Mars 2011 – Tracking

1. a) $P(I) = \sum_{k=1}^{K} P(I|\Gamma_k)P(\Gamma_k)$ $\quad$ $P(I)$ = sannolikhet för pixelintensitet I

$P(I|\Gamma_k)$ = sannolikhet för intensitet I givet fördelning Γ_k

$P(\Gamma_k)$ = sannolikhet för fördelning Γ_k, K = antal fördelningar

b) mean $\mu_k = \frac{\sum_1^N w_{kn} I_n}{\sum_1^N w_{kn}}$ $\quad$ standard deviation $\sigma_k^2 = \frac{\sum_1^N w_{kn}(I_n - \mu_k)^2}{\sum_1^N w_{kn}}$

2. a) Use regularized derivatives:

$$\frac{\partial}{\partial x}(f*g)(x) = \left(\frac{\partial f}{\partial x} * g\right)(x) = \left(f * \frac{\partial g}{\partial x}\right)(x) = \left(f * \frac{-x}{\sigma^2} g\right)(x)$$

Derivatan av ett gaussiskt filter blir alltid $-x/\sigma_2$.

b) $I(x)$ is the first image and $J(x)$ the second image.

3. Using fist order Taylor expansion:

$$f(x + \tfrac{1}{2}d) \sim f(x) + \tfrac{1}{2}d^T\nabla f(x), \quad g(x - \tfrac{1}{2}d) \sim g(x) - \tfrac{1}{2}d^T\nabla g(x)$$

Minimum av ε map. d då $d\varepsilon/dd = 0$

$$\frac{\partial \varepsilon}{\partial d} = \frac{\partial}{\partial d}\left(\iint \left(f(x) + \tfrac{1}{2}d^T\nabla f(x) - g(x) + \tfrac{1}{2}d^T\nabla g(x)\right)^2 w(x)\,dx\right)$$

$$= 2\iint \left(f(x) + \frac{1}{2}d^T\nabla f(x) - g(x) + \frac{1}{2}d^T\nabla g(x)\right)\left(\frac{1}{2}\nabla f(x) + \frac{1}{2}\nabla g(x)\right) w(x)\,dx$$

$$= \iint (f(x) - g(x))(\nabla f(x) + \nabla g(x))\, w(x)\,dx + \frac{1}{2}\iint d^T(\nabla g(x) + \nabla f(x))(\nabla f(x) + \nabla g(x))\, d$$

$$\left(= e + \frac{1}{2}(T_1 + T_2)d \qquad d = \frac{-2e}{T_1 + T_2} = -2(T_1 + T_2)^{-1} e \;?\right)$$

$$\Rightarrow d = 2\,\frac{-\iint (f(x) - g(x))(\nabla f(x) + \nabla g(x))\, w(x)\,dx}{\iint (\nabla g(x) + \nabla f(x))(\nabla f(x) + \nabla g(x))\, w(x)\,dx}$$

$$d(T_1 + T_2) = e \qquad d = T^{-1} e$$

$$T_{tot} \qquad d = T_{tot}^{-1} e \;?$$

Mars 2011 – Motion

4.

	Lucas-Kanade	Block-matching
Beräkningstungt	Nja	Ja ← bara translation
Kan hantera differentierbara bilder	Nej	Ja

Man kan kombinera dem genom att först köra LK och om man kommer till ett icke-differentierbart område så kör man det långsammare BM bara där...?

5. a) $\frac{\partial f}{\partial x_1} = a \quad \frac{\partial f}{\partial x_2} = b \quad \frac{\partial f}{\partial t} = d \quad f = ax_1 + bx_2 + c$

$av_1 + bv_2 + d = 0$ sen?

b) ?

6. a) 2D: least square minimization of $\varepsilon = \int_\Omega w(x)\left(v_{ST}^T \nabla_{ST} f\right)^2 dx$

$v_{ST} = (v_x, v_y, 1) \quad v = T_{2D}^{-1} S$

3D: total least square minimisation of $\varepsilon = \int_\Omega w(x)\left(\hat{v}_{ST}^T \nabla_{ST} f\right)^2 dx$

$\hat{v}_{ST} = (r_1, r_2, r_3), \quad v_x = r_1/r_3 \quad v_y = r_2/r_3 \quad \|\hat{v}_{ST}\| = 1$

$\hat{v}_{ST}$ är den egenvektor till T_{3D} med minst egenvärde

b) Metod med T_{2D} får problem ty T_{2D}^{-1} blir nära singulär i områden som är i 1D.

Metod med T_{3D} upptäcker apperture problemet

Mars 2011 – Denoising

7. Regulariseringen kan göras med antagandet att D varierar långsamt med avseende på x. Varför rimligt?
D baseras på T (samma egenvektorer men andra egenvärden)?

8. Control tensorn C har samma egenvektorer som T men andra egenvärden. Mappning enligt följande (givet $T(x)$):
1. Lågpass filtrera $T(x)$ till $T_{lp}(x)$
2. Normalisera $T_{lp}(x)$, $\hat{T}_{Lp} = \sum_{k=1}^{n} \lambda_k \hat{e}_k \hat{e}_k^T \quad \lambda_k \geq \lambda_{k+1}$
3. Sätt $C = \sum_{k=1}^{n} \gamma_k \hat{e}_k \hat{e}_k^T \quad \gamma_k = \gamma_k(\lambda_1 \ldots \lambda_n) \quad \gamma_n = e^{-\lambda_n/k}$

Obs! lite oklart i steg 3.

9. ?

7. Varför rimligt?
D baseras på T som representerar derivator (gradienter). Derivator ändras långsamt i verkligheten, förutom i diskontinuiteter. Därför är det ett rimligt antagande.

Mars 2011 Stereo

10. RANSAC generell form:

1) Pick n points at random
2) Estimate a model from these points
3) Calculate # inliers and # outliers
4) Repeat until model with sufficient # inliers is found or choose best of k iterations

This case:

1) pick n points from each view (from putative corres?)
2) If $y_1 \sim C_1 x$ and $y_2 \sim C_2 x$ is forefilled y_1 and y_2 are corresponding points
3) Calculate # corresponding points = inliers – reprojection error tillräckligt litet
4) Repeat until enough correspondences are found

11. Geometric invariance: Rotation, scaling, skewing
Photometric invariance: Intensity scaling, intensity offset $(I = k_2 I + k_1)$
Geometric invariances are useful to create robustness to view changes and photometric invariance to create robustness to illumination changes.

12. $e_{21} = C_2 n_1$ $e_{12} = C_1 n_2$ $F = [e_{12}]_\times C_1 C_2^+$ ...?

a) –

b) Epipolär villkoret:

$$e_{12}^T F_{12} e_{21} = 0$$
$$e_{23}^T F_{23} e_{32} = 0$$
$$e_{31}^T F_{31} e_{13} = 0$$