I-022

四面体体積最小化法による消失点検出

Tetrahedron Volume Minimization for Vanishing Point Detection

郷間 理規†　森 博志†　外山 史†　東海林 健二†
Masanori Goma　Hiroshi Mori　Fubito Toyama　Kenji Shoji

1. まえがき

近年，コンピュータビジョンの分野で三次元形状の計測や復元に関する研究が盛んに行われている．その中の 1 つとして，消失点に関する研究が挙げられる[1]．一般に，三次元空間中にある平行な線分群が二次元平面に投影されると，それらがある 1 点で交わる．これを消失点という．しかし，三次元空間中で平行な線分群を二次元平面に投影したとき，二次元平面でも線分が平行で消失点位置が無限遠となる場合がある．

我々は Barnard[2] によって提案されたガウス球に基づく手法[3] [4] と，三角形面積最小化法(TAM) のような最小二乗法を用いた手法[5] [6]の利点を組み合わせた四面体体積最小化法[7]を提案し，CG 画像と実画像による実験結果を報告する．提案手法では，ガウス球面上で消失点を扱うため無限遠の消失点が存在する場合にも適用が可能で，尚且つ最小二乗法で最適化を行うため高精度の消失点検出が可能である．消失点検出の検出フローは大きく 3 つに分けることができる．第 1 に画像中から線分を検出する工程，第 2 に検出した線分がどの消失点に収束するのかを判別する工程(線分クラスタリング)，第 3 に分類したクラスタごとに消失点の位置を計算する工程である．本論文では，線分検出に濃度勾配を用いた手法を適用し，線分クラスタリングでは，RANSAC[8] に基づくクラスタリングアルゴリズムを適用している．提案手法による消失点検出は，CG 画像と実画像を用いて評価し，三角形面積最小化法と比べ誤差が少ないことを確認した．

2. 従来手法

ガウス球を用いた消失点検出は，図 1 に示すように注目した線分とガウス球の中心で構成される平面をガウス球面上に投影し，マッピングしていく．そして，全ての線分をマッピングした後，投票数が多い点を画像平面上に逆投影することで消失点を検出している．この手法は，投票空間を有限にとどめることができる一方，投票による誤差が著しく，また，計算が複雑になってしまうという問題や線分のクラスタリングを考慮していないという問題がある．これらの問題を解決する手法として，投票空間を用いずに，線分クラスタリングと最小二乗法の考え方によって消失点を検出する三角形面積最小化法(TAM)[5]が提案されている．三角形面積最小化法とは消失点と線分の両端点の計 3 点で構成される三角形の面積二乗和を最小化することによって，消失点位置を計算する手法である．

†宇都宮大学　Utsunomiya University

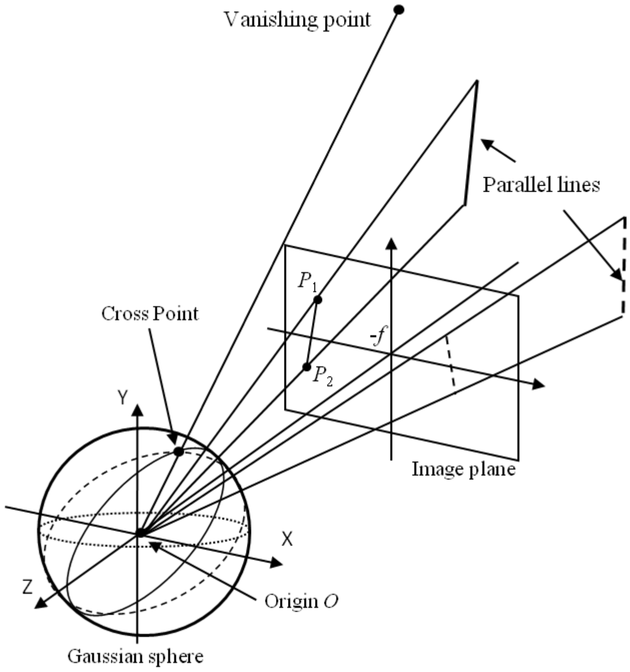

図1　ガウス球への投票

今，N 本の線分が検出され，各消失点 p_k にそれぞれ n_k 本の線分が収束するとする．この時，消失点 p_k と線分 i で構成される三角形の面積 A_i を考える．このとき，画像のディジタル化による誤差がないと仮定すると，三角形の面積は 0 となるはずである(図 2(右))．しかし，全ての線分が消失点に向かわない場合，A_i は面積を持つことになる(図 2(左))．これにより，その二乗和 S_k が最小となるような点を消失点として求めることができ，その面積を線分クラスタリングの評価値として用いることができる．但し，消失点が無限遠点の場合は，この評価値は利用できないため，場合分けを行う必要がある．

直交する 3 つの消失点を回転行列の推定問題として扱う方法[9]，線分クラスタリングに J-Linkage を用いる手法[10][11]が提案されている．前者はカメラレンズの焦点距離を既知とした手法であり，後者は三角形面積最小化法と同様に消失点が無限遠点の場合は別に扱う必要がある．

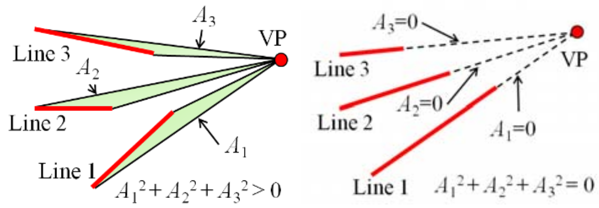

図2　消失点と線分の両端点からなる三角形の例
(左)消失点に収束しない線分例 (右)理想的な場合

3. 四面体体積最小化法(TVM)[7]

ガウス球への投票による手法と三角形面積最小化法の利点を組み合わせた四面体体積最小化法について説明する．この手法ではまず，図 1 に示すような x-y-z 座標系を用い，投影中心 O を原点とし，座標平面を $z = -f$ に置く．また，ガウス球と呼ばれる半径が 1 の単位球を中心が原点 O になるように配置し，消失点をガウス球面上の点で表現する．

今，ある消失点が画像平面上で$(x_{vp}, y_{vp}, -f)$に位置しているとすると，ガウス球面上の消失点の位置(u_x, u_y, u_z)は以下のように表せる．

$$u_x = x_{vp} / \sqrt{(x_{vp}^2 + y_{vp}^2 + f^2)}$$
$$u_y = y_{vp} / \sqrt{(x_{vp}^2 + y_{vp}^2 + f^2)} \quad (1)$$
$$u_z = -f / \sqrt{(x_{vp}^2 + y_{vp}^2 + f^2)}$$

また，ガウス球面上で表した消失点は(u_x, u_y, u_z)は，画像平面上では以下の式で表せる．

$$x_{vp} = -f(u_x / u_z) \quad (u_z \neq 0)$$
$$y_{vp} = -f(u_y / u_z) \quad (u_z \neq 0) \quad (2)$$

上の式で $u_z = 0$ のとき，画像平面上の消失点は(u_x, u_y)方向の無限遠に存在する．

ある消失点に収束する N 本の線分集合の i 番目の線分の始点と終点を$(x_1^{(i)}, y_1^{(i)}, -f)$，$(x_2^{(i)}, y_2^{(i)}, -f)$のように表すと，ガウス球面上の消失点$(u_x, u_y, u_z)$は以下の通り計算される．

まず，図 3 に示すようにガウス球の中心 O，ガウス球面上の点 $P(x, y, z)$，画像平面上の線分の始点と終点$(x_1^{(i)}, y_1^{(i)}, -f)$，$(x_2^{(i)}, y_2^{(i)}, -f)$の 4 点で構成される四面体を考える．この四面体の体積は式(3)のようになる．

$$V^{(i)}(x,y,z) = \frac{1}{6}\begin{vmatrix} x_1^{(i)} & y_1^{(i)} & -f & 1 \\ x_2^{(i)} & y_2^{(i)} & -f & 1 \\ x & y & z & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix} \quad (3)$$

もし，ガウス球面上の点 $P(x, y, z)$が，ガウス球の中心の画像平面上にある線分の始点と終点の 3 点を通る平面上に存在する場合，四面体の体積 $V^{(i)}(x, y, z)$は 0 となる．理想的には，すべての線分について体積 $V^{(i)}(x, y, z)$が 0 となるような点 $P(x, y, z)$が，ガウス球面上の消失点となる．

しかし，現実的にはノイズなどの影響によって体積 $V^{(i)}(x, y, z)$が 0 になることは少ない．そこで，この提案手法ではガウス球面上の点 P が消失点として適切であるか評価する評価関数 $S(x, y, z)$を設ける．

$$S(x,y,z) = \sum_{i=1}^{N} (V^{(i)}(x,y,z))^2 \quad (4)$$

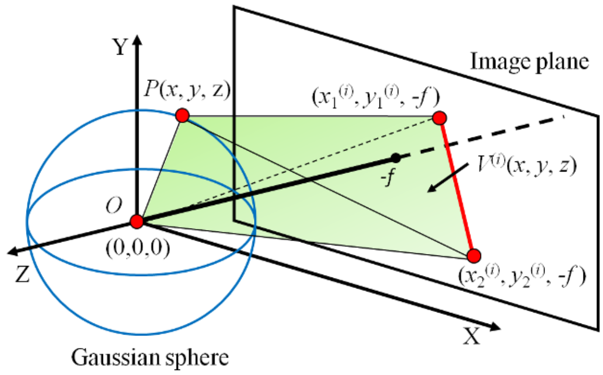

図3　原点，ガウス球面上の点，線分の両端点で構成される四面体

解くべき問題は，点 $P(x, y, z)$をガウス球面上に置くための条件 $x^2 + y^2 + z^2 = 1$ の下で，評価関数 $S(x, y, z)$を $S'(x, y, z)$に書き直した式は，

$$\begin{aligned} &S'(x,y,z) \\ &= \sum_{i=1}^{N} (V^{(i)}(x,y,z))^2 - \lambda(x^2 + y^2 + z^2 - 1) \\ &= \sum_{i=1}^{N} ((y_2^{(i)} - y_1^{(i)}) fx + (x_1^{(i)} - x_2^{(i)}) fy \\ &\quad + (x_1^{(i)} y_2^{(i)} - x_2^{(i)} y_1^{(i)}) z)^2 - \lambda(x^2 + y^2 + z^2 - 1). \end{aligned} \quad (5)$$

この評価関数を偏微分したものを 0 とすると，式(7)のようになる．ここで，a_i, b_i, c_iは式(6)で表される．

$$a_i = (y_2^{(i)} - y_1^{(i)}) f / 6$$
$$b_i = (x_1^{(i)} - x_2^{(i)}) f / 6 \quad (6)$$
$$c_i = (x_1^{(i)} y_2^{(i)} - x_2^{(i)} y_1^{(i)}) / 6$$

$$\begin{bmatrix} \sum_i a_i^2 & \sum_i a_i b_i & \sum_i c_i a_i \\ \sum_i a_i b_i & \sum_i b_i^2 & \sum_i b_i c_i \\ \sum_i c_i a_i & \sum_i b_i c_i & \sum_i c_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} - \lambda \begin{bmatrix} x \\ y \\ z \end{bmatrix} = 0 \quad (7)$$

このとき，式(7)は 3×3 行列の固有値と固有ベクトルを求める問題となる．この問題を解くと，3 つの固有ベクトルが得られる．これらベクトルの長さを 1 に正規化し，それぞれのベクトルにおいて評価関数により評価する．評価が最高のベクトルを採用し，これを消失点とする．この手法は線分だけでなく，直線に対しても適用が可能である．直線の場合には，画像上の各直線とガウス球の中心によって構成される各平面からの距離の 2 乗和が最小になるようなガウス球面上の点を求めることで，消失点を得ることになる．

3.1 線分検出

本論文では，画像中から線分を検出するために濃度勾配[12]を用いる．線分 $K(\rho, \theta)$は，ρを原点から線分までの距離，θを y 軸からの角度とすると，

$$\rho = x\cos\theta + y\sin\theta \quad (8)$$

で表せる．また，画像上のある点(x, y)上のθ方向の濃度勾配を$g_\theta(x, y)$とすると，

$$g_\theta(x,y) = g_x(x,y)\cos\theta + g_y(x,y)\sin\theta \qquad (9)$$

で表せる．ここで，$g_x(x, y)$，$g_y(x, y)$はそれぞれ，x 軸方向，y 軸方向の濃度勾配である．線分 K に沿ったθ方向の濃度勾配の累積値$G(\rho, \theta)$は，

$$G(\rho,\theta) = \sum_{(x,y)\in P(\rho,\theta)} g_\theta(x,y) \qquad (10)$$

となる．このとき，$P(\rho, \theta)$は画像上の線分 $K(\rho, \theta)$上の画素位置の集合である．$G(\rho, \theta)$の値が閾値を超えた線分のみを使用する．また，濃度勾配累積値を線分の長さで除算した平均濃度勾配値の情報を，線分に付加する．

線分のサンプリング

ρや，θが互いに近い値を持つ線分が検出された場合，線分クラスタリングに影響を及ぼす場合がある．そこで，次の手順でこれらの線分のサンプリングを行う．

(1)検出した線分の濃度勾配累積値を，ρ-θ座標空間に投票する．

(2) ρ-θ座標空間に投票した点 p からランダムに 1 点選択し，その近傍から平均濃度勾配値が最大の値を持つ点 q 以外の投票点を削除する．

(3)手順(1)(2)を，投票点が変更されなくなるまで繰り返す．

3.2 検出された 3 つの消失点方向の直交条件

検出された消失点は，図 1 に示すような 3 次元空間において原点からの空間ベクトルで表現できる．本論文では投影される対象物として直方体の物体を想定しているため，3 つの消失点が存在し，原点から各消失点に向かう空間ベクトルは互いに直行する．そこで，消失点が 2 つ以上求められたとき，原点から各消失点に向かう空間ベクトルが成す角度を計算し，閾値 $th3$ の範囲に含まれるか比較する．条件を満たさない場合，クラスタリングされた線分群を線分集合 L に戻し，再度クラスタ C を生成する処理を行う．

消失点が検出される度に順次検証することで，あまりにも逸脱した消失点の検出を軽減することができる．

3.3 線分クラスタリング

本論文で用いる四面体体積最小化法は消失点位置の計算と同時に，それぞれの消失点に向かう線分をクラスタリングする．

消失点位置の計算において，消失点(x, y, z) は評価関数 $S(x, y, z)$ によって評価されるため，その評価値が高くなるような線分集合を見つけることによって線分クラスタリングを行う．

クラスタリングの対象となる線分集合は，画像から線分を検出したとき，互いに同一直線上にある線分には同じラベル，異なる直線上にある線分には異なるラベルが付けられるものとする．

以下に線分集合から 3 個の消失点を求めるクラスタリングアルゴリズムを説明する．

アルゴリズム

本クラスタリングアルゴリズムでは RANSAC を用いる．RANSAC とは，ランダムサンプリングに基づくロバストなモデル作成方法であり，多くの研究に適用されているアルゴリズムである．

このアルゴリズムでは，まず対象となる全データから必要最低限の個数のデータをランダムに選択し，パラメータ(本研究では消失点位置) を計算する．そして，残りのデータからそのパラメータの妥当性を評価し，これを十分多数回行った際の最大の評価値を得たパラメータとそのパラメータを指示したデータを取り出すことによって，正しいパラメータと正しいデータの両方を同時に推定することができる．また，RANSAC では計算したパラメータの妥当性を閾値内のデータの個数で評価する．

クラスタリングアルゴリズムでは，まず検出したすべての線分集合を L とし，その中から互いに同一直線上にない線分をランダムに 3 本選ぶ．選択された 3 本の線分について評価関数 $S(x, y, z)$ を最適化し，仮の消失点 vp_3 と，そのときの線分 1 本あたりの四面体体積の 2 乗 ev_3 を評価値として得る．

その評価値 ev_3 が閾値 $th1$ 以下なら，この 3 本の線分を初期クラスタ C とする．残りの各線分について，原点と仮の消失点 vp_3 と線分両端点から構成される四面体体積の 2 乗を評価値とし，その評価値が閾値 $th1$ 以下のとき，その線分をクラスタ C に追加する．

ただし，クラスタ中の線分と同一直線上に存在する線分は追加しない．

すべての線分についての評価が終了したら，クラスタ C 中の線分数をそのクラスタの評価値とする．

これらの処理を一定回数繰り返すことで，線分数が多く評価の高いクラスタ C_{pt} を求める．

そして，クラスタ C_{pt} 内の全線分を用いて再度評価関数が最高になるような消失点を求め，これを 1 つ目の消失点 vp に決定する．

最後に，別の消失点を求めるための準備として，線分集合 L から $Copt$ の線分を除外し，さらに L 中の線分から，消失点 vp 付近に向かう線分を除外する．

この除外処理を行った線分集合 L を用いて，別の消失点位置の計算を行う．

以下にクラスタリングの手順を示す．

(1)検出された線分集合を L とする．

(2)検出済み消失点数が 3 になるまで，L 中の互いに異なるラベルの線分数が 2 以下になるまで，または(2.2) の試行回数が 1000 回を超えるまで(2.1)～(2.6) を繰り返す．

(2.1)最良線分集合 C_{opt} を空にする．

(2.2)最良解更新がない状態が 1000 回に達するまで，または(2.2.1)の試行回数が 10000 回を超えるまで(2.2.1)から(2.2.3)を繰り返す．

(2.2.1)L からランダムに選択した相異なるラベルの 3 本の線分集合を C とする．C から四面体体積最小化により仮の消失点 vp_3 を求める．そのときの線分 1 本あたりの四面体体積の 2 乗を ev_3 とする．

(2.2.2) ev_3 が閾値 $th1$ より小さいとき，$\{L - C\}$の線分集合から 1 本ずつ線分 i を取り出す．線分の両端点と vp_3 と原点で定まる四面体体積の 2 乗が閾

値 $th1$ より小さい場合，C に線分 i を追加することを繰り返す．

(2.2.3) C の線分数が C_{opt} の線分数より大きいとき，C_{opt} に C を代入することで最良解更新を行う．

(2.3) C_{opt} から四面体体積最小化により消失点 vp を求め，L から C_{opt} を除く．．

(2.4) 検出済み消失点数が 2 以上のとき，原点から各消失点に向かうベクトルが成す角度が閾値 $th3$ の範囲に含まれるか比較し，条件を満たさなければ(2.1) に戻る．

(2.5) 最後に，残った L 中の各線分 i について，線分の両端点と vp と原点で定まる四面体体積の 2 乗が閾値 $th2$ より小さいとき，L から線分 i を除外する．

4.実験結果

提案手法の有効性を確認するために，CG 画像と実画像を用いた実験を行った．これらの実験で使用した画像は全て，640×480 画素である．

(A)　CG 画像によるシミュレーション実験

CG 画像によるシミュレーション実験では，建築物の 3DCG を，CAD ソフトウェア VectorWorks で作成し，ノイズとして建築物の面積に対し，5~20%に樹木が重なるようなシミュレーション画像を作成した．レンダーカメラのパラメータは，フィルムサイズが 35mm，画角は 75°，焦点距離 約 23.5mm に設定した．このとき，ガウス球の中心から画像平面までの距離はカメラの内部パラメータより $f \fallingdotseq -418$ と計算される．また，消失点の直交条件として，原点から消失点へ向かうベクトルが互いに 90±5 °以内の場合に正しい消失点として検出する．

実験結果の評価には，検出した消失点の数と原点から検出した消失点と正しい消失点に向かうベクトルの角度誤差を用いる．実験の対象とするシミュレーション画像は無限遠に消失点を持つ画像を含む 9 枚を用意した．

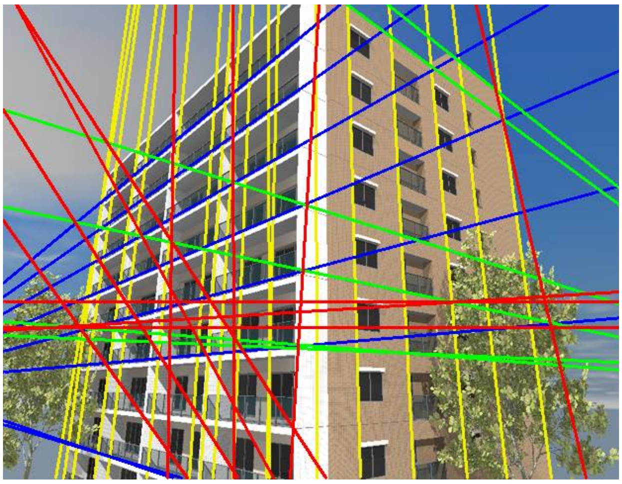

図4　実験 A におけるクラスタリング結果
青線，緑線，黄線：各消失点に収束する線分
赤線：消失点に収束しない線分

表1　CG 画像の消失点検出結果

	検出消失点数	検出率(%)	角度誤差(deg)
TAM	16 (25 個中)	64.0	0.016396
TVM	23 (25 個中)	92.0	0.0047151

図 4 は線分クラスタリングの結果である．

青線，緑線，黄線は各消失点に収束する線分で，赤線は消失点に収束しない線分であり，良好なクラスタリング結果が得られたことが分かる．また，表 1 を見ると，TAM に比べ TVM の検出率が増加していることがわかる．

(B)実画像を使用した実験

実画像を使用した実験では，直方体形状の建築物画像を映した実画像に対して，TVM 及び TAM を適用し，適切な消失点を検出できるか評価する．

対象とした画像は 15 枚で，サイズは 640×480，焦点距離を f=-860 とした．また，消失点の直交条件として，消失点へ向かうベクトルが互いに 90±5 °以内の場合に正しい消失点として検出する．

実験の結果，良好なクラスタリング結果を得られた(図 5)．また，正しく検出できた消失点数は TAM で 91.1%だったが，提案手法では 97.8%と高い値を示した(表 2).

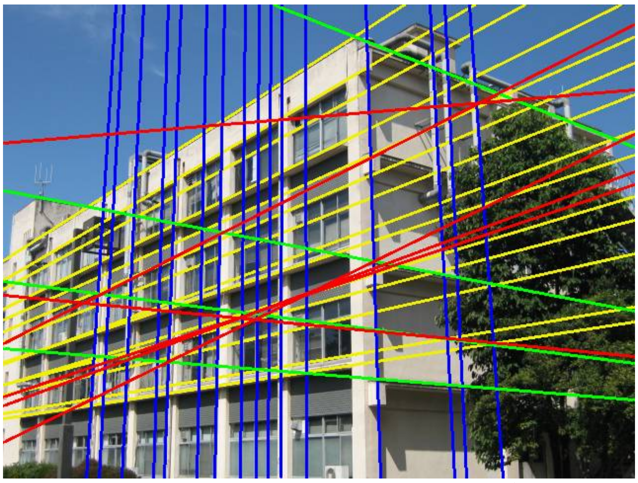

図5　実験 C におけるクラスタリング結果
青線，緑線，黄線：各消失点に収束する線分
赤線：消失点に収束しない線分

表 2　実画像の消失点検出結果

	検出消失点数	検出率(%)
TAM	41 (45 個中)	91.1
TVM	44 (45 個中)	97.8

(C)ノイズによる影響

この実験では，CG 画像によるシミュレーション実験で使用した CG 画像にノイズを付加して同様に実験する．ノイズは，Box-Muller 法により標準正規分布に従う乱数により生成する．この実験では，平均 $\mu = 0$，標準偏差は $\sigma = 10$，20 とした．実験結果(表 3)を見ると，平均角度誤差は増加したが，検出した消失点数は減少することはなかった．以上より，提案手法は画像にノイズが乗っていても精度よく検出できる．

表 3　ノイズを付加した CG 画像の消失点検出結果.

ノイズ	検出消失点数	検出率 (%)	平均角度誤差 (deg)
なし	23 (25 個中)	92.0	0.0047151
あり (σ=10)	23 (25 個中)	92.0	0.0069800
あり (σ=20)	23 (25 個中)	92.0	0.0090621

(D)焦点距離による影響

次に，焦点距離を正しく設定しなくとも消失点が検出できることを証明するために，焦点距離を増減させ同様に実験を行った．使用した画像は実験(B)と同様の画像である．実験の結果，f = -615 ~ -1105 の範囲で正しく 3 点の消失点を検出できた.

表 4 実画像の消失点検出結果

	下限値の平均	正しい焦点距離	上限値の平均
***f* (pix)**	-1145	-860	-604

4.考察

提案手法の有効性を確認するために，CG 画像と実画像を対象にした 2 つの実験を行った.

(A)CG 画像によるシミュレーション実験では，TAM，TVM について CG 画像を用いたシミュレーション実験を行った．表 1 を見ると，提案手法 TVM は TAM に比べて，検出した消失点の数は増加して平均角度誤差は減少したことがわかる．　TAM では無限遠方に存在する消失点を検出することができないために，TVM の検出数が増加したと考えられる.

また TAM では，消失点の位置が遠方に存在すると三角形面積が大きくなり，評価が悪くなる．そのため画像中心に近い消失点が選ばれ易くなると考えられる．提案手法では用いた四面体体積は消失点が遠方にある場合でも，体積が極端に増大することが無いため，TAM に比べ良好な結果が得られたと考えられる.

(B)実画像を使用した実験では，実画像に対して，TAM，TVM により消失点検出を行った．表 3 を見ると TVM の検出率は TAM より高く，97.8%と高い精度を示した．このことから，TVM は実画像に対しても高い精度での消失点検出が可能であると考えられる.

(C)ノイズを付加したシミュレーション実験では，ノイズを乗せた CG 画像を用いたシミュレーション実験を行った．表 2 を見ると，ノイズが増加しても検出精度に影響がないことがわかる．このことから，画像にノイズが乗っていても，消失点の検出やそれに伴う線分検出に大きく影響されないと考えられる.

(D)焦点距離を増減させた消失点検出の実験では，TVM による消失点検出の際に設定する焦点距離 f について，正しい値を設定せずに消失点検出を行った．実験の結果，設定すべき正しい焦点距離 f から約±250 の範囲で，消失点を検出できるという結果を得られた．このことから，焦点距離 f を正しく値を設定しなくとも精度のよい検出が行えることを証明することができた.

5.結論と今後の課題

本稿では，消失点検出における四面体体積最小化法の提案をした．四面体体積最小化法では線分クラスタリングと消失点位置の計算を同時に行い，高精度な消失点の検出を可能にする手法である．この手法は消失点をガウス球面上で表現するため，画像平面上で消失点を計算する TAM とは異なり，無限遠に消失点が存在する場合でも例外として扱うことなく計算できる.

シミュレーション画像を使用した実験において，提案手法 TVM は TAM と比べ，精度よく消失点を検出した．また，消失点が無限遠ある場合でも検出可能であった．しかし，消失点の検出精度にはさらなる改善の余地がある．精度が向上しない理由の 1 つに，線分検出の精度による影響が考えられる．そのため，高精度な線分検出方法についての検討が必要である．さらに，今回の実験では閾値は我々が任意に設定したが，画像サイズに応じてどのような閾値が適当かを検討する必要がある．以上より，今後の課題としてより良い検出精度を持つ線分検出手法の検討，種々のパラメータの最適化が挙げられる.

参考文献

[1] Guanghui Wang, Hung-Tat Tsui, Q.M. Jonathan Wu, “What can we learn about the scene structure from three orthogonal vanishing point in images, ” Pattern Recognition Letters 30, pp.192-202, (2009)

[2] S.Barnard, “Interperting Perspective Images,” Arti_cial Intelligence, Vol.21, pp.435-462, (1983).

[3] Lutton, E., Maitre, H., and Lopez-Krahe, J., “Contribution to the determination of vanishing points using hough transform, ” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 16, 4 (Apr.), pp.430–438, (1994).

[4] Jefferey A. Shufelt, “Performance Evaluationand Analysis of Vanishing Point Detection Techniques,” IEEE Transactions on Pattern Analysisand Machine Intelligence, Vol.21, No.3, pp. 282.288, (1999).

[5] Burchardt, C. B., and Voss, K, "Robust vanishing point determination in noisy images," ICPR, Vol.1, pp.559-562, (2000).

[6] D. G. Aguilera, J. G. Lahoz, and J. F. Codes, “A New Method for Vanishing Points Detection in 3D Reconstruction from a Single View,” Proceedings of the ISPRS Working Group V/4 Workshop 3D-ARCH 2005, Vol.25, No.4, pp.502-507, (2005).

[7] 鈴木卓, 東海林健二,外山史,宮道壽一, "消失点検出における四面体体積最小化法の提案," FIT2011 情報科学技術フォーラム講演論文集 10(3), pp149-152, (2011)

[8] Martin A. Fischler, and Robert C. Bolles, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," Comm. of the ACM, Vol.24, pp.381-395, (1981).

[9] Jean-Charles Bazin, Yong Duek Seo, Cedric Demonceaux, Pascal Vasseur, Katsushi Ikeuchi, InSo Kweon, Marc Pollefeys, “Globally Optimal Line Clustering and Vanishing Point Estimation in Manhattan World,” CVPR, (2012).

[10] Xu Y., Oh S., Hoogs A, “A Minimum Error Vanishing Point Detection Approach for Uncelebrated Monocular Images of Man-made Environments, ” CVPR Portland Oregon, pp.1376-1383, (2013).

[11] J. Tardif, “Non-iterative approach for fast and accurate vanishing point detection,” IEEE 12th ICCV, pp1250-1257, (2009).

[12] T.Tanaka, K. Shoji, F. Toyama, and J. Miyamichi, “Layout Analysis of Tree-Structured Scene Frames in Comic Images,” Proc. 20th International Joint Conf. on Artificial Intelligence, pp.2885-2890, (2007).