1 Stand der Technik

1.1 SURF

Integral-Bild I_Σ (Gleichung 1) aus den Intensitätswerten I des Bildes berechnet.

$$I_\Sigma(x,y) = \sum_{i=0}^{i\leq x} \sum_{j=0}^{j\leq y} I(i,j) \tag{1}$$

Summe der Intensitätswerte

$$f(D) = I_\Sigma(x_{P_1}, y_{P_1}) + I_\Sigma(x_{P_4}, y_{P_4}) - I_\Sigma(x_{P_2}, y_{P_2}) - I_\Sigma(x_{P_3}, y_{P_3}) \tag{2}$$

Approximierte Hesse-Matrix für einen Punkt p

mit der Skalierung s

$$H_{approx.}(p,s) = \begin{pmatrix} D_{xx}(p,s) & D_{xy}(p,s) \\ D_{xy}(p,s) & D_{yy}(p,s) \end{pmatrix} \tag{3}$$

Die Determinante der Hesse-Matrix

mit $w \approx 0{,}9$

$$det(H_{approx.}) = D_{xx}D_{yy} - (wD_{xy})^2 \tag{4}$$

1.2 ORB

Momente

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x,y) \tag{5}$$

Massezentrum C des Bildes

$$C = (\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}}) \tag{6}$$

Orientierung θ des Bildes

$$\theta = atan2(m_{01}, m_{10}) \tag{7}$$

1.3 SfM

Fundamental-Matrix $F = K_1^{-1T} E K_2^{-1}$

K_1 und K_2 sind die beiden Kalibrierungs-Matrizen

E ist die Essential-Matrix

Matrix A bilden

$$Af = 0 \tag{8}$$

Einzelne Zeile

$$p_{Ai}^T F p_{Bi} = 0 \tag{9}$$

Einzelne Zeile ausgeschrieben

$$\begin{aligned} x_{p_{Ai}} x_{p_{Bi}} f_1 + x_{p_{Ai}} y_{p_{Bi}} f_2 + x_{p_{Ai}} f_3 + \\ y_{p_{Ai}} x_{p_{Bi}} f_4 + y_{p_{Ai}} y_{p_{Bi}} f_5 + y_{p_{Ai}} f_6 + \\ x_{p_{Bi}} f_7 + y_{p_{Bi}} f_8 + f9 = 0 \end{aligned} \tag{10}$$

Das Gleichungssystem wird mittels Singulärwertzerlegung (SVD) gelöst. Man erhält drei Matrizen U, S und V.

Approximation $\hat{F}$ von F bilden

$$V[9] = \begin{bmatrix} \hat{f}_1 & \hat{f}_2 & \hat{f}_3 & \hat{f}_4 & \hat{f}_5 & \hat{f}_6 & \hat{f}_7 & \hat{f}_8 & \hat{f}_9 \end{bmatrix} \tag{11}$$

$$\hat{F} = \begin{bmatrix} \hat{f}_1 & \hat{f}_2 & \hat{f}_3 \\ \hat{f}_4 & \hat{f}_5 & \hat{f}_6 \\ \hat{f}_7 & \hat{f}_8 & \hat{f}_9 \end{bmatrix} \tag{12}$$

Korrektur von $\hat{F}$

$$\hat{S} = \begin{bmatrix} s_1 & -1 & 0 \\ 1 & s_2 & 0 \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \tag{13}$$

$$\hat{F} = U \hat{S} V^T \tag{14}$$

Berechnung von $\hat{E}$

$$D = \begin{bmatrix} s_1 & -1 & 0 \\ 1 & s_2 & 0 \\ 0 & 0 & c \end{bmatrix} \tag{15}$$

$$\hat{E} = UDV^T \tag{16}$$

Schätzung von Kamera-Position und Ausrichtung:

$$W = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \tag{17}$$

$$\begin{aligned} c_1 &= U(:,3), & R_1 &= UWV^T \\ c_2 &= -U(:,3), & R_2 &= UWV^T \\ c_3 &= U(:,3), & R_3 &= UW^TV^T \\ c_4 &= -U(:,3), & R_4 &= UW^TV^T \end{aligned} \tag{18}$$

Bundle-Adjustment

$$\min_{a_j,P_i} = \sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{m} v_{ij} d(Q(a_j, P_i), x_{ij}) \tag{19}$$

Hierbei gilt $v_{ij} = 1$, wenn der Punkt i von Kamera j erfasst wurde, ansonsten 0. $Q(a_j, P_i)$ ist die geschätzte Projektion des Punktes P_i auf das Bild der Kamera j, und d ist die Euklidische Distanz. x_{ij} ist der detektierte Punkt auf dem Bild.

1.4 Registrierung von 3D-Punktwolken

Registrierung als Optimierungsproblem

$$\operatorname*{argmin}_{R,t}\left(\sum_{i=1}^{N} \|Rp_{s_i} + t - p_{t_i}\|^2\right) \tag{20}$$

Hierbei sind R und t die gesuchte Rotation und Translation und p_{t_i} und p_{s_i} bilden ein korrespondierendes Punktpaar aus den beiden zu registrierenden Punktwolken. N ist die Anzahl Punkte in der Quell-Punktwolke.

Massezentrum Punktwolke:

$$c = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} p(i) \tag{21}$$

Kreuzkovarianz-Matrix H

$$H = \sum_{i=1}^{n} (p_{t_i} - c_t)(p_{s_i} - c_s)^T \tag{22}$$

SVD

$$svd(H) = UDV^T \tag{23}$$

ICP Rotation:

$$R = VU^T \tag{24}$$

ICP Translation:

$$t = c_t - Rc_s \tag{25}$$

Skalierung:

Ist R bekannt, können die Vektoren s und t gebildet werden (Siehe Gleichung 26).

$$s_i = R(p_{s_i} - \bar{p_s}), \quad t_j = p_{t_j} - \bar{p_t} \tag{26}$$

Mittels dieser Vektoren kann die Skalierung $\hat{s}$ berechnet werden. Die Berechnung ist in Gleichung 27 zu sehen.

$$\hat{s} = \sum_{i,j} t_j^T s_i / \sum_i s_i^T s_i \tag{27}$$

Die Translation muss auch in angepasster Form berechnet werden, wie in Gleichung 28 zu sehen ist.

$$t = \bar{p_t} - \hat{s}R\bar{p_s} \tag{28}$$

RPM-Net

Optimierungsproblem RPM

$$\underset{M,R,t}{\operatorname{argmin}}(\sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{K} m_{jk}(\|Rp_{s_i} + t - p_{t_k}\|_2^2 - \alpha)) \tag{29}$$

Gewichtungsmatrix M für die Zuordnungen zwischen den Quell- und Zielpunkten.

Der Parameter α ist dazu da, um Korrespondenzen zwischen schlechten Paaren zu bestrafen.

RPM-Initialisierung

$$m_{ij} = e^{-\beta(\|Rp_{s_i}+t-p_{t_j}\|_2^2-\alpha)} \tag{30}$$

RPM-Net-Initialisierung

$$m_{ij} = e^{-\beta(\|\hat{f}_{s_i} - f_{t_j}\|_2^2 - \alpha)} \tag{31}$$

$\hat{f}_{s_i}$ ist der hybride Feature-Vektor für den aus der vorherigen Iteration transformierten Punkt p_{s_i} und f_{t_j} ist der Feature-Vektor für den Punkt p_{t_j}.

2 Realisierung

2.1 Umsetzung Segmentierung

Abbildungen m_j

$$m_j = (I - n_i \otimes n_i) \cdot n_j \tag{32}$$

Kovarianzmatrix C_i

$$C_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} (m_j - \bar{m}) \otimes (m_j - \bar{m}) \tag{33}$$

Die Hauptkrümmung kann aus den Eigenwerten $0 \leq \lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \lambda_3$ von C_i bestimmt werden.

Funktionen für f:

$$\begin{aligned} &k_1(p_i) = \lambda_3 \\ &k_2(p_i) = \lambda_2 \\ &k_3(p_i) = (\lambda_3 + \lambda_2)/2 \end{aligned} \tag{34}$$

Entscheidungsregel

$$f(p_i) = \begin{cases} 1 & k(p_i) \geq T_k \\ 0 & \text{sonst} \end{cases} \tag{35}$$

Verbesserung des Segmentierungs Ergebnisses

$$\begin{aligned} &L = \{0,1,2\} \\ &x \in L \\ &w(x) = \begin{cases} 0,5 & x = 2 \\ 1 & \text{sonst} \end{cases} \\ &H_i(x) = \textstyle\sum_{j=0}^{k} (w(x) | N_{ij} = x) \\ &s_i = argmax_x(H_i(x)) \end{aligned} \tag{36}$$

3 Ergebnisse

3.1 Vergleich von Verfahren zur Segmentierung von Pflanzen auf 3D-Punktwolken

Datenbasis für das Training von PointNet++

$$j_c(\hat{P}_c, P_c) = \frac{|\hat{P}_c \cap P_c|}{|\hat{P}_c \cup P_c|} \tag{37}$$

$\hat{P}_c$ ist die Menge an Punkten aus der Schätzung des Netzes, welche als C klassifiziert werden.

P_c ist die Menge der als C klassifizierten Punkte aus dem Groundtruth.