

1. はじめに

既に提案されている3次元シーンフローによるモーション推定法 [1] は、入力となる2次元オプティカルフローにノイズが含まれていると3次元モーションの推定が困難となる。さらに、複数物体のモーションを推定することができないという問題点がある。そこで本研究では、高精度な複数物体の3次元モーション推定を目的とする。

2.2 次元アフィンモーション推定

本手法では、Liu 等により提案されたノイズやオクルージョンの影響を受けにくいオプティカルフローの算出法 [2] を用いる。求めたオプティカルフローをクラスタリングすることにより、複数物体の2次元アフィンモーション推定を行う。

2.1.2 次元オプティカルフロー算出

最初にハリスのコーナー検出を用いて特徴点を抽出し、ブロックマッチング法を用いて移動先を決定する。しかし、ブロックマッチング法はノイズやオクルージョンの影響を受けやすいという問題点がある。通常、ノイズ等の影響を受けると輝度値のSSDが高くなり、同一物体上のフローは異なる動きとなる。そこで、フローの尤度 Pr_{nk} を式 (1) を用いて算出し尤度を用いて、ノイズ等の影響を受けた特徴点を抽出し、ピクセルの重みを下げることで、頑健なオプティカルフローを算出できる。

$$Pr_{nk} = \exp \left\{ -\frac{SSD_{nk}}{2 \cdot \min_{1 \leq i \leq K} SSD} - \frac{d_{nk}}{2 \cdot \min_{1 \leq i \leq K} d_{ni}} \right\} \quad (1)$$

ここで、 n は特徴点、 k はフレーム番号であり、 d_{nk} は n に最も近い特徴点を示す。

2.2. 特徴点のクラスタリング

同一物体上の特徴点軌跡は互いに高い相関を持つと考えられる。そこで、式 (2) を用いて特徴点 n, m の相関係数 $\rho_{n,m}$ を求め、係数が高い特徴点同士を同一クラスに割り当てる。

$$\rho_{n,m} = \frac{\sum_K ((n_k^x + n_k^y)(m_k^x + m_k^y))}{\sqrt{\sum_K ((n_k^x)^2 + (n_k^y)^2) \sum_K ((m_k^x)^2 + (m_k^y)^2)}} \quad (2)$$

クラスタリング後は、最小メジアン法を用いて各クラスターの2次元アフィンモーションを推定する。次に、算出したアフィンモーションと同一では無い追跡点は、アウトライアと判定し除去する。クラスタリング結果を図 1(a) に、アウトライア削除後の結果を図 1(b) に示す。

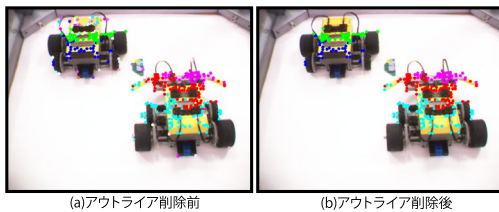


図 1: クラスタリング結果

3. 複数物体 3 次元モーションの推定

各カメラで算出した複数のモーションから3次元空間における複数物体のモーション推定を行う。まず、3次元空間を Voxel で区切り視体積交差法を用いて3次元形状の復元を行う。3次元上の点 $\mathbf{x} = [X_x, X_y, X_z]^T$ が存在する場合、図 2 に示すように各カメラ k から計算されるモーション $\partial \mathbf{x} / \partial t$ の法線単位ベクトル $\hat{\mathbf{m}}_k(\mathbf{x})$ が同一平面に存在する。

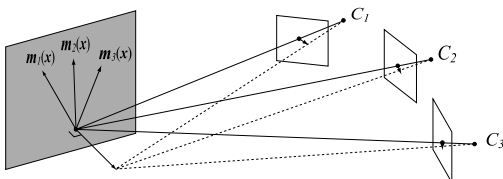


図 2: $\mathbf{m}_k(\mathbf{x})$ の性質

そこで、Voxel 空間内を、各カメラのモーションに対する単位法線ベクトルの2乗和の固有値が0となる点を探索

することで、異なるカメラ間2次元画像平面上のアフィンモーションが同一と判定された場合、次に示す手法で3次元モーションの推定を行う。オプティカルフロー $\partial u_k / \partial t$ と3次元モーションの微分関係 $\partial u_k / \partial \mathbf{x}$ を、カメラ台数 K に拡張した式 (3) を示す。

$$\begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial t} \\ \frac{\partial v_1}{\partial t} \\ \vdots \\ \frac{\partial u_K}{\partial t} \\ \frac{\partial v_K}{\partial t} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial u_1}{\partial X_x} & \frac{\partial u_1}{\partial X_y} & \frac{\partial u_1}{\partial X_z} \\ \frac{\partial v_1}{\partial X_x} & \frac{\partial v_1}{\partial X_y} & \frac{\partial v_1}{\partial X_z} \\ \vdots & \vdots & \vdots \\ \frac{\partial u_K}{\partial X_x} & \frac{\partial u_K}{\partial X_y} & \frac{\partial u_K}{\partial X_z} \\ \frac{\partial v_K}{\partial X_x} & \frac{\partial v_K}{\partial X_y} & \frac{\partial v_K}{\partial X_z} \end{bmatrix} \frac{d\mathbf{x}}{dt} \quad (3)$$

ここで、 $\mathbf{u} = [u, v]^T_k$ は、 \mathbf{x} をカメラ k に投影した際の画像座標である。モーションの未知数は3であるのに対し、式 (3) はカメラ1つにつき2つのパラメータを得ることができる。したがって、点 \mathbf{x} が複数のカメラで観測された場合、最小2乗法を用いて、3次元モーションのベクトルを復元できる。最後に、3次元空間にて位置とベクトルが類似しているモーションは同一物体と判定する。

4. 推定実験

図 3 のように設置した4台のカメラを用いて撮影した複数の移動物体を含むシーケンスに対し、3次元モーション推定を行う。推定した複数物体の3次元モーションを図 4 に示す。

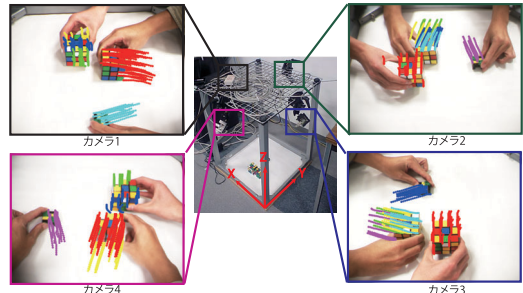


図 3: 撮影環境

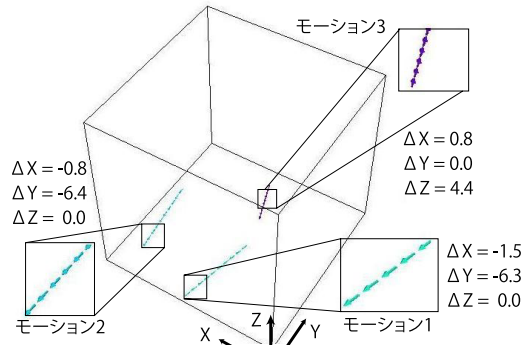


図 4: 3次元モーション推定結果

図 4 に示すように入力となる2次元モーションには、同一物体上に複数のモーションが観測された。しかし、3. で述べた $\mathbf{m}_k(\mathbf{x})$ の性質を用いることにより、これらを同一物体のモーションと判定し、最終的には3次元空間中で、3つのモーションと判定することができた。また、各物体の移動量を正確に求めることができた。

5. おわりに

本研究では、マルチカメラを用いた複数物体の3次元モーション推定法を提案し、その有効性を確認した。今後は、ジェスチャ認識を用いたインターフェースの実現を行う予定である。

参考文献

[1] 水野宏基, 藤吉弘巨, 岩堀祐之, “Subspace 拘束を用いた3次元シーンフローの修正とモーション推定”, 電子情報通信学会論文誌, Vol. J90-D, No. 8, pp. 2019-2027 (2007).
 [2] C. Liu, A. Torralba, W.T. Freeman, Fredo. Durand and E.H., Adelson, “Motion Magnification”, SIGGRAPH2005, pp. 519-526 (2005).