate + geringe Rechenzeit für Detektion

Integralbild

- von Ursprung bis Ende aufaddieren
- Spaltensumme: $b_s[n_1, n_2] = \sum_{n_2'=1}^{n_2} b[n_1, n_2']$

↳ $b_{int}[n_1, n_2] = b_{int}[n_1, n_2 - 1] + b_s[n_1, n_2]$

Warum?: Merkmale schneller berechnen. Berechnungsaufwand unabhängig von Skalierung des Merkmals

#Additionen: Direkt: $\sum_{m=1}^{\text{Spalten}} \sum_{n=1}^{\text{Zeilen}} (m \cdot n - 1) = \frac{\text{Spalten}(\text{Spalt}+1)}{2} \cdot \frac{\text{Zeil}(\text{Zeil}+1)}{2} - \text{Spalten} \cdot \text{Zeilen}$

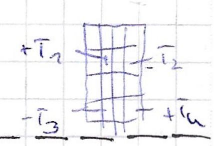
über Spalten: Spalten (Zeilen − 1) + Zeilen (Spalten − 1)

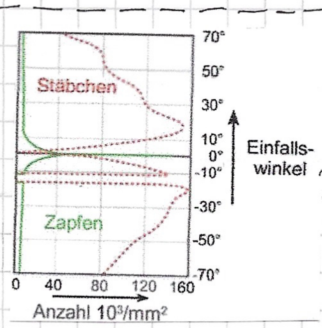
Reduktion des Rechenaufwandes:

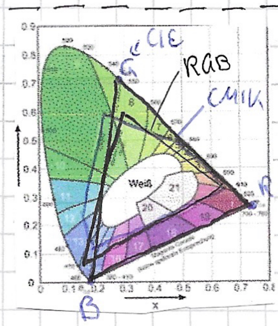
über Integral: Schauen wv. Operationen in Formel $= x$

über Original: Spalten · Zeilen − 1 $= y$

Rechenaufwand $= \frac{y - x}{x}$ in %







Hauptachsentransformation (Principal Component Analysis)

$\rightarrow$ Jede Spalte ein Bild (bzw. Eigengesicht)

Mittelwert: $\bar{a} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} a_i$

Mittelwertbefreites Ensemble: $\Psi = [(a_1 - \bar{a}), \dots, (a_M - \bar{a})]$

Kovarianzmatrix: $\Phi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^{M} (a_i - \bar{a})(a_i - \bar{a})^T = \frac{1}{M} \Psi \Psi^T$

Eigenwerte: $\det(\Phi - \lambda I) = 0$

Eigenvektoren: $\Phi u_k = u_k \lambda_k$

↳ an Mittelwert $\bar{a}$ gezeichnet

↳ $u_1 \wedge u_2$ bilden neues Koordinatensystem

Ziel: Reduktion der Merkmale, durch Verwendung der repräsentativsten Hauptachsen. Geringerer Rechenaufwand

$\rightarrow \quad O(N^3 + N^2 M)$

Abkürzung: $\Omega = \frac{1}{M} \Psi^T \Psi$

$\Omega e_i = \gamma_i e_i \rightarrow \Phi \underbrace{\Psi e_i}_{\tilde{u}_i} = \gamma_i \underbrace{\Psi e_i}_{\tilde{u}_i}$

$\rightarrow u_i = \frac{\Psi e_i}{\|\tilde{u}_i\|} \quad i = 1, \dots, M-1$

$\rightarrow O(M^3 + M^2 N + (M-1) \cdot M \cdot N)$

$\Omega \in \mathbb{R}^{M \times M}$

Bild: $N_1 \times N_2$ # Bilder: M

$\Psi \in \mathbb{R}^{N_1 N_2 \times M}$, $\Phi \in \mathbb{R}^{N_1 N_2 \times N_1 N_2}$

$N_1 N_2$ Eigengesichter von denen $M-1$ sinnvoll sind

$\rightarrow$ PCA sucht $M-1$ orthogonale Eigenvektoren von Φ. Eine Dimension geht durch Mittelung verloren

$\rightarrow \text{Rang}(\Psi \Psi^T) = \text{Rang}(\Psi) = M$

$\rightarrow$ aber: $\Psi = [\frac{1}{2}(a_1 - a_2) \;\; -\frac{1}{2}(a_1 - a_2)]$ bei $[a_1, a_2]$

$(a_1 - \bar{a}) + (a_2 - \bar{a}) = 0$

Matrix Mult $\mathbb{R}^{M \times N} \cdot \mathbb{R}^{N \times M} \rightarrow O(M \cdot N \cdot M)$

Eigenvektorzerlegung von $\mathbb{R}^{M \times M} \rightarrow O(M^3)$

Affine Transformation

Rotation um Winkel α: $x_{Rot} = \begin{bmatrix} \cos\alpha & -\sin\alpha \\ \sin\alpha & \cos\alpha \end{bmatrix} \cdot x$

Skalierung: $x_S = \begin{bmatrix} s & 0 \\ 0 & s \end{bmatrix} x$

Translation $x_T = x + T$

Pose-Parameter: $\begin{bmatrix} a_x & -a_y \\ a_y & a_x \end{bmatrix}$ $a_x = s\cos(\alpha)$, $a_y = s\sin(\alpha)$

$\begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix}$

Procrustes Analyse

Pose-Parameter a_x, a_y, t_x, t_y herausfinden, dass verschobenes Vieleck Q wieder möglichst gut auf Ursprüngliches Vieleck P abgebildet wird.

$\rightarrow$ minimiere Quadratischen Fehler

1)

$$E = \sum_{i=1}^{N} E_i = \sum_{i=1}^{N} \left| \begin{pmatrix} p_{x,i} \\ p_{y,i} \end{pmatrix} - \left(\begin{bmatrix} a_x & -a_y \\ a_y & a_x \end{bmatrix} \cdot \begin{pmatrix} q_{x,i} \\ q_{y,i} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} t_x \\ t_y \end{pmatrix} \right) \right|^2$$

Stelle E_i Gleichung (Skalar) auf für 1 E_i

2) Leite E_i nach allen Parametern ab

$$\frac{\partial E_i}{\partial a_x}: \; (q_{x,i}^2 + q_{y,i}^2) \cdot a_x + 0 \cdot a_y + q_{x,i} \cdot t_x + q_{y,i} \cdot t_y = p_{x,i} \cdot q_{x,i} + p_{y,i} \cdot q_{y,i}$$

$$\frac{\partial E_i}{\partial a_y}: \; 0 \cdot a_x + (q_{x,i}^2 + q_{y,i}^2) \cdot a_y - q_{y,i} \cdot t_x + q_{x,i} \cdot t_y = p_{y,i} \cdot q_{x,i} - p_{x,i} \cdot q_{y,i}$$

$$\frac{\partial E_i}{\partial t_x}: \; q_{x,i} \cdot a_x - q_{y,i} \cdot a_y + 1 \cdot t_x + 0 \cdot t_y = p_{x,i}$$

$$\frac{\partial E_i}{\partial t_y}: \; q_{y,i} \cdot a_x + q_{x,i} \cdot a_y + 0 \cdot t_x + 1 \cdot t_y = p_{y,i}$$

3) Stelle implizites/explizites Gleichungssystem auf

$$\begin{bmatrix} q_{x_i}^2 + q_{y_i}^2 & 0 & q_{x_i} & q_{y_i} \\ 0 & q_{x_i}^2 + q_{y_i}^2 & -q_{y_i} & q_{x_i} \\ q_{x_i} & -q_{y_i} & 1 & 0 \\ q_{y_i} & q_{x_i} & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} a_x \\ a_y \\ t_x \\ t_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} p_{x_i} q_{x_i} + p_{y_i} q_{y_i} \\ p_{y_i} q_{x_i} + p_{x_i} q_{y_i} \\ p_{x_i} \\ p_{y_i} \end{pmatrix}$$

4) Berechne Pose-Parameter

$$a_x = \frac{X_p \cdot X_q + Y_p \cdot Y_q - N \cdot C_1}{N \cdot Z - X_q^2 - Y_q^2}, \; a_y = \frac{X_p \cdot Y_q + Y_p \cdot X_q - C_1 \cdot C_2}{N \cdot Z - X_q^2 - Y_q^2}, \; t_x = \frac{X_p \cdot Z + C_1 \cdot X_q - C_2 \cdot Y_q}{N \cdot Z - X_q^2 - Y_q^2}, \; t_y = \frac{Y_p \cdot Z + C_1 \cdot Y_q - C_2 \cdot X_q}{N \cdot Z - X_q^2 - Y_q^2}$$

α_x $\quad$ α_y

mit

$$X_p = \sum_{i=1}^{N} p_{x,i}, \; Y_p = \sum_{i=1}^{N} p_{y,i}, \; X_q = \sum_{i=1}^{N} q_{x,i}, \; Y_q = \sum_{i=1}^{N} q_{y,i},$$
$$C_1 = \sum_{i=1}^{N} (p_{x,i} \cdot q_{x,i} + p_{y,i} \cdot q_{y,i}), \; C_2 = \sum_{i=1}^{N} (p_{y,i} \cdot q_{x,i} + p_{x,i} \cdot q_{y,i}),$$
$$Z = \sum_{i=1}^{N} (q_{x,i}^2 + q_{y,i}^2)$$

5) Werte einsetzen und:

$\alpha_x = s \cdot \cos(\alpha_{korr})$, $\alpha_y = s \cdot \sin(\alpha_{korr})$

$\rightarrow \quad s = \sqrt{\alpha_x^2 + \alpha_y^2}$

Vollständige Suche

jeder Frame wird abgesucht.

Vorteil: • Viele Algorithmen Anwendbar (z.B. Viola Jones)

•

Nachteil: • Möglicherweise keine Echt-Zeit-Objektverfolgung aufgrund Rechenaufwandes

•

richtige / falsche Erkennung	Gesicht vorhanden	kein Gesicht vorhanden
Gesicht erkannt	a richtig positiv	b falsch positiv
kein Gesicht erkannt	c falsch negativ	d richtig negativ

$G/B = (S-X)/X = b/g$