## スライド2

目的: SfM等で得られたワールド座標  $r_w$  のガウスを、カメラの外部パラメータ (R,T) を用いてカメラ座標 $r_c$  に写像する。

変換式 (アフィン変換):

$$r_c = Rr_w + T$$

ガウスの不変性: ガウス分布はアフィン変換に対して閉じており、変換後もガウス分布の形を保つ。

パラメータの変換:

平均ベクトル:  $oldsymbol{\mu}_c = \mathbf{R}oldsymbol{\mu}_w + \mathbf{T}$ 

共分散行列:  $\Sigma_c = \mathbf{R} \Sigma_w \mathbf{R}^{\mathrm{T}}$ 

スライド3

射影の必要性: カメラ座標  $\mathbf{r}_c=(x,y,z)$  を画像平面  $\mathbf{r}_m=(u,v)$  に変換する。

元の射影式 (非線形):

$$\mathbf{r}_m = (\frac{f_x x}{z}, \frac{f_y y}{z})^T$$

(zによる除算が非線形要素)

問題点:非線形変換はガウスの形を厳密には保たない。

解決策(線形近似): ガウス中心  $oldsymbol{\mu}_c$  の周りでヤコビ行列 ( $oldsymbol{J}$ ) による一次近似を実行し、射影を線形化する。

結果: 画像座標  $\mathbf{r}_m$  における共分散行列  $\mathbf{\Sigma}_m$  を計算。

$$oldsymbol{\Sigma}_m = \mathbf{J} oldsymbol{\Sigma}_c \mathbf{J}^{\mathrm{T}}$$

スライド6

学習パラメータ:位置 ( $\mu_i$ )、共分散 ( $\Sigma_i$ )、放射特性(SH係数)、不透明度 ( $c_i$ )。

 $m \Sigma$  の制約:  $m \Sigma$  が常に正定値となるよう、回転行列 (m R) とスケーリング行列 (m S) に分解して学習。 ( $m \Sigma = m R m S m S^T m R^T$ )

損失関数 ( $L_{
m recon}$ ): 再構成品質を評価するため、L1損失とD-SSIM損失の複合損失を使用。

$$L_{recon} = (1 - \lambda)L_1 + \lambda L_{ ext{D-SSIM}}$$

最適化手法: AdamなどのSGDにより、画像再構成誤差が最小となるよう全パラメータを更新。

スライド12

・学習パラメータω\_i に対する損失の偏微分:

$$rac{\partial L}{\partial \omega_i} = rac{\partial L}{\partial \mu_i'} \left(rac{\partial \mu_i'}{\partial lpha_i}
ight) \left(rac{\partial lpha_i}{\partial \omega_i}
ight) + rac{\partial L}{\partial \Sigma_i'} \left(rac{\partial \Sigma_i'}{\partial lpha_i}
ight) \left(rac{\partial lpha_i}{\partial \omega_i}
ight) + rac{\partial L}{\partial L_H} \left(rac{\partial L_H}{\partial lpha_i}
ight) \left(rac{\partial lpha_i}{\partial \omega_i}
ight)$$

## 【各項の導出】

$$egin{aligned} rac{\partial \mu_i'}{\partial lpha_i} &= \log(R_G) \exp(lpha_i \log R_G) \mu_i + T_G \ &rac{\partial lpha_i}{\partial \omega_i} &= eta lpha_i (1 - lpha_i) \ &rac{\partial \Sigma_i'}{\partial lpha_i} &= \log(R_G) \exp(lpha_i \log R_G) \Sigma_i \exp(lpha_i \log R_G^T) + \exp(lpha_i \log R_G) \Sigma_i \exp(lpha_i \log R_G^T) \ &rac{\partial L_H}{\partial lpha_i} &= -\Sigma_i \log\left(rac{lpha_i}{1 - lpha_i}
ight) \end{aligned}$$

→ これにより、連続かつ可微分な偏導関数を得て安定した最適化が可能。 スライド14

動的物体に追従するガウス中心  $\mu_i$  は 動的物体の回転・並進 $R_G, T_G$  で表現できる

$$\mu_i' = R_G \mu_i + T_G$$

静的/剛体点を連続補間で統一的に扱う

$$\mu_i' = \left(1 - a_i\right)\mu_i + a_i\left(R_G\mu_i + T_G\right)$$

ここで,ガウス分布が静的物体に属するなら $a_i=0$ ,動的物体に属するなら $a_i=1$ である.

つまり,

$$\mu_i' = \left\{ egin{aligned} \mu_i & (a_i = 0) \ R_G \mu_i + T_G & (a_i = 1) \end{aligned} 
ight\}$$

剛体所属度  $a_i$  をシグモイド関数で連続表現し微分可能な関数とする

→ 勾配計算が可能

$$a_i=rac{1}{1+e^{-w_i}}$$

図

剛体の回転を対数写像して線形補間することで、物理的な意味をもたせる.

$$\mu_i' = \exp\{a_i \log(R_G)\}\mu_i + a_i T_G$$

スライド15

ガウス分布が動的物体に追従するなら,その回転はガウス分布の共分散行列自体も回転させる. なぜか理論的に説明

まず,確率変数(の位置)を剛体に追従させたとき,確率密度自体は変化しないと仮定すれば,

$$x_i' = \exp\{a_i \log(R_G)\}x_i + a_i T_G$$
の期待値Eは、

$$E[\exp\{a_i \log(R_G)\}x_i + a_i T_G] = \exp\{a_i \log(R_G)\}E[x_i] + a_i T_G E[1]$$

ここで,定義より $x_i$ は平均 $\mu_i$ ,共分散 $\sum_i$ の正規分布に従うので,

$$E[x_i'] = \exp\{a_i \log(R_G)\}\mu_i + a_i T_G$$

すなわち $\mu_i'$ 

また、 $x_i'$ と $\mu_i'$ の偏差の2乗の期待値 $E[(x_i'-\mu_i')(x_i'-\mu_i')^T]$ は、 $E[(x_i'-\mu_i')(x_i'-\mu_i')^T] = E[\exp\{a_i\log(R_G)\}(x_i-\mu_i)(x_i-\mu_i)^T\exp\{a_i\log(R_G)\}^T]$  $= \exp\{a_i\log(R_G)\}E[(x_i-\mu_i)(x_i-\mu_i)^T]\exp\{a_i\log(R_G)\}^T$  $E[(x_i-\mu_i)(x_i-\mu_i)^T] = \sum_i \text{だから},$  $E[(x_i'-\mu_i')(x_i'-\mu_i')^T] = \exp\{a_i\log(R_G)\}\sum_i \exp\{a_i\log(R_G)\}^T$ これは $x_i'$ が従うガウス分布の共分散行列を表す

次に共分散行列 Σ\_iは,一般に対称行列かつ正定値であり固有値行列 D\_iと回転行列 R\_iに固有値分解できる.

$$\sum_{i} = R_{i}D_{i}R_{i}^{T}$$
 $D_{i} = \begin{pmatrix} \lambda_{1} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{2} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{3} \end{pmatrix}$ 

 $R_i = (p_1, p_2, p_3)$ 

としたとき, $p_1, p_2, p_3$ はそれぞれ楕円体の軸の方向ベクトル,

 $\sqrt{\lambda_1}, \sqrt{\lambda_2}, \sqrt{\lambda_3}$ はそれぞれの方向ベクトルに対応する軸の長さ

ここで平均が $\mu_i$ ,共分散行列 $\sum_i$ が固有値分解の形,

$$\sum_{i} = I \begin{pmatrix} \lambda_{1} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{2} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{3} \end{pmatrix} I^{T} = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \lambda_{1} & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_{2} & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_{3} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}^{T}$$

で与えられるガウス分布を考える.

Iは $\sum_{i}$ の固有ベクトルの向きがそれぞれx,y,z軸であることを意味する.

このガウス分布の中心を $\mu_i 
ightarrow R_i \mu_i$ と変換すると,

上記よりその共分散行列もまた $I\sum_i I^T o R_i I\sum_i I^T(R_i)^T=(R_iI)\sum_i (R_iI)^T$ と変化する.

 $R_i$ は回転行列でありこれをIの左にかけることはIを $R_i$ だけ回転することを意味し、

すなわち固有値ベクトルがそれぞれ $R_i$ だけ回転したことを意味する.

このガウス分布をR\_iだけ回転すると,上記より $R_i$ だけ回転し, $\sum_0$ の対角成分をそれぞれ, $\frac{\lambda_1}{\sigma^2}$ , $\frac{\lambda_2}{\sigma^2}$ , $\frac{\lambda_3}{\sigma^2}$ 倍したものが,共分散行列が $\sum_i$ のガウス分布である.

ガウス分布である.

今,

 $\Sigma\_i' = R\_G(\alpha\_i) \; \Sigma\_i \; R\_G(\alpha\_i)^T$ 

Ś

剛体回転の影響を分布形状に反映し動的変化を再現

さらに

スライド16

各剛体のR, Tをグローバル座標で統一的に定義

所属度をソフトマックス関数で多変数表現

ガウス中心:

 $\mu_i' = \exp(\Sigma a_i j \log R_i) \mu_i + \Sigma a_i j T_i$ 

共分散:

 $\Sigma_i' = \exp(\Sigma a_i j \log R_i) \Sigma_i \exp(\Sigma a_i j \log R_i)^T$ 

複数剛体に追従するガウス分布を統合的に再構成