

攪乱母数を含まない推定方式による オプティカルフローからの形状復元

栗原 祐介 太田 直哉

群馬大学工学部情報工学科
376-8515 桐生市天神町 1-5-1

コンピュータビジョンに現れる多くの問題は、統計学では攪乱母数を含む推定問題として定式化される。従来、これらの問題は攪乱母数を陽に含む形の最尤推定方式によって解かれて来たが、統計学の理論によればこのような定式化は好ましくないことが報告された。この定式化による最尤推定量には一般には一致性が無く、漸近的にも最適でないことなどが理由である。これに対処する一つの方法は、攪乱母数に事前分布を導入し、これを消去した形で推定することである。これに対し、コンピュータビジョンの問題の特殊性から、この指摘がかならずしも当たらないという報告もある。そこで本論文では、コンピュータビジョンの典型的な問題の一つであるオプティカルフローからの形状復元問題に両推定方式を適用し、それぞれの特性を比較する。

キーワード: 最尤推定, 攪乱母数, 形状復元, オプティカルフロー

Shape Reconstruction from Optical Flow without Nuisance Parameter Estimation

Yusuke Kurihara and Naoya Ohta

Department of Computer Science
Gunma University, Kiryu, Gunma 376-8515 Japan

Many problems in computer vision are formalized as statistical estimation problems with nuisance parameters. In the past, such problems have been solved without setting any distinction between the nuisance parameters and structural ones. However, a theory of statistics suggests that eliminating the nuisance parameters by assuming a probability distribution on them improves estimation accuracy of the structural parameters. In this paper, we apply this strategy to 3-D reconstruction problem from optical flow, which is one of the principal problems of computer vision, and compare the estimation accuracy with that by the conventional estimation method.

Key words: maximum likelihood estimation, nuisance parameter, motion parameter, structure from motion, optical flow.

1 はじめに

コンピュータビジョンに現れる多くの推定問題 [3] は、統計学では攪乱母数を含む推定問題と見なされる。2枚の画像上の対応点やオプティカルフローから物体の形状を復元する structure from motion の問題 [2, 7, 9, 12] や、画像上の対応点からそれら画像間の幾何学的変換の推定する問題 [6] などが典型的な

例である。物体形状の復元問題ではカメラの運動パラメータが構造母数に相当し、画像上の各点での物体までの距離が攪乱母数に対応する。また幾何学的変換を推定する問題ではその変換が構造母数であり、真の対応点位置が攪乱母数である¹。

従来、これらの問題は最尤推定問題として解かれ

¹これは一般的と思われる分類であり、理論としてはこれ以外の対応付けも可能である [10]。

て来たが、この場合構造母数と攪乱母数の区別をせず、両者とも推定すべき母数として定式化されている。しかし統計学の理論によれば、このような定式化は好ましくないことが論文 [8] で指摘がされた。たとえば、このように攪乱母数を陽に含む形で定式化した最尤推定量には一般には一致性が無く、漸近的にも最適でない。このことは、上に示したコンピュータビジョンの問題の例では、画像上の対応点の数をいくら増やしても、推定される運動パラメータや幾何学的変換が真の値に近づかないことを意味する。この問題に対処する一つの方法は、攪乱母数に分布を仮定し、これに基づいて攪乱母数が生起すると仮定して推定を行うことである。なお論文 [8] の指摘は統計モデルの選択問題に関連して議論されたものであるが、その背景にある問題点は上に述べた攪乱母数の扱いについてである。

一方この指摘に対し、コンピュータビジョンの問題の特殊性により、上記の統計学の理論を基礎とした指摘がかならずしも当てはまらないのではないかという指摘も論文 [4, 5] でされている。さらにこの場合、従来から行われて来た攪乱母数を含んだ形での推定がかえって適切であると述べられている。論文 [4, 5] の内容は統計推定に関する意味づけまでも含んだ広範囲のものであるが、この指摘の根拠の一部を筆者の理解に基づいてまとめると以下となる。

1. 観測条件の相違

コンピュータビジョンの問題ではデータ数と観測数は異なり、観測数は一回である。したがって、データ数無限大での漸近的性質は意味が無い。

2. 好ましさの基準の相違

コンピュータビジョンの問題では、データ数を増やしたときにどのように精度が向上するのではなく、計測器を高精度化したときにどれだけ大きな効果を生むかが問題となる。すなわちデータ数無限大での性質ではなく、計測誤差を無限小にしたときの性質を議論すべきである。

3. 攪乱母数の分布を明示することの困難さ

コンピュータビジョンの問題では、攪乱母数は物体の形状や画像上の特徴点に対応する。これらの分布は対象物体やシーンの性質から決まるもので、これに具体的な分布の形を与えることは困難である。

4. 理論の適用容易性

仮に攪乱母数の分布を何らかの形で与えたとしても、それを基づいて最小化すべき関数を導出するのは困難な場合が多い。計算機プログラムとして具現するために、この関数は必須である。

5. 攪乱母数の事前分布の妥当性

最適化すべき関数を得るために、問題が解けると

言う視点から攪乱母数の分布を仮定することが往々にしてあるが、このようにして仮定した分布は非現実的であり、妥当性を欠く場合が多い。

これらのうちいくつかは議論の余地を残すものの、妥当と思われる点も多い。たとえば「1. 観測条件の相違」は納得できる指摘であるし、「2. 好ましさの基準の相違」も、この基準を受け入れたならば従来の推定方式で良いことになる。計測誤差無限小の条件はデータ数一定で観測数無限大とすることと同等 [1] であり、この場合には従来の方式で一致性推定量が得られるからである。一方「3. 攪乱母数の分布を明示することの困難さ」に関しては、ベイズ的な視点から便宜上何らかの事前分布を設定すれば良しとするにしても、「4. 理論の適用容易性」は現実的には妥当な指摘である。前にも述べたように、攪乱母数を陽に含む推定方式ではコンピュータビジョンの多くの問題が既に解かれているが、これらに攪乱母数の事前分布を導入すると、実際に計算できる形で関数を得ることが困難になるのは事実である。一方「5. 攪乱母数の事前分布の妥当性」は、事前分布に限らず何らかの確率分布を仮定したときに必ず生じる問題であるが、事前分布を導入した方がためにより条件が厳しくなることは確かであろう²。

結局のところ、コンピュータビジョン特有の問題に適用すると言う前提で、2つの定式化のどちらに利点が多いかと言うことが問題である。適用容易性という視点からは攪乱母数を含む推定方式が有利なことはほぼ確かであろう。一方、攪乱母数を消去した定式化が可能な問題に対しては、両者にどのような特性の違いが現れるかは興味があるところである。そこで本論文では、典型的なコンピュータビジョンの問題の一つであるオブティカルフローからの形状復元問題に対してこれら2つの定式化を適用し、実際の条件で実験を行うことによって、両者の精度を比較する。

なお、攪乱母数を推定しない定式化を行う理論的な枠組みとしてセミパラメトリックモデルによる推定 [1] が知られている。これは推定関数と呼ばれる、攪乱母数の分布に依存せずに平均が0となる関数を経由して推定する方式であり、コンピュータビジョンの問題への適用は文献 [10] で試みられている。しかしこの理論を実際の問題に適用し、最適な推定関数を求めることは困難な場合も多い。それに対し、より簡便に攪乱母数を消去する方法として、攪乱母数の分布をパラメトリックに与え、その母数と構造母数の両者を最尤推定により推定する方法があり、論文 [8] でもこの方法が採用されている。本論文でも同

²ただしセミパラメトリックモデルによる推定では、攪乱母数の分布に依存しないように理論が構築されている。

様な方針に従い、物体の距離の逆数にガウス分布を仮定することによって攪乱母数を消去する。

以下、オプティカルフローからの形状復元問題と攪乱母数を含む推定方式について述べた後、攪乱母数を含まない推定方式を述べる。次にこのアルゴリズムが実際に使われる状況を念頭において、物体形状、運動パラメータ、フローに加わるノイズなどを変化させて実験を行い、両推定方式の精度を比較する。

2 フローからの形状復元問題

カメラの投影モデルは中心投影とし、物体位置を指定するための3次元座標 (X, Y, Z) を、原点がカメラの投影中心に、 Z 軸が光軸と一致するように設定する。画像面は X - Y 平面と平行で、原点 (投影中心) から焦点距離 f だけ離れた所に置かれているとする。画像座標 (x, y) は、その原点を光軸 (Z 軸) と画像面が交わる点とし、 x 軸および y 軸をそれぞれ X 軸および Y 軸と平行になるように設定する。カメラが並進速度 $\mathbf{h} = (h_x, h_y, h_z)^T$ 、回転速度 $\boldsymbol{\omega} = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ で3次元環境中を移動している場合、画像上の点 $\mathbf{x}_\alpha = (x_\alpha, y_\alpha)^T$ に撮像されている物体の Z 座標を Z_α とすると、そこで観測されるオプティカルフロー (画像上の移動速度) $\mathbf{u}_\alpha = (u_\alpha, v_\alpha)^T$ は次式で表される [9]。

$$\mathbf{u}_\alpha = p_\alpha A_\alpha \mathbf{h} + B_\alpha \boldsymbol{\omega} \quad (1)$$

ただし

$$p_\alpha = \frac{1}{Z_\alpha}, \quad A_\alpha = \begin{pmatrix} -f & 0 & x_\alpha \\ 0 & -f & y_\alpha \end{pmatrix}, \quad (2)$$

$$B_\alpha = \begin{pmatrix} x_\alpha y_\alpha / f & -(x_\alpha^2 / f + f) & y_\alpha \\ y_\alpha^2 / f + f & -x_\alpha y_\alpha / f & -x_\alpha \end{pmatrix} \quad (3)$$

である。オプティカルフローは画像上の複数の点で観測される。上式に現れる $\alpha (= 1, \dots, N)$ はこれらの点に振られた添字である。また形状情報を表すパラメータとして、物体点の Z 座標値 Z_α の逆数 p_α を採用する。

式 (1) は原理的に観測されるフローを表しているが、実際に画像から計算されるフロー \mathbf{u}_α^* は、これにノイズ $\Delta \mathbf{u}_\alpha$ が加わったものとする。

$$\mathbf{u}_\alpha^* = \mathbf{u}_\alpha + \Delta \mathbf{u}_\alpha \quad (4)$$

ノイズ $\Delta \mathbf{u}_\alpha$ は平均 $\mathbf{0}$ 、共分散行列 V_α のガウスノイズを仮定する。さらに共分散行列 V_α は、2乗ノイズレベル ϵ^2 と正規化共分散行列 $V_{0\alpha}$ を用いて

$$V_\alpha = \epsilon^2 V_{0\alpha} \quad (5)$$

の形に書けるものとする [3, 12]。正規化共分散行列 $V_{0\alpha}$ は既知とし、2乗ノイズレベル ϵ^2 は未知であるが、画像上の各計測点を通じて共通であると仮定する。

オプティカルフローからの形状復元問題は、画像上の N 個の点で観測されたフロー $\{\mathbf{u}_\alpha^*\}$ ($\alpha = 1, \dots, N$) を基に、運動パラメータ $(\mathbf{h}, \boldsymbol{\omega})$ と形状情報 $\{p_\alpha\}$ ($\alpha = 1, \dots, N$) を推定することである。この問題を攪乱母数を持つ推定問題と見なしたときには、運動パラメータ $(\mathbf{h}, \boldsymbol{\omega})$ が構造母数であり、形状情報 p_α が攪乱母数になる。2乗ノイズレベル ϵ^2 は形式的には構造母数に分類される。なお文献 [4] では、2乗ノイズレベル ϵ^2 は推定すべきパラメータではないことが強調されているが、攪乱母数を含む推定方式では、どちらと見なししてもその他のパラメータの推定には影響しない。

3 攪乱母数を含む推定

形状情報 p_α を推定すべき通常の母数と見なしたときの最尤推定は次のように定式化される。画像上の N 個の点である特定のオプティカルフロー $\{\mathbf{u}_\alpha^*\}$ が観測された時の尤度は、式 (4), (5) より次式となる。

$$\Pr(\{\mathbf{u}_\alpha^*\}) = \prod_{\alpha=1}^N \frac{1}{2\pi\epsilon^2 |V_{0\alpha}|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2\epsilon^2} (\mathbf{u}_\alpha^* - \mathbf{u}_\alpha)^T V_{0\alpha}^{-1} (\mathbf{u}_\alpha^* - \mathbf{u}_\alpha)\right) \quad (6)$$

したがって、これを最大化するパラメータが最尤推定量になる。

上式でパラメータ $(\mathbf{h}, \boldsymbol{\omega})$ と p_α が含まれるのは指数の中のみであるので、これらのパラメータに関しては、以下を最小化する値が推定量である。

$$J_{ML} = \sum_{\alpha=1}^N (\mathbf{u}_\alpha^* - \mathbf{u}_\alpha)^T V_{0\alpha}^{-1} (\mathbf{u}_\alpha^* - \mathbf{u}_\alpha) \quad (7)$$

上式を最小にする p_α の値は、 J_{ML} を p_α で微分し、0 と置くことによって次のように計算される。

$$p_\alpha = \frac{\mathbf{h}^T A_\alpha^T V_{0\alpha}^{-1} (\mathbf{u}_\alpha^* - B_\alpha \boldsymbol{\omega})}{\mathbf{h}^T A_\alpha^T V_{0\alpha}^{-1} A_\alpha \mathbf{h}} \quad (8)$$

したがって J_{ML} の最小化は運動パラメータ $(\mathbf{h}, \boldsymbol{\omega})$ 空間のみの探索で実行できる。ただし並進速度 \mathbf{h} の大きさは J_{ML} に影響せず、最小解が不定となるので、 $|\mathbf{h}| = 1$ の制約の下で最小化を行う必要がある。実験では、 \mathbf{h} をその方向を示す2つの角度でパラメータ化し、制約無しの最小化問題として解いた。最小化アルゴリズムに関しては Powell 法 [11] を用いた。

形状情報のパラメータの推定値 \hat{p}_α は、運動パラメータの推定値 $(\hat{h}, \hat{\omega})$ を式 (8) に代入することによって計算される。一方、2乗ノイズレベルの推定値 $\hat{\epsilon}^2$ は、式 (6) の対数を ϵ^2 で微分した結果を 0 と置くことによって次のように得られる。

$$\hat{\epsilon}^2 = \frac{\hat{J}_{ML}}{2N} \quad (9)$$

上式の \hat{J}_{ML} は式 (7) の J_{ML} の最小化後の値である。ただし、論文 [4] で述べられているように、ここでの定式化が「1回の計測からの推定」である事実を反映して、式 (9) の推定量は精度は良くない。

4 攪乱母数を含まない推定

ここでは形状情報のパラメータ p_α を確率変数と見なし、その分布のパラメータを推定することによって p_α を推定すべきパラメータから消去する。いま p_α の分布として平均 m_p 、分散 σ_p^2 のガウス分布を考える。すると真のオプティカルフロー u_α の分布もガウス分布で、その平均 $E[u_\alpha]$ と共分散行列 $V[u_\alpha]$ は次のように計算される。なお $V[u_\alpha]$ は特異である。

$$E[u_\alpha] = m_p A_\alpha h + B_\alpha \omega \quad (10)$$

$$V[u_\alpha] = \sigma_p^2 A_\alpha h h^\top A_\alpha^\top \quad (11)$$

オプティカルフローのノイズは、攪乱母数を含む推定の場合と同様に式 (4), (5) で示されるガウスノイズを仮定すると、計測されるオプティカルフロー u_α^* の分布もガウス分布になり、その平均 $E[u_\alpha^*]$ と共分散行列 $V[u_\alpha^*]$ は次式で与えられる。

$$E[u_\alpha^*] = m_p A_\alpha h + B_\alpha \omega \quad (12)$$

$$V[u_\alpha^*] = \sigma_p^2 A_\alpha h h^\top A_\alpha^\top + \epsilon^2 V_{0\alpha} \quad (13)$$

したがって、尤度関数は次のようになる。

$$\Pr(\{u_\alpha^*\}) = \prod_{\alpha=1}^N \frac{1}{2\pi |V[u_\alpha^*]|^{\frac{1}{2}}} \exp\left(-\frac{1}{2}(u_\alpha^* - E[u_\alpha^*])^\top V[u_\alpha^*]^{-1} (u_\alpha^* - E[u_\alpha^*])\right) \quad (14)$$

上式の対数を取り、定数を見捨ると、最小化すべき量 J_{SP} は以下のようになる。

$$J_{SP} = \sum_{\alpha=1}^N \left\{ \log(|V[u_\alpha^*]|) + \frac{1}{2} (u_\alpha^* - E[u_\alpha^*])^\top V[u_\alpha^*]^{-1} (u_\alpha^* - E[u_\alpha^*]) \right\} \quad (15)$$

上式を $(h, \omega, m_p, \sigma_p^2, \epsilon^2)$ に関して最小化することで推定を行う。実験では、攪乱母数を含む場合と同じ

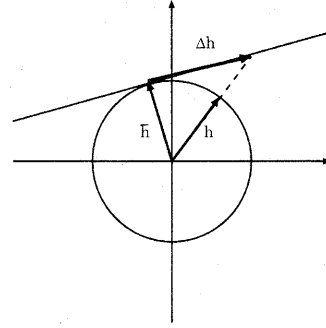


図 1: 並進速度の誤差 Δh の定義

ように、 h をその方向を示す 2 つの角度でパラメータ化し、Powell 法 [11] を用いて最小化した。また σ_p^2, ϵ^2 はそれらの平方根をパラメータとして探索することで負になることを防いだ。なお、消去した形状情報のパラメータ p_α の推定値は、推定された運動パラメータ $(\hat{h}, \hat{\omega})$ を式 (8) に代入することで計算される。

5 実験

運動パラメータの推定精度は次のように計測した。運動パラメータ (h, ω) と物体形状 $\{p_\alpha\}$ を固定し、ノイズ Δu_α を乱数によって発生させて各パラメータを推定する。これを乱数の系列を変えて 500 回行い、推定されたパラメータの真の値に対する誤差を評価する。

ここで並進速度に関しては $|\hat{h}| = 1$ という制約があるため、推定された値が (h_x, h_y, h_z) 空間の単位球上に分布するという問題がある。そこでその推定値を、真の並進速度 \bar{h} における単位球の接空間に投影して誤差 Δh を測った (図 1)。具体的な計算式は以下の通りである。

$$\Delta h = \frac{\hat{h}}{\hat{h} \hat{h}^\top} - \bar{h} \quad (17)$$

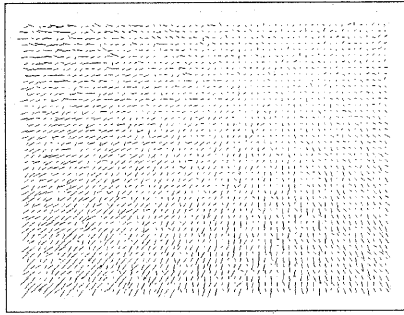
一方回転速度 ω に関してはこのような問題は無いので、誤差 $\Delta \omega$ を推定値 $\hat{\omega}$ と真の値 $\bar{\omega}$ の差で定義する。次に誤差 $\Delta h, \Delta \omega$ の 2 次モーメント行列を求め、そのトレースの平方根を誤差の指標とした。

$$\text{err}_h = \sqrt{\text{tr}(E[\Delta h \Delta h^\top])} \quad (18)$$

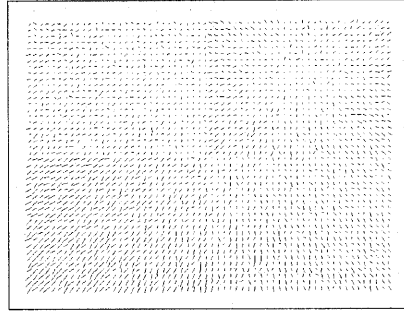
$$\text{err}_\omega = \sqrt{\text{tr}(E[\Delta \omega \Delta \omega^\top])} \quad (19)$$

ここで $\text{err}_h, \text{err}_\omega$ はそれぞれ並進速度、回転速度の誤差の指標であり、 $E[\cdot]$ は平均を表す。

さて、本論文では物体形状を表すパラメータ p_α を攪乱母数とし、推定する必要が無いパラメータと見な



(a) p_α : ガウス分布



(b) Z_α : 4 値

図 2: オプティカルフローの例

したが、運動パラメータ (\mathbf{h}, ω) が決定されれば式 (8) によりその推定は可能である。さらに運動パラメータの推定精度が高ければ、形状もより精度良く復元できる可能性がある。そこで形状の復元精度に関しても評価してみる。まず推定された運動パラメータ $(\hat{\mathbf{h}}, \hat{\omega})$ から式 (8) により形状情報のパラメータの推定値 \hat{p}_α を算出し、真の値 \bar{p}_α との差を求める。それらを画像の各点に関して重みをつけて平均し、更に乱数の系列に対しても平均し誤差の指標 err_p とする。

$$\text{err}_p = E \left[\frac{1}{N} \sum_{\alpha=1}^N \frac{|\hat{p}_\alpha - \bar{p}_\alpha|}{\sqrt{V_0[\bar{p}_\alpha]}} \right] \quad (20)$$

ここで $V_0[\bar{p}_\alpha]$ は真の並進速度 $\bar{\mathbf{h}}$ を用いて計算される \bar{p}_α の分散であり、次式で与えられる。

$$V_0[\bar{p}_\alpha] = \frac{1}{\bar{\mathbf{h}}^\top A_\alpha^\top V_{0\alpha} A_\alpha \bar{\mathbf{h}}} \quad (21)$$

式 (20) で誤差を平均する際にこのような重みを用いたのは、画像の各点で推定されるパラメータ \hat{p}_α の精度が異なるため、誤差のスケールを合わせて平均するためである。

次に実験で真の値として用いた運動パラメータと形状情報に関して述べる。まず標準的な運動パラメータとして次の値を設定した。

$$\mathbf{h} = (\sin 15^\circ \cos 60^\circ, \sin 15^\circ \sin 60^\circ, \cos 15^\circ)^\top \quad (22)$$

$$\omega = r(\sin 60^\circ \cos 45^\circ, \sin 60^\circ \sin 45^\circ, \cos 60^\circ)^\top \quad (23)$$

$$r = (2\pi/360) \times 0.2 \quad (24)$$

すなわち、並進速度ベクトル $\bar{\mathbf{h}}$ と Z 軸 (光軸) とが成す角度が 15 度、その X-Y 平面への射影と X 軸 (画像上方) との角度が 60 度である。回転速度に関しては、回転軸と Z 軸とが成す角度が 60 度、その X-Y 平面への射影と X 軸との角度が 45 度、回転速度は単位時間当たり 0.2 度である。

物体形状は 4 つのモデルを用意した。(1) p_α が平均 $m_p = 0.02$ 、分散 $\sigma_p^2 = 0.008^2$ とするガウス分布に従うもの、(2) p_α が 0.004 から 0.036 を範囲とする一様分布するもの、(3) Z_α が 30 から 250 を範囲とする一様分布に従うもの、(4) Z_α が画像の第 1 象限では 30、第 2 象限では 70、第 3 象限では 50、そして第 4 象限では 90 としたもの、以上 4 つである。生成されるオプティカルフローの例として、形状モデル (1) および (4) を用いて生成したものをそれぞれ図 2(a) および (b) に示す。ここで画像の大きさは 640×480 画素、フローの計算点数は 60×44 の 2640 点、カメラの焦点距離 f は 800 画素で、これらの値は全ての実験について共通である。また図 2 のフローは標準偏差 1.5 画素のガウスノイズが付加されている。

形状モデル (1)~(3) に関して運動パラメータの推定精度を示したのが図 3 である。上段が式 (18) に示した並進速度に関する推定誤差 err_h 、下段が式 (19) の回転速度の推定誤差 err_ω のグラフで、左から形状モデル (1)~(3) に対応する。また横軸はフローのノイズレベル ϵ である。ここでは正規化共分散行列 $V_{0\alpha}$ を単位行列としているので、フローのノイズ $\Delta \mathbf{u}_\alpha$ は等方的でノイズレベル ϵ がその標準偏差になる。グラフ中の実線が攪乱母数を含む推定、破線は攪乱母数を含まない推定を表す。推定精度は、どの形状モデルに関しても攪乱母数を含まない推定が含む推定上まわっている。攪乱母数を含まない推定では、攪乱母数の分布をガウス分布としているので、これに合致する形状モデル (1) での改善程度が最も良く、1/3 程度の推定誤差になっている。しかし Z_α を一様分布とする形状モデル (3) においても推定誤差が 1/2 程度であり、実際の p_α の分布がガウス分布と多少異なっているにもかかわらず推定精度が改善されることが分かる。

攪乱母数を含まない推定では、攪乱母数の平均 m_p と標準偏差 σ_p も推定される。ここで形状モデル (1) (p_α がガウス分布) の場合についてこれらの値

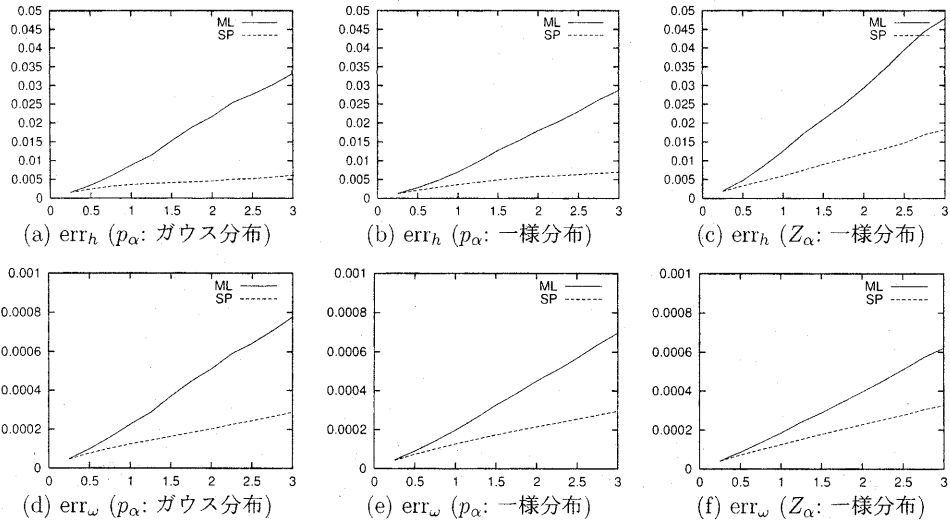


図 3: 運動パラメータ推定精度 (上段: 並進速度, 下段: 回転速度)

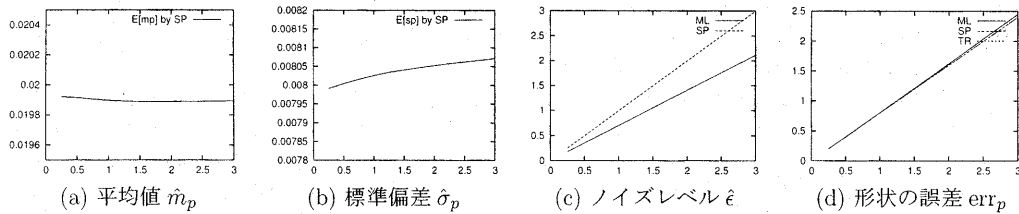


図 4: 各パラメータの推定値および精度 (p_α : ガウス分布)

を示したのが図 4 の (a), (b) である。ここでも横軸はノイズレベル $\hat{\epsilon}$ である。平均 m_p と標準偏差 σ_p の真の値は、それぞれ 0.02, 0.008 であるので、正確な値が推定されていることが分かる。図 4 の (c) はノイズレベル $\hat{\epsilon}$ の推定値である。攪乱母数を含まない推定では正確な値が得られている。攪乱母数を含む推定では真の値より小さく推定されているが、これは理論的に予想されたことである [4]。図 4 の (d) は形状の推定誤差 err_p のグラフである。これについては両推定方式の差はほとんど無く、攪乱母数を含まない推定がわずかに良い結果となっている。なお、グラフ中の点線は運動パラメータに真の値 ($\bar{h}, \bar{\omega}$) を用いた場合の値であり、これが一応の精度の限界を示していると考えられる。グラフでは攪乱母数を含まない推定の結果とほとんど重なっている。

次に、形状モデル (4) (Z_α が 4 値) の場合の運動パラメータの推定結果を図 5 に示す。図 5 の (a) が並進速度、(b) が回転速度の誤差のグラフである。図 3 の結果と異なり、この場合には攪乱母数を含まない推定が非常に大きな誤差を生じている。ここで並進お

び回転速度について、誤差の平均ベクトルの大きさ ($|E[\Delta h]|$ および $|E[\Delta \omega]|$) と共分散行列のトレースの平方根 ($\sqrt{\text{tr}(V[\Delta h])}$ および $\sqrt{\text{tr}(V[\Delta \omega])}$) を計算した結果がそれぞれ図 5 の (b), (e), (c), (f) である。これらのグラフから、推定誤差は推定値の大きなバイアスによるものであることが分かる。この推定結果に対して、図 4 と同様のグラフを描いた結果が図 6 である。攪乱母数の平均 m_p と標準偏差 σ_p の真の値はそれぞれ 0.01968, 0.008501 であるが、これらはほぼ正しい値が推定されている。ノイズレベル $\hat{\epsilon}$ に関しても同様である。しかし形状の誤差 err_p は運動パラメータの推定誤差が影響し、攪乱母数を含まない推定の精度が悪い。

以上の結果は、全て運動パラメータの真の値を式 (22), (23) に示した値としたときの結果である。これ以外の運動パラメータとして、並進速度のみのもの、並進方向が異なるもの、回転軸の方向や速度が異なるものなどで実験を行った。それらの結果は紙面の都合で省略するが、その場合でも以上に述べた特性、すなわち形状モデル (1)~(3) の場合には攪乱母

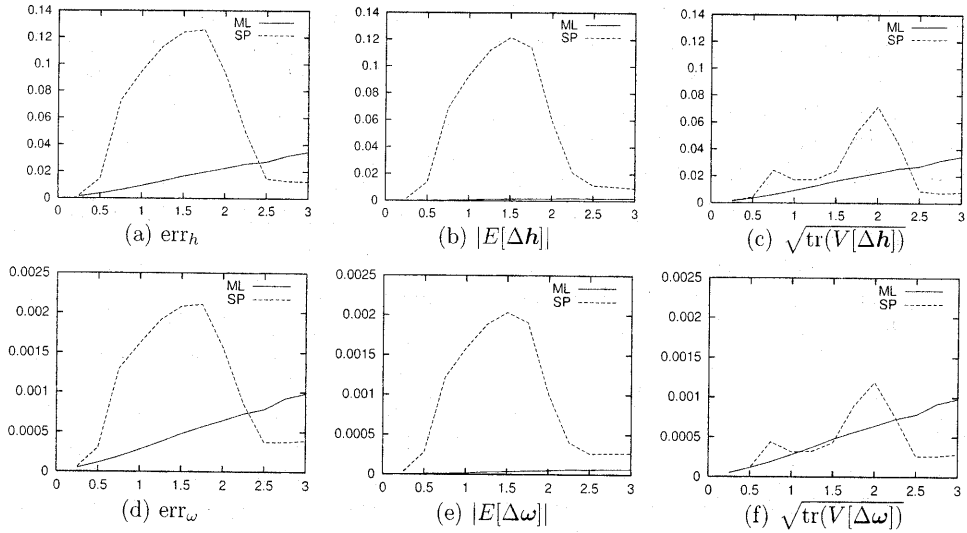


図 5: 運動パラメータ推定精度 ($Z_\alpha: 4$ 値)

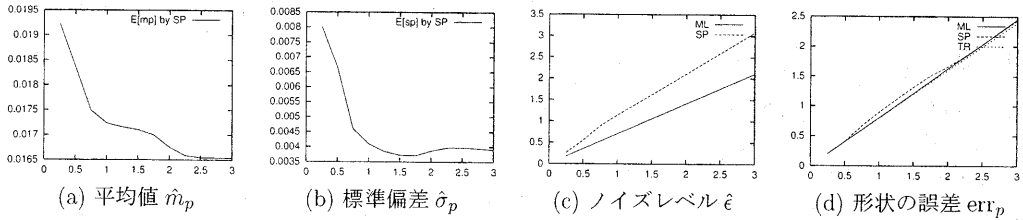


図 6: 各パラメータの推定値および精度 ($Z_\alpha: 4$ 値)

数を含まない推定が良い結果を与えるが、形状モデル (4) の場合には精度が悪くなる現象が観測された。この結果のみから結論すれば、攪乱母数を含まない推定では、 p_α が連続的に分布している場合には推定精度が改善されるが、離散的な分布では問題を生じると言える。これは本論文で採用した推定方式では、攪乱母数に仮定した分布 (ガウス分布) から実際の分布が隔たっているときに、正確な推定が行えないことを示していると考えられるが、より確定的な結論を得るためには更なる検証が必要と考えられる。

6 まとめ

本論文では、コンピュータビジョンの問題の例としてオプティカルフローからの形状復元問題を選び、攪乱母数を陽に推定しない定式化を行って、従来の攪乱母数を推定する方式との特性の比較を行った。ここでは物体上の各点までの距離の逆数を攪乱母数とし、これにガウス分布を仮定することにより攪乱母

数を消去した。実験によれば、実際の攪乱母数 (物体までの距離の逆数) が連続的な分布をしているときには、攪乱母数を消去することによって構造母数であるモーションパラメータの推定精度が向上し、引いては物体形状の推定精度も僅かではあるが向上する。一方攪乱母数の実際の分布が離散的なときにはモーションパラメータの推定値に偏差を生じ、従来の方式よりも精度が悪化した。

攪乱母数が連続的な分布をしている条件下では、攪乱母数を含まない推定の推定誤差は、従来の方式に較べて $1/2 \sim 1/3$ 程度であった。このように顕著な改善が観測された理由は 2 つ考えられる。一つは攪乱母数の数 (2640) が構造母数の数 (6) に較べて非常に多いこと、もう一つはオプティカルフローからの形状復元問題は、計算すべき情報と誤差の比率 (S/N 比) と言う観点から見ると、悪条件の問題であることである。たとえば画像の対応点からの形状復元問題で、対応点の数があまり多くなく、かつカメラの移動が大きい場合などでは、上記の条件が違ったものになる。このような場合には攪乱母数を消去する効果は

ここでの結果ほどには大きくないとも考えられる。

一方攪乱母数が離散的な分布のときに、攪乱母数を含まない方式の推定精度が悪い現象については、実際の攪乱母数の分布が仮定した分布と大きく異なっているときに問題を起すことを示唆しているとも考えられる。攪乱母数の分布形に依存しない推定が可能なセミパラメトリックモデルによる推定では、このような問題は起こらないと推測されるが、コンピュータビジョンの様々な問題への理論の適用性という観点からは、本論文で採用した方法よりも難度が増すと思われる。

謝辞

本研究に関して様々な助言を受けた岡山大学金谷健一教授、東北大学岡谷貴之講師、群馬大学関庸一教授に感謝する。また、本研究の一部は文部科学省科学研究費基盤研究(C)(2)(No.14580404)によった。

参考文献

- [1] 甘利俊一, 川鍋元明, 線形関係の推定—最小2乗法は最良であるのか?, 応用数理, Vol.6, No.2, pp.86-109, 1996-6.
- [2] R. Hartley and A. Zisserman, *Multiple View Geometry in Computer Vision* (10.4節), Cambridge University Press, Cambridge, 2000.
- [3] K. Kanatani, *Statistical Optimization for Geometric Computation: Theory and Practice*, Elsevier, Amsterdam, 1996.
- [4] 金谷健一, 統計的推測と幾何学的当てはめにおけるモデル撰択, 情報処理学会研究報告, CVIM-122-1, pp.1-8, 2000-5.
- [5] 金谷健一, 松永力, 幾何学的 MDL とそのメディア応用, 情報処理学会研究報告, CVIM-122-2, pp.9-16, 2000-5.
- [6] K. Kanatani, N. Ohta and Y. Kanazawa, Optimal Homography Computation with a Reliability Measure, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol.83-D, No.7, pp.1369-1374, 2000-6.
- [7] 三島等, 金谷健一, 基礎行列の最適計算とその信頼性評価, 情報処理学会研究報告, CVIM-118-10, pp.67-74, 1999-9.
- [8] 長尾淳平, 韓太舜, かく乱母数を含む場合の MDL 基準の構築と空間図形モデル推定問題への応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.J83-A, No.1, pp.83-95, 2000-1.
- [9] 太田直哉, 信頼性情報を持ったオブティカルフローからの形状復元とその移動物体検出への応用, 電子情報通信学会論文誌, Vol.76-D-II, No.8, pp.1562-1571, 1993-8.
- [10] 岡谷貴之, 出口光一郎, 画像からのカメラの姿勢・3次元形状復元における推定精度の限界について, 画像の理解・認識シンポジウム 2002 予稿集 II, pp.335-340. 2002-8.
- [11] H.P. Press, B.P. Flannery, S.A. Teukolsky and W.T. Vetterling, *Numerical Recipes in C*, Cambridge University Press, Cambridge, 1988.
- [12] 清水慶行, 金谷健一, オプティカルフロー基礎行列の最適計算とその信頼性評価, 情報処理学会研究報告, CVIM-118-11, pp.75-82, 1999-9.