

3次元物体投影像における一撃的交差形状解析法

磯 俊 樹† 志 沢 雅 彦††

人間は複雑なシーンを瞬時に認識する能力を有している。人間の視覚情報処理モデルを工学的に考えた場合、処理の高速化をはかる上でも特徴抽出部に相当する初期視覚モデルには効率的かつ並列的な処理が求められる。既に、我々は、画像認識・理解における遮蔽問題等で重要な手がかりとなる交差形状検出を、局所微分情報を用いて一撃的に検出するアルゴリズムの提案を行った。今回は、3次元物体投影像に現れる Y, arrow, K, Ψ 交差といった一般の交差形状についても分類可能になるように理論の拡張を行う。また、本手法で用いるエネルギー積分領域の最適サイズの設定を画像微分情報に基づき行う方法も提案する。さらに、3次元物体投影像に現れる代表的な交差形状を多く含む積木のシーンをカメラで取り込んで得られた実画像に対しても本手法が有効であることを示す。

Junctions Analysis on the Projected Image of 3D Objects

TOSHIKI ISO † and MASAHIKO SHIZAWA ††

It is important to analyze the projected image for interpreting 3D objects. To do this, it is necessary to analyze junctions as Y-junctions and arrow-junctions which are composed of multiple edges. We have already introduced the one-shot algorithm for detecting L-, T- and X-junctions; this algorithm investigates two criteria by using local image derivatives. Now, to analyze junctions on the projected image, we propose a one-shot algorithm able to detect Y-junctions, arrow-, K-, and Ψ -junctions.

1. ま え が き

人間は、瞬時に外界からの情報を処理し、複雑な状況を認識・理解する能力を有している。人間の視覚情報処理モデルは、その処理過程を大別すると初期視覚、中期視覚、高次視覚というモジュールごとに分けることができる。特に、視覚認識・理解を実現する上で、画像から特徴抽出を行う初期視覚の段階では、高次処理を行うために適切な形での特徴抽出を行うことが必要であり、また、処理の高速化の面からも効率的な一撃処理が要求される。例えば、物体間の位置関係を知る上で重要な手がかりとなる交差形状¹⁾の抽出では、交差形状の種類を解析する一撃的処理が望まれる。

従来から行われている濃淡画像での交差検出の研究は、Gauss 曲率を尺度にするなど微分幾何学に基づいた手法が多く、ほとんどは交差位置の検出にとどまり、交差形状を分類するものはなかった^{2)~5)}。他の交差形

状解析法として交差のモデルを用いた方法⁶⁾や緩和計算を用いた方法⁷⁾も提案されているが、計算量が多いという欠点を有していた。また、steerable filter^{8),9)}、deformable kernel¹⁰⁾、quadrature pair filter¹¹⁾等からのフィルター応答を調べることで交差検出を行っている例があるが、いずれもフィルタ応答の極値を探索する必要があり、さらには、複雑な交差部分の抽出には、方向パターン間の干渉問題を避けるために指向性の狭い高次微分フィルタを用いなければならないという欠点があった。また、着目点を中心とする同心円状に扇形をした一次微分フィルタを多数配置するファンオペレータと名付けられた交差形状抽出法も提案されている¹²⁾。しかし、これもフィルタ応答に基づいて極値探索を必要としていた。また、ファンオペレータの幅が検出精度に影響を与えており、離散化された方向しか検出できなかった。

そこで我々は、低次微分情報のみを用いて、フィルタ応答からの極値を探索することなく、2方向のエッジからできる L, T, X 交差形状を一撃的に抽出する方法を提案した¹³⁾。この手法は、次の二つの段階からなっていた。

1. 交差形状を構成している二重エッジの方向を同時

† NTT ヒューマンインタフェース研究所
NTT Human Interface Laboratories

†† ATR 人間情報通信研究所

ATR Human Information Processing Laboratories

本研究は、ATR 人間情報通信研究所で行ったものである。

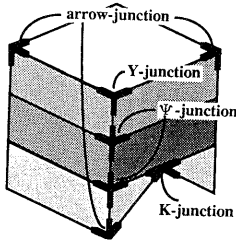


図1 3次元物体投影像に現れる交差形状例

Fig. 1 An example of junction types on the projected image of 3D object.

に検出する段階。

2. 上記で得られた二重エッジの方向と境界判定領域での濃淡形状を調べることで交差形状分類をする段階。

しかし、画像は一般に3次元シーンを2次元上に射影したものであるためにL, T, X交差だけではなく、Y交差, arrow交差, K交差, そして Ψ 交差といった3方向以上の異なるエッジが重なってできる交差形状(図1)も含んでいる。従って、遮蔽問題などを解く上では、このような交差形状も解析する必要がある。

そこで今回は、前回提案した一撃的L, T, X交差形状解析法をエッジが三重になってできる交差形状に対しても解析できるようにアルゴリズムの拡張を行う。また、前回提案した手法では、多重方向検出の際に用いるエネルギー積分領域を、交差形状検出を行う画像のノイズの状況によってヒューリスティックに決めた。今回は、画像の微分情報に基づいて、エネルギー積分領域を設定する方法の提案も行う。さらに、本アルゴリズムを用いたシミュレーションを人工画像と3次元物体投影像に現れる代表的な交差形状を多く含む積木の実画像に対して行う。そして、これらの画像に対して本手法が有効であることを示す。

2. 一撃的交差形状解析理論

我々の提案する一撃的交差形状解析法には、交差形状を構成している多重エッジの方向を検出する段階と、そこで得られた多重エッジ方向と局所領域ごとの一次微分情報を用いて交差形状を分類する段階がある。ここでは、Y, arrow交差など3次元物体投影像に現れる交差形状の解析にも適用可能になるよう拡張した理論を各段階ごとに説明する。さらに、エネルギー積分領域の設定方法についても述べる。

2.1 三重方向同時検出理論

2.1.1 三重エッジの拘束条件と局所最適化

3次元投影像に現れる交差形状のほとんど大部分は、3方向までのエッジが交差してできている(図1)。従って、3次元投影像に現れる交差形状解析を行うためには、三重エッジ方向同時検出までを行えばよいことになる。そして、三重エッジ方向を一撃的に検出する理論は、二重エッジ方向同時検出^{13),15)}を拡張して得られる。これは、文献^{14),15)}で与えられた演算子形式の「重ね合わせの原理」の応用である。

ここで、三重エッジを含む画像 $f(x, y)$ が3個のエッジ $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3$ をそれぞれ一つだけを含む画像 $f_1(x, y), f_2(x, y), f_3(x, y)$ の加法的重ね合わせ、すなわち、

$$f(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y) + f_3(x, y) \quad (1)$$

で表現できると仮定する(図2)。このとき、三重エッジの拘束条件は、それぞれ単一エッジの拘束条件

$$\{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_1(x, y) = 0 \quad (2)$$

$$\{(\vec{p}_2 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_2(x, y) = 0 \quad (3)$$

$$\{(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_3(x, y) = 0 \quad (4)$$

の左辺に出てくる演算子の積をとることで以下のように表される。

$$\{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f(x, y) = 0 \quad (5)$$

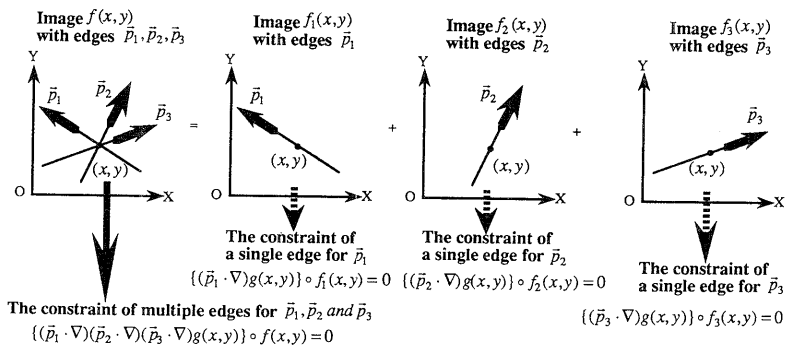


図2 重ね合わせの原理を用いて拡張した三重エッジの拘束条件

Fig. 2 Constraint of triple edges based on the Principle of Superposition.

ただし、 $A \cdot B$ は、 A と B の内積を表す。また、 $\nabla = \frac{\partial}{\partial x} \vec{e}_x + \frac{\partial}{\partial y} \vec{e}_y$ (\vec{e}_x と \vec{e}_y は、それぞれ x, y 方向の単位ベクトル。)である。そして、 $g(x, y)$ は窓関数を表し、 $A \circ B$ は、 A と B の畳み込みを表す。

この拘束条件は、式(5)の左辺を式(1)を用いて実際に展開すると成立することが容易にわかる^{13),14)}。(付録参照)

次にこの拘束条件(式(5))に基づいた三重エッジ方向検出の導出過程について説明する。一般に複数のエッジ方向を求めるためには、一点だけの情報では求まらない。従って、近傍の情報を統合する必要がある。ここでは、エッジ方向を求めたい点の近傍領域で最も三重エッジの拘束条件(式(5))を満足させるような $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3$ を求めればよい。ここで、条件 $|\vec{p}_1|^2 |\vec{p}_2|^2 |\vec{p}_3|^2 = 1$ のもとで最適化することを考え、ラグランジュの未定係数法を用いると、

$$E(\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3, \lambda) = \sum_{\epsilon(x,y)} \{ (\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y) \} \circ f(x, y)^2 + \lambda(1 - |\vec{p}_1|^2 |\vec{p}_2|^2 |\vec{p}_3|^2) \quad (6)$$

に停留値を与える $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3$ を求めればよい。ただし、 $\epsilon(x, y)$ はエネルギー積分領域を表し、最適化を行うための局所領域である。

このとき、式(6)の停留条件は、

$$\frac{\partial E}{\partial P_i} = 0 \quad (i=1, 2, \dots, 8), \quad \frac{\partial E}{\partial \lambda} = 0 \quad (7)$$

である。これは、以下に示すような固有値問題に帰着し、これを解いて得られる最小固有値に対応する固有ベクトルが方向ベクトルの最適解になる。

$$AX = \lambda BX \quad (8)$$

ただし、

$$A = \begin{pmatrix} a_{30,30} & a_{30,03} & a_{30,21} & a_{30,12} \\ a_{03,03} & a_{03,03} & a_{03,21} & a_{03,12} \\ a_{30,21} & a_{03,21} & a_{21,21} & a_{21,12} \\ a_{30,12} & a_{03,12} & a_{21,12} & a_{12,12} \end{pmatrix}, \quad B = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \frac{2}{3} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & \frac{2}{3} \end{pmatrix}, \quad X = \begin{pmatrix} P_1 \\ P_2 \\ Q_1 \\ Q_2 \end{pmatrix} \quad (9)$$

である。行列 A の成分は次のように定義される。

$$a_{ij,kl} = 2 \sum_{\epsilon(x,y)} W_{ij} W_{kl} \quad (10)$$

$$(i, j, k, l = 0, 1, 2, 3; i+j=3; k+l=3)$$

$$W_{30} = \frac{\partial^3 g}{\partial x^3} \circ f, \quad W_{03} = \frac{\partial^3 g}{\partial y^3} \circ f$$

$$W_{21} = \frac{\partial^3 g}{\partial x^2 \partial y} \circ f, \quad W_{12} = \frac{\partial^3 g}{\partial x \partial y^2} \circ f \quad (11)$$

未知ベクトル X の成分は次の様に定義される。

$$P_1 = p_{1x} p_{2x} p_{3x}, \quad P_2 = p_{1y} p_{2y} p_{3y}, \quad P_3 = p_{1x} p_{2x} p_{3y}, \quad P_4 = p_{1x} p_{2y} p_{3x}, \quad P_5 = p_{1y} p_{2x} p_{3x}, \quad P_6 = p_{1x} p_{2y} p_{3y}, \quad P_7 = p_{1y} p_{2x} p_{3y}, \quad P_8 = p_{1y} p_{2y} p_{3x} \quad (12)$$

$$Q_1 = P_3 + P_4 + P_5 \quad (13)$$

$$Q_2 = P_6 + P_7 + P_8 \quad (14)$$

である。

固有値問題(8)を解くことで P_1, P_2, Q_1, Q_2 の値が求まる。そして、三重エッジの方向 $\vec{p}_1 = (p_{1x}, p_{1y}), \vec{p}_2 = (p_{2x}, p_{2y}), \vec{p}_3 = (p_{3x}, p_{3y})$ を求めるために、連立方程式

$$\begin{cases} p_{1x} p_{2x} p_{3x} & = P_1 \\ p_{1y} p_{2y} p_{3y} & = P_2 \\ p_{1x} p_{2x} p_{3y} + p_{1x} p_{2y} p_{3x} + p_{1y} p_{2x} p_{3x} & = Q_1 \\ p_{1x} p_{2y} p_{3y} + p_{1y} p_{2x} p_{3y} + p_{1y} p_{2y} p_{3x} & = Q_2 \end{cases} \quad (15)$$

を $|\vec{p}_1|^2 = 1, |\vec{p}_2|^2 = 1, |\vec{p}_3|^2 = 1$ という条件のもとで以下のように場合分けをして解く。

Case (i) : $P_1 = p_{1x} p_{2x} p_{3x} \neq 0$

このとき、式(15)の両辺を P_1 で割ると、

$$\begin{cases} \frac{P_2}{P_1} = k_1 k_2 k_3 \\ \frac{Q_1}{P_1} = k_1 + k_2 + k_3 \\ \frac{Q_2}{P_1} = k_1 k_2 + k_2 k_3 + k_3 k_1 \end{cases} \quad (16)$$

となる。なお、

$$k_1 = \frac{p_{1y}}{p_{1x}}, \quad k_2 = \frac{p_{2y}}{p_{2x}}, \quad k_3 = \frac{p_{3y}}{p_{3x}} \quad (17)$$

である。

式(16)について代数方程式の解と係数との関係を用いると下記のような t に関する三次方程式が得られる。

$$t^3 - \left(\frac{Q_1}{P_1}\right)t^2 + \left(\frac{Q_2}{P_1}\right)t - \left(\frac{P_2}{P_1}\right) = 0 \quad (18)$$

よって、この三次方程式の3実解が、三重エッジ方向の正接になる。三重エッジ方向は以下のように求まる。

$$\vec{p}_1 = \begin{pmatrix} \cos \theta_1 \\ \sin \theta_1 \end{pmatrix}, \quad \vec{p}_2 = \begin{pmatrix} \cos \theta_2 \\ \sin \theta_2 \end{pmatrix}, \quad \vec{p}_3 = \begin{pmatrix} \cos \theta_3 \\ \sin \theta_3 \end{pmatrix} \quad (19)$$

ただし、

$$\theta_1 = \tan^{-1}(k_1), \quad \theta_2 = \tan^{-1}(k_2), \quad \theta_3 = \tan^{-1}(k_3) \quad (20)$$

表1 三重方向同時検出解析結果
Table 1 Result for Analysis of triple orientation.

	p_1^-	p_2^-	p_3^-
Case (i) : $P_1 \neq 0$	(p_{1x}, p_{1y})	(p_{2x}, p_{2y})	(p_{3x}, p_{3y})
Case (ii) : $P_1=0, Q_1 \neq 0$	$(0, 1)$	(p_{2x}, p_{2y})	(p_{3x}, p_{3y})
Case (iii) : $P_1=0, Q_1=0, Q_2 \neq 0$	$(0, 1)$	$(0, 1)$	(p_{3x}, p_{3y})

である。

Case (ii) : $P_1=0, Q_1 \neq 0$

連立方程式(15)が p_{1x}, p_{2x}, p_{3x} に関して対称なので、

$$p_{1x}=0 \tag{21}$$

を仮定しても一般性を失わない。このとき、 $|\vec{p}_1|^2=1$ より、

$$p_{1y}=\pm 1 \tag{22}$$

となり、

$$k_1=\pm \infty \left(\theta_1=\pm \frac{\pi}{2} \right) \tag{23}$$

が得られる。このように、 k_1 の値として二つ得られるが、求めるエッジの方向としてはどちらも同じことを表している。次の交差形状分類の段階でも、得られるエッジ方向と反対符号の方向も考慮することになるので、以下、 k_1 は、正の符号の値を取ることにする。このとき、式(15)の両辺を Q_1 で割ると、下記のようなる。

$$\begin{cases} \frac{P_2}{Q_1}=k_2k_3 \\ \frac{Q_2}{Q_1}=k_2+k_3 \end{cases} \tag{24}$$

式(24)に代数方程式の解と係数との関係を用いると、下記のような t に関する二次方程式が得られる。

$$t^2 - \left(\frac{Q_2}{Q_1} \right) t + \left(\frac{P_2}{Q_1} \right) = 0 \tag{25}$$

よって、この二次方程式の2実解が、残り二つのエッジ方向の正接になる。従って、三重エッジ方向は以下のように求まる。

$$\vec{p}_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \vec{p}_2 = \begin{pmatrix} \cos \theta_2 \\ \sin \theta_2 \end{pmatrix}, \vec{p}_3 = \begin{pmatrix} \cos \theta_3 \\ \sin \theta_3 \end{pmatrix} \tag{26}$$

ただし、

$$\theta_1 = \frac{\pi}{2}, \theta_2 = \tan^{-1}(k_2), \theta_3 = \tan^{-1}(k_3) \tag{27}$$

である。

Case (iii) : $P_1=0, Q_1=0, Q_2 \neq 0$

Case (i), (ii)と同様にして、式(15)を $P_1=0, Q_1=0, |\vec{p}_1|^2=1, |\vec{p}_2|^2=1$ の条件のもとで解くと次のように三重エッジ方向の正接が求まる。(ここでも、Case (ii)と同様に k_1, k_2 については、正符号の方向を取ることにする。)

$$k_1=\infty, k_2=\infty, k_3=\frac{P_2}{Q_2} \tag{28}$$

従って、三重エッジ方向は以下のように求まる。

$$\vec{p}_1 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \vec{p}_2 = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}, \vec{p}_3 = \begin{pmatrix} \cos \theta_3 \\ \sin \theta_3 \end{pmatrix} \tag{29}$$

ただし、

$$\theta_1 = \frac{\pi}{2}, \theta_2 = \frac{\pi}{2}, \theta_3 = \tan^{-1}(k_3) \tag{30}$$

である。なお、ここで求めた θ_1, θ_2 は同じ方向であるが、方向数は二つとして考えることとする。以上の解析結果を表1に示す。

2.1.2 エネルギー積分領域の決定

エネルギー積分領域とは、2.1.1でも述べたように、三重エッジの拘束条件に基づき三重エッジ方向の最適化を行う局所領域のことである。この際に行う最適化では、エネルギー積分領域の取り方が検出する方向精度や計算量に影響を与えるので、各点ごと適的に領域を決めることが要求される。また、三重エッジ方向同時検出の際に解く最適化問題は局所領域における一種の data fitting 問題である。ここで、扱う画像には細かいテクスチャによってできるエッジが含まれていないとする。このとき、エッジ方向を精度良く検出し、かつ効率的な計算コストで行うためには、濃淡変化がある所とない所でエネルギー積分領域の大きさを変える必要がある。すなわち、濃淡値の変化(微量)のばらつきが小さい所ではエネルギー領域を小さく取ることによって計算量を抑え、また、変化のばらつきが大きい

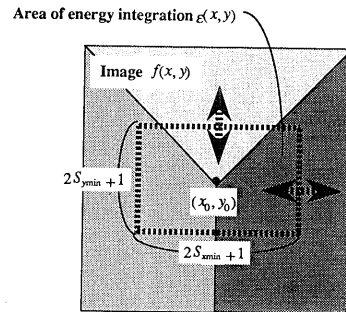


図3 エネルギー積分領域
Fig. 3 Area of energy integration.

所ではエネルギー領域を大きく取ることで data fitting が容易で、エッジ方向の精度を上げることができる。

そこである範囲で局所領域を変化させ、その局所領域内における各点の微分量の分散が小さくなるような局所領域をエネルギー積分領域として選ぶこととした(図3)。そして、その評価量として、以下に定義する一次微分エネルギー $ED(x, y)$ を用いた。

$$ED(x, y) = \left\{ \frac{\partial}{\partial x} g(x, y) \circ f(x, y) \right\}^2 + \left\{ \frac{\partial}{\partial y} g(x, y) \circ f(x, y) \right\}^2 \quad (31)$$

このとき、ある点 (x, y) におけるエネルギー積分領域 $\epsilon(x, y)$ は、次の条件を満たす矩形領域を用いた。

$$\epsilon(x, y) = \{(x, y) \mid |x - x_0| \leq s_{x_{min}}, |y - y_0| \leq s_{y_{min}}\} \quad (32)$$

$((x_0, y_0)$ を中心に $(2s_{x_{min}} + 1) \times (2s_{y_{min}} + 1)$ の矩形領域)ただし、 $s_{x_{min}}, s_{y_{min}}$ は、 ED の分散 V_{ED} に最小を与える値である。

2.2 Y, arrow, K, Ψ 交差等を含む一般の交差形状分類理論

2.2.1 交差形状分類基準

次に、2.1 で得られた三重エッジ方向から、Y, arrow, K, Ψ 交差等を含む一般の交差形状分類について説明する。ここで分類するための評価基準は、L, T, X 交差解析のときと同様に次にあげる二つである。

基準(1)：境界線、すなわちエッジとして存在するか？

基準(2)：境界線で挟まれた部分とそれ以外の部分での濃淡形状に矛盾がないか？

しかし、今回は各点ごとにエネルギー積分領域が異なるので、前回で定義した局所一次微分情報から得られる評価値では、上記の二つの基準を正しく判断することができない。そこで、各点での境界判定領域における局所一次微分情報を適切に反映させるために、以下に定義するそれぞれの方向微分量の平均値を評価量として用いる。

[境界判定領域における順方向微分量の平均]

$$AD_{\vec{v}} = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in \delta(\vec{v})} [\{\vec{v} \cdot \nabla g(x, y)\} \circ f(x, y)] \quad (33)$$

$$(\vec{v} = \pm \vec{p}_1, \pm \vec{p}_2, \dots, \pm \vec{p}_n)$$

[境界判定領域における法線方向微分量の平均]

$$AD_{\vec{v}_\perp} = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in \delta(\vec{v})} [\{\vec{v}_\perp \cdot \nabla g(x, y)\} \circ f(x, y)] \quad (34)$$

$$(\vec{v}_\perp = \pm \vec{p}_{1\perp}, \pm \vec{p}_{2\perp}, \dots, \pm \vec{p}_{n\perp})$$

ただし、 $\delta(\vec{v})$ は境界判定領域、 N は境界判定領域内に含まれる点の個数を表す。また、 \vec{v}_\perp とは、 \vec{v} を反時計回りに $\frac{\pi}{2}$ 回転したものである(図4, 図5)。

交差形状分類のための判定基準

境界線として存在するための判定基準 最初に、基準(1)の判定方法について述べる。

前回の手法¹³⁾では、境界判定領域 $\delta(\vec{v})$ で任意方向の濃淡変化がなければ、 \vec{v} が境界線(エッジ)ではないと判定した。ここで述べている任意方向の濃淡変化がないということは、互いに直交している方向(\vec{v}, \vec{v}_\perp)の微分和がそれぞれ微小であることと等価であ

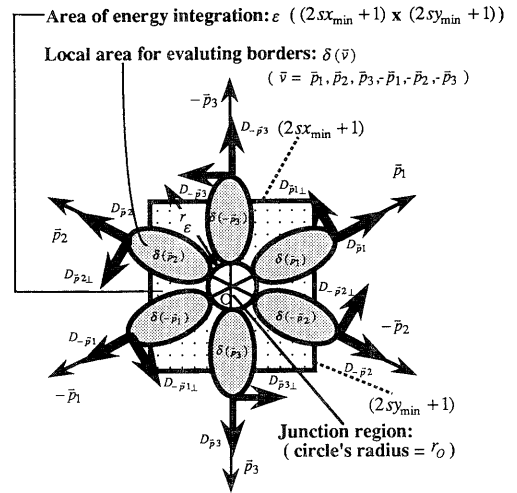


図4 交差形状を決定する局所微分情報
Fig. 4 Local derivative information for determining the junction.

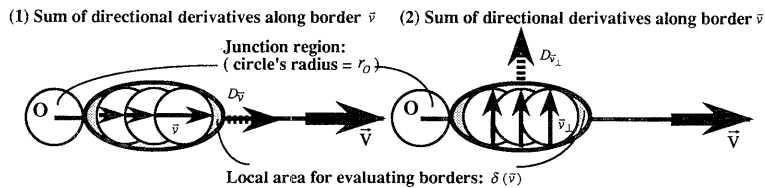


図5 境界判定領域での微分情報
Fig. 5 Derivative information in the local area for evaluating borders.

る。従って、以下の条件を用いて \vec{v} が境界線として存在するか否かを判定した。

$$\begin{cases} |AD_{\vec{v}}| \approx 0 \\ |AD_{\vec{v}_\perp}| \approx 0 \end{cases} \quad (35)$$

しかし、式(35)をこのままの形で用いると、実際には *threshold* の設定が $AD_{\vec{v}}, AD_{\vec{v}_\perp}$ のそれぞれについて必要となってしまう。従って、今回は、境界線存在のための条件になっていた式(35)を以下に示すような条件に置換えて判定することにした。

$$\begin{cases} \left| \frac{AD_{\vec{v}}}{AD_{\vec{v}_\perp}} \right| < \textit{threshold} \\ |AD_{\vec{v}_\perp}| \neq 0 \end{cases} \quad (36)$$

これは、 $AD_{\vec{v}}$ の値に比べ $AD_{\vec{v}_\perp}$ の値が大きく、かつ、 $|AD_{\vec{v}_\perp}| \neq 0$ である場合についてのみ、 \vec{v} 方向に境界線が存在すると判断できる。従って、式(36)を用いれば、一つの *threshold* を決めることで判定に使えることになる。

境界線で挟まれた領域間における濃淡形状の矛盾性の判定基準 次に各境界線で挟まれた領域間での濃淡形状に矛盾があるか否かの判定方法について述べる。境界線で挟まれた部分の濃淡には、大小関係がある。境界線として $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3$ が選ばれた場合の例を考える。このとき、それぞれの境界線によって挟まれてできる領域の濃淡形状に矛盾が生じない全ての場合を図6に示す。これより、各境界線の $AD_{\vec{v}_\perp}$ の符号が全て同じではない場合が各境界線で挟まれた領域の濃淡の大小関係に矛盾を生じさせないことが分かる。境界

線の数が増えても同様に考えることができるので、一般に n 本の境界線 $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \dots, \vec{p}_n$ で分けられる領域間の濃淡形状に矛盾が生じるのは以下の条件を満たす場合であることが分かる。

$$\begin{aligned} & (AD_{\vec{p}_{1\perp}} > 0 \wedge AD_{\vec{p}_{2\perp}} > 0 \cdots \wedge AD_{\vec{p}_{n\perp}} > 0) \\ & \vee (AD_{\vec{p}_{1\perp}} < 0 \wedge AD_{\vec{p}_{2\perp}} < 0 \cdots \wedge AD_{\vec{p}_{n\perp}} < 0) \end{aligned} \quad (37)$$

2.2.2 交差形状分類手順

2.2.1 で述べた二つの分類基準の判定方法を用いれば、以下に示す手順のように一般の交差形状を分類することができる。

1. 多重方向同時検出によって得られた多重エッジ方向が n 本である場合、それぞれの反対方向を含めて $2n$ 本の境界線候補について考える。
2. 式(34)を用いて、 $2n$ 本の境界線候補が境界線エッジとして存在するか否かを式(36)の基準を用いて調べる。
3. 式(34)を用いて、2.2.1の基準、すなわち、式(37)が満たされているか否かを調べる。もし、式(37)が満たされていない場合は、交差形状が存在すると判断する。

[例] $n=3$ の場合を考える。このとき、境界線候補6本 ($\pm \vec{p}_1, \pm \vec{p}_2, \pm \vec{p}_3$) のうち、式(35)を満たす $\vec{p}_1, \vec{p}_3, -\vec{p}_2, -\vec{p}_3$ の4本の境界線候補が残ったとする。このとき、

$AD_{\vec{p}_{1\perp}} > 0, AD_{\vec{p}_{3\perp}} > 0, AD_{-\vec{p}_{2\perp}} < 0, AD_{-\vec{p}_{3\perp}} < 0$ であれば図7に示される K 交差に分類されることに

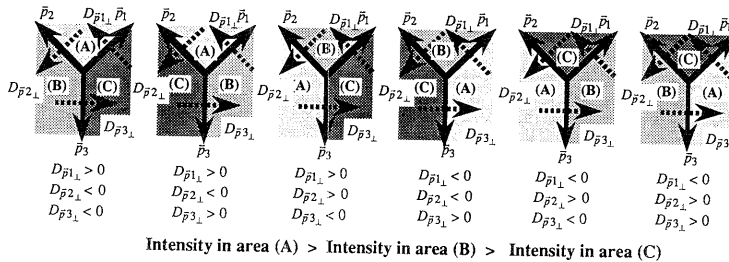


図6 存在し得る Y 交差の濃淡形状
Fig. 6 Shapes of intensity at neighborhoods of Y-junctions.

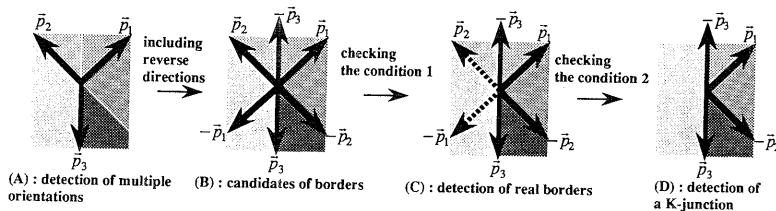


図7 K 交差の分類手順例
Fig. 7 An example for classifying K-junction.

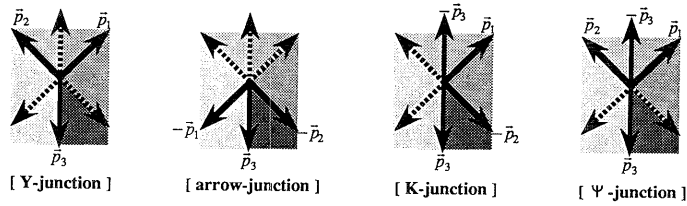


図8 Y, arrow, K, Ψ 交差例
Fig. 8 An example for Y-, arrow-, K- and Ψ -junction.

なる。

上記の例と同様に行うと, Y, arrow, K, Ψ 交差は, 下記に示す条件に基づいて分類することができる (図8).

[Y 交差]

$$AD_{\vec{p}_1} \neq 0, AD_{\vec{p}_2} \neq 0, AD_{\vec{p}_3} \neq 0, \\ \pi < \text{angle}(\vec{p}_1, \vec{p}_2) + \text{angle}(\vec{p}_2, \vec{p}_3)$$

[arrow 交差]

$$AD_{-\vec{p}_1} \neq 0, AD_{\vec{p}_2} \neq 0, AD_{-\vec{p}_3} \neq 0, \\ 0 < \text{angle}(-\vec{p}_1, \vec{p}_2) + \text{angle}(\vec{p}_2, -\vec{p}_3) < \pi$$

[K 交差]

$$AD_{-\vec{p}_3} \neq 0, AD_{\vec{p}_1} \neq 0, AD_{-\vec{p}_2} \neq 0, AD_{\vec{p}_3} \neq 0, \\ \text{angle}(-\vec{p}_3, \vec{p}_1) + \text{angle}(\vec{p}_1, -\vec{p}_2) \\ + \text{angle}(-\vec{p}_2, \vec{p}_3) = \pi$$

[Ψ 交差]

$$AD_{\vec{p}_2} \neq 0, AD_{-\vec{p}_3} \neq 0, AD_{\vec{p}_1} \neq 0, AD_{\vec{p}_3} \neq 0, \\ 0 < \text{angle}(\vec{p}_2, -\vec{p}_3) + \text{angle}(-\vec{p}_3, \vec{p}_1) < \pi$$

ただし, $\text{angle}(\vec{A}, \vec{B})$ は, \vec{A}, \vec{B} がなす小さい方の角度を表す。

3. シミュレーション

本アルゴリズムを用いて実際に人工画像と実画像についてシミュレーションを行った。ここでは, 現実のシーンで表れる交差形状のほとんどが, 三重以下のエッジで構成されていることを踏まえ, 本シミュレーションでの解析対象は, 三重以下のエッジで構成される交差形状までとした。

3.1 交差形状解析アルゴリズム

交差形状解析アルゴリズムの処理手続きについて説明する (図9)。

(1) 実画像 (256[pixel]×256[pixel], 256 階調) のコントラストを上げるため濃度階調の線形変換を行う。ただし, 人工画像については, この処理は行わない。

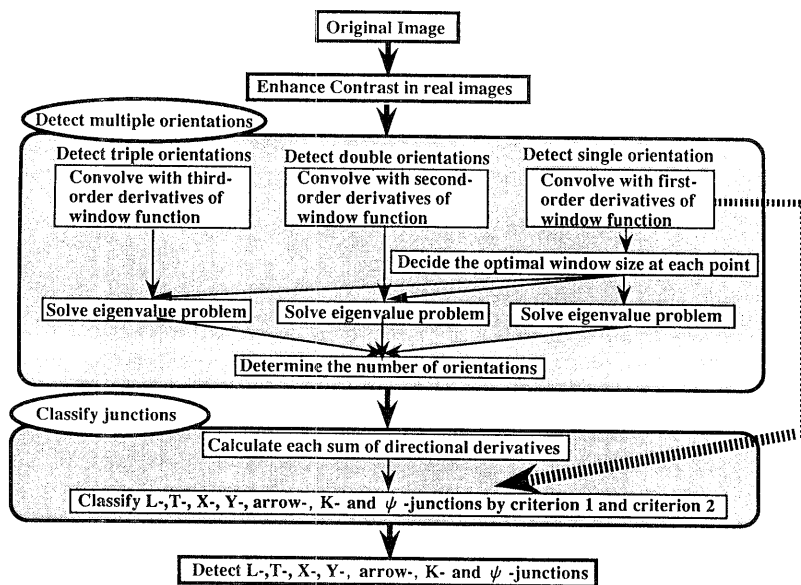


図9 一撃的 L, T, X, arrow, K, Ψ 交差検出
Fig. 9 The flow of a one-shot algorithm for detecting L-, T-, X-, Y-, arrow-, K- and ψ -Junctions.

- (2) 画像と窓関数 $g(x, y)$ の一次微分, 三次微分のそれぞれについて畳み込み演算を行う。なお, ここで用いる窓関数 $g(x, y)$ はガウス関数である。

$$g(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left[-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right] \quad (38)$$

なお, 用いたスケールパラメータは, $\sigma=1$ である。

- (3) 各点ごとに, $4[\text{pixel}] \leq s_x \leq 20[\text{pixel}], 4[\text{pixel}] \leq s_y \leq 20[\text{pixel}]$ の範囲で s_x, s_y をそれぞれ独立に変化させ, 一次微分エネルギー ED の分散 V_{ED} が最小になるような s_{xmin}, s_{ymin} を求め, 矩形領域 $(\epsilon(x, y) = \{(x, y) | |x - x_0| \leq s_{xmin}, |y - y_0| \leq s_{ymin}\})$ をエネルギー積分領域として用いる。
- (4) 各点ごとに固有値問題を解いて三重方向を算出する。なお, 2.1.1 における代数方程式は, Jenkins-Traub 法により解いた。

なお, シミュレーションで用いたパラメータを以下に示す。

交差近傍領域: 半径 $r_0=2[\text{pixel}]$ の円内

境界判定領域 $\delta(\vec{v})$: 交差点 O から半径 r_0 だけ離れた点から $2L$ (ただし, L は, s_{xmin}, s_{ymin} のうち大きい方の値) までの間にある境界線上の点

境界線エッジ判定で用いるしきい値: $threshold=0.4$

(図 4, 図 5 参照)

- (5) 上記で求めた多重方向と一次微分量を用いて, 境界判定領域での各方向微分量の平均値 ($AD_{\vec{v}}, AD_{\vec{v}_\perp}$) を算出し, それを用いて交差形状分類

を行う。

- (6) Y, arrow, K, Ψ 交差形状等を抽出する。

3.2 シミュレーション結果

図 10 は人工画像におけるエネルギー積分領域の設定結果を矩形で 16[pixel] ごとに示してある。図 11 は人工画像の, そして, 図 12 はカメラから取り込んだ実画像の交差形状抽出結果である。特に, 図 12 では, 白い矩形で囲まれた部分の 1 画素を (17[pixel] \times 17[pixel]) に拡大して表示してある。

今回は, 人工画像, 実画像の両方とも, 三重エッジ方向で構成される交差形状を抽出するために, 各点とも三重エッジ方向があるとして方向を抽出し, その結果に基づいて交差形状分類を行った。人工画像(図 11)では, 三重エッジによって構成される Y, arrow, K, Ψ 交差はすべて抽出することができた。また, 二重エッジで構成される L, T 交差や単方向エッジも, 一部

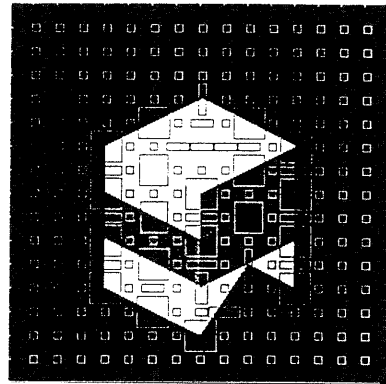
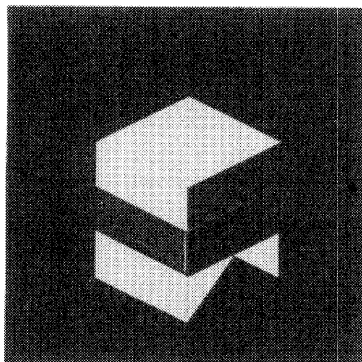
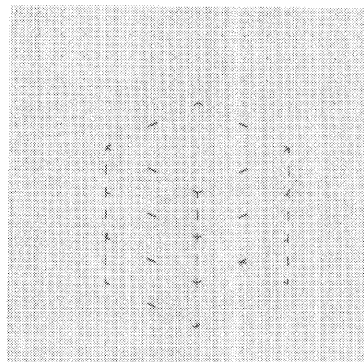


図 10 局所微分情報に基づいたエネルギー積分領域の決定
Fig.10 Areas of energy integration determined by using local image derivatives.



(a) Original image (Artificial image)



(b) Results

図 11 人工画像からの Y, arrow, K, Ψ 交差抽出

Fig. 11 Detecting Y-, arrow-, K- and Ψ -junctions from artificial images.

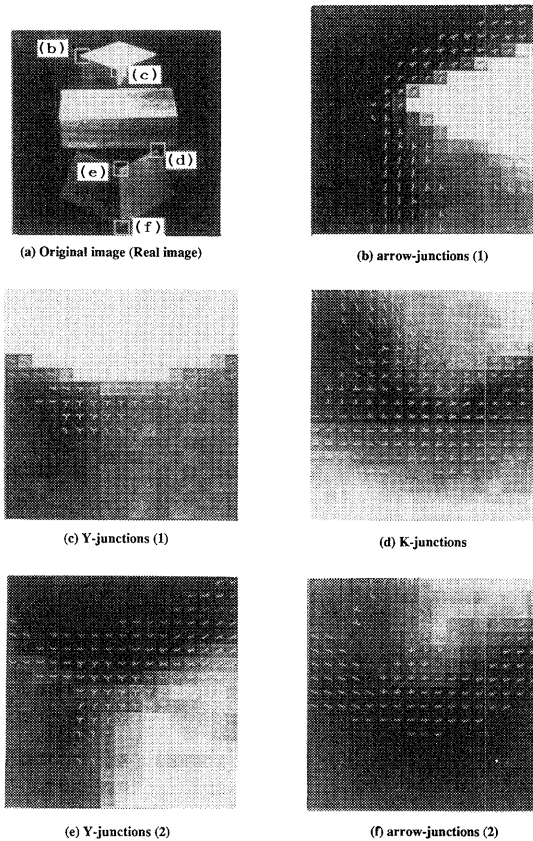


図 12 実画像からの Y, arrow, K 交差抽出

Fig. 12 Detecting Y-, arrow- and K-junctions from artificial images.

の T 交差を除いて正しく抽出することができた。今回、用いた実画像は、多種の交差形状が現れるよう積木を撮影したものを使った。人工画像の場合のように交差位置を明確に決定することができないので、交差付近における各点での交差形状解析結果を拡大図によって示した。この結果(12)からも分かるとおり、交差部分の近傍では、三重エッジによって構成される Y, arrow, K, Ψ 交差の形状解析が行えていることが分かる。

4. む す び

3次元物体投影像に現れる Y, arrow, K, Ψ 交差といった複雑な交差形状を低次微分情報を用いて一撃的に抽出できるアルゴリズムの提案を行った。また、交差形状解析アルゴリズムを用いる際に必要なエネルギー積分領域を画像の一次微分情報だけから決定できる方法を提案した。そして、人工画像だけでなく実際に実画像に対しても適用できることを示した。

本アルゴリズムにより、エネルギー積分領域の設定

も含め、すべて画像の 3 次以下の微分情報だけを用いて交差形状解析を行うことができた。特に、画像の各局所部分の状態に応じて適応的にエネルギー積分領域を設定することで、実画像に対しての抽出精度が向上し、ロバスト性も増した。また、本アルゴリズムが従来のものとは異なり、完全に並処理になっているので、ハードウェア化することで処理時間の高速化が可能となる。

今回のシミュレーションでは、三重エッジで構成される交差形状の解析法のみを用いたが、単一方向エッジや二重エッジで構成される交差形状も一部の T 交差を除いて正しく解析することができた。しかし、より高い解析精度を求めるためには、交差形状を構成しているエッジの数(多重度)に応じた処理が必要となる。今後は、多重度の決定のための評価方法や交差形状位置の精度向上等の検討を行い、さらには、物体輪郭抽出や複数物体の分離抽出問題等への適用も考えていく。

謝辞 本研究の機会を与えて下さった ATR 人間情報通信研究所東倉洋一社長、同研究所第二研究室赤松茂室長に感謝いたします。また、本論文をまとめるに際し、日頃から御指導頂いている NTT 基礎研究所情報科学部石井健一郎部長、NTT ヒューマンインタフェース研究所第六プロジェクト伴野明リーダーに感謝いたします。

参 考 文 献

- 1) Lowe, D.G.: *Perceptual Organization and Visual Recognition*, Kluwer Academic Publishers (1985).
- 2) Kitchen, L. and Rosenfeld, A.: Gray-Level Corner Detection, *Pattern Recognition Letters*, Vol. 1, pp. 95-102 (1982).
- 3) Harris, C.G.: Determination of Ego-Motion from Matched Points, *Proc. Alvey Vision Conf. Cambridge, UK*, pp. 189-192 (1987).
- 4) Noble, J.A. Finding Corners, *Image and Vision Computing*, Vol. 6, No. 2, pp. 121-128 (1988).
- 5) Deriche, R. and Giraudon, G.: A Computational Approach for Corner and Vertex Detection, *International Journal of Computer Vision*, Vol. 10, No. 2, pp. 101-124 (1993).
- 6) Rohr, K.: Modelling and Identification of Characteristic Intensity Variations, *Image and Vision Computing*, Vol. 10, No. 2, pp. 66-76 (1992).
- 7) Matas, J. and Kittler, J.: Junction Detection Using Probabilistic Relaxation, *Image and*

- Vision Computing*, Vol. 11, No. 4, pp. 197-202 (1993).
- 8) Freeman, W. T. and Adelson, E. H.: The Design and Use of Steerable Filters, *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intell.*, Vol. PAMI-13, No. 9, pp. 891-906 (1991).
- 9) Freeman, W. T.: Steerable Filters and Local Analysis of Image Structure, Ph. D. Thesis, M. I. T. Media Lab. (1992).
- 10) Perona, P.: Steerable-Scalable Kernels for Edge Detection and Junction Analysis, *Image and Vision Computing*, Vol. 10, No. 10, pp. 663-672 (1992).
- 11) Rosenthaler, L., Heitger, F., Kubler, O. and Heydt, R. v. d.: Detection of General Edges and Keypoints, *Computer Vision-ECCV'92*, Springer-Verlag, pp. 78-86 (1992).
- 12) Nakamura, T., Xu, G. and Tsuji, S.: The Fan Operator for Detection of Junctions and Corners, *Proc. 1st Korea-Japan Joint Conference on Computer Vision*, pp. 480-486 (1991).
- 13) 磯 俊樹, 志沢雅彦: 局所微分情報に基づく交差形状解析—低次微分フィルタによる L, T, X 交差検出, 信学論 (D-II), Vol. J76-D-II, No. 12, pp. 2529-2536 (1993).
- 14) Shizawa, M. and Mase, K.: Principle of Superposition: A Common Computational Framework for Analysis of Multiple Motion, *Proc. IEEE Workshop on Visual Motion*, pp. 164-172 (1991).
- 15) Shizawa, M. and Iso, T.: Direct Representation and Detection of Multi-Scale, Multi-Orientation Fields Using Local Differentiation Filters, *Proc. IEEE CVPR'93*, pp. 508-514 (1993).

付 録

[三重エッジの拘束条件]

\vec{p}_1 方向のエッジ (エッジの濃淡は一様) を含む画像 $f_1(x, y)$ では, エッジ上の点 (x, y) における \vec{p}_1 方向の微分は 0 になるから

$$\{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_1(x, y) = 0 \quad (2)$$

が成立する. 同様に, 画像 $f_2(x, y)$ では \vec{p}_2 方向にエッジが, 画像 $f_3(x, y)$ では \vec{p}_3 方向にエッジが各々存在するなら, 以下の式が成立する.

$$\{(\vec{p}_2 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_2(x, y) = 0 \quad (3)$$

$$\{(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_3(x, y) = 0 \quad (4)$$

ここで, 三重エッジ $\vec{p}_1, \vec{p}_2, \vec{p}_3$ を含む画像 $f(x, y)$ が, \vec{p}_1 方向のエッジを含む画像 $f_1(x, y)$, \vec{p}_2 方向のエッジを含む画像 $f_2(x, y)$, そして \vec{p}_3 方向のエッジを含

む画像 $f_3(x, y)$ の加法的重ね合わせによってできると仮定すると以下の式が近似的に成立する.

$$f(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y) + f_3(x, y) \quad (1)$$

上記の条件のもとで, $\{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f(x, y)$ を展開すると

$$\begin{aligned} & \{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f(x, y) \\ &= \{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \\ & \quad \circ \{f_1(x, y) + f_2(x, y) + f_3(x, y)\} \\ & \quad \text{(式(1)より)} \\ &= (\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla) \{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_1(x, y) \\ & \quad + (\vec{p}_3 \cdot \nabla)(\vec{p}_1 \cdot \nabla) \{(\vec{p}_2 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_2(x, y) \\ & \quad + (\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla) \{(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f_3(x, y) \\ &= 0 + 0 + 0 \quad \text{(式(2), (3), (4)より)} \\ &= 0 \end{aligned}$$

となり, この条件 (式(1)~(4)) のもとでは, 三重エッジの拘束条件

$$\{(\vec{p}_1 \cdot \nabla)(\vec{p}_2 \cdot \nabla)(\vec{p}_3 \cdot \nabla)g(x, y)\} \circ f(x, y) = 0 \quad (5)$$

が成立することが分かる.

(平成 6 年 10 月 5 日受付)

(平成 7 年 1 月 12 日採録)



磯 俊樹

1986 年早稲田大学工学部応用物理卒業. 1988 年同大学大学院修士課程修了. 同年, NTT 入社. 以来, 同ヒューマンインタフェース研究所にてヒューマンビジョンの研究に従事. 1991 年からは, ATR 視覚機構研究所, ATR 人間情報通信研究所にてコンピュータビジョンの研究に従事. 1994 年 NTT ヒューマンインタフェース研究所に復帰. 画像認識の研究に従事. 電子情報通信学会, AVIRG, 日本光学学会各会員.



志沢 雅彦 (正会員)

1983 年東京大学工学部精密卒業. 1985 年同大学院修士課程修了. 同年 NTT 入社. 現在, ATR 人間情報通信研究所に勤務. 視覚情報処理の研究に従事. 現在は特にトランスペアレンシーを中心に研究している. 平成 5 年度精密工学会学会賞受賞. 電子情報通信学会, 精密工学会, 日本ロボット学会, IEEE, ACM, ARVO 各会員.