JAIST Repository
https://dspace.jaist.ac.jp/

Title	フロー外挿予測を用いた遮蔽、発生領域におけるオプティカルフロー推定
Author(s)	今村, 弘樹
Citation	
Issue Date	1999-03
Type	Thesis or Dissertation
Text version	author
URL	http://hdl.handle.net/10119/1227
Rights	
Description	Supervisor:小谷 一孔, 情報科学研究科, 修士

JAIST
JAPAN
ADVANCED INSTITUTE OF
SCIENCE AND TECHNOLOGY

Japan Advanced Institute of Science and Technology

修 士 論 文

フロー外挿予測を用いた遮蔽，発生領域における オプティカルフロー推定

指導教官　小谷 一孔 助教授

北陸先端科学技術大学院大学
情報科学研究科情報処理学専攻

今村 弘樹

1999 年 2 月 15 日

Copyright © 1999 by Hirokilmamura

要 旨

時間的に連続する画像から画像中の動物体を解析する手法として，画像上の画素毎における動きベクトルを求めるオプティカルフロー推定法が広く使用されている．プティカルフロー推定法には勾配法 [1][2][3][4] とブロックマッチング法 [5][6] がある．しかしながら，物体が連続するフレーム間で他の物体の蔭に隠れてしまう遮蔽領域，また，物体が次のフレームで出現する発生領域においては，勾配法では運動の不連続，輝度値の急激な変化，ブロックマッチング法では，対応点の消失によりフロー推定精度が低下してしまう等の問題点がある．

この問題点を解決するために従来，以下のような手法が提案されている．

(1) 拘束直線交点のモード [7]

(2) 拘束直線のクラスタリング [8]

(3) 多重オプティカルフロー [9]

しかし，上記の手法は遮蔽，発生領域に，近傍の領域のフローを割り当てるために，本来ならば動きの不連続がある領域の動きが連結したり，動きの連続性が考慮されていないフロー推定となってしまう．

そこで，本研究では，遮蔽，発生領域のフローを高精度に推定するために，遮蔽，発生領域を抽出し，遮蔽，発生領域の所属する領域を決定し，遮蔽，発生領域のフロー u, v成分をそれぞれ座標 (x, y) による関数と考え，遮蔽，発生領域のフローを所属領域から外挿予測することにより，動きの連続性を考慮した高精度なオプティカルフロー推定を行う [1] [2] ．

まず,『画像中のどこで遮蔽，発生が生じているのか』という情報を抽出するために動きの異なる物体間で遮蔽，発生が生じているという特徴抽出を以下の手順でおこなう．

step1．1 画素単位で遮蔽，発生領域抽出可能な精度をもつオプティカルフロー推定をおこなう．

step2．推定されたフロー情報から動きの連続性に基づく領域分割をおこなう．

step3．フロー情報と領域情報を用いて遮蔽，発生領域を抽出する．

遮蔽，発生領域のフローを外挿予測するために『抽出された遮蔽，発生領域がどの動き領域に属するのか』を決定する必要がある．このために更に以下の手順で処理を行う．

step4. 抽出された遮蔽，発生領域情報と領域分割情報を用いて遮蔽，発生領域の所属領域を決定する．

step5．遮蔽，発生領域の属する領域におけるフローを用いて遮蔽，発生領域のフローを外挿予測する．

フロー推定精度の低下する遮蔽，発生領域のフロー推定を高精度に推定するために，従来，ノイズに対してロバストとされる速度空間における交点の投票を用いる手法に 3 条件，重み関数を導入する手法を提案し，その手法を用いて，外挿予測を行うことによって，遮蔽，発生領域のフローを推定する手法を提案した．そして，モデル画像，ノイズを付加したモデル画像，実画像に対して投票のみと，投票に 3 条件と重み関数を導入した場合，さらに外挿予測を行う場合，それぞれの遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度の実験を行った．その結果，従来，雑音に対してロバストであるとされる投票のみを用いた手法に比べ，投票に 3 条件，重み関数を導入した手法を用いることで．遮蔽，発生領域のフロー推定精度を改善できた．また，投票に 3 条件，重み関数を導入した手法に比べ，さらに，遮蔽，発生領域のフローを遮蔽，発生の生じていない所属領域から外挿予測する手法を用いることで，モデル画像に対して最大，並進運動において誤差平均が投票のみを用いた場合の$\frac{1}{100}$に低下した．また，雑音を付加したモデル画像に対して最大，回転運動の PSNR=23.6[dB] において誤差平均が投票のみを用いた場合の$\frac{1}{79}$に低下し，フローの精度を改善できたさらに，実画像に対してフロー外挿予測を適用した結果，遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度を改善できた．

今後の課題としては，遮蔽，発生領域のフロー推定精度は所属領域のフロー推定精度に依存するので，所属領域のフロー推定精度の向上が必要となる．よって所属領域におけるより高精度なフロー推定法を検討する．また，実画像において時間的に照明変化が生ずるものがある．この照明変化の生じる実画像に対しても遮蔽，発生領域における高精度なフロー推定の可能な手法の検討を行う．さらに，遮蔽の生じている画像中の動き情報を用いての不審人物の監視，また，遮蔽の生じる状況下での視覚制御ロボットへの本手法の適用等を目指す．

目 次

1 はじめに **1**

2 オプティカルフロー推定と問題点 **2**

2.1 勾配法 2

2.1.1 オプティカルフロー拘束方程式 2

2.1.2 付加条件 3

2.2 ブロックマッチング法 5

2.3 フロー推定精度が著しく低下するシーン 6

2.3.1 遮蔽，発生 6

2.3.2 照明条件が変化 7

2.3.3 物体が空間的な輝度勾配を持たない 8

3 従来の遮蔽，発生領域のフロー推定方法 **9**

4 本研究の遮蔽，発生領域のフロー外挿予測を用いたオプティカルフロー推定法 **13**

4.1 遮蔽，発生領域におけるフロー推定のアプローチ 13

4.2 遮蔽，発生領域におけるフロー推定処理プロセス 14

4.2.1 本手法で用いるオプティカルフロー推定法 16

4.2.2 動きの連続性に基づく領域分割 22

4.2.3 遮蔽，発生領域抽出 24

4.2.4 遮蔽，発生領域の所属領域決定 26

4.2.5 遮蔽，発生領域のフロー外挿予測 27

5 オプティカルフロー推定実験 **30**

5.1 モデル画像に対するフロー推定実験 (実験 1) 30

5.2 ノイズを付加したモデル画像に対するフロー推定実験 (実験 2) 33

5.3 実画像への適用 (実験 3) 35

6 むすび **37**

謝辞 **39**

第 1 章

はじめに

時間的に連続する画像から画像中の動物体を解析する手法として，画像上の画素毎における動きベクトルを求めるオプティカルフロー推定法が広く使用されている．オプティカルフロー推定法には勾配法 [1][2][3][4] とブロックマッチング法 [5][6] がある．しかしながら，物体が連続するフレーム間で他の物体の陰に隠れてしまう遮蔽領域，また，物体が次のフレームで出現する発生領域においては，勾配法では運動の不連続，輝度値の急激な変化，ブロックマッチング法では，対応点の消失によりフロー推定精度が低下してしまう等の問題点がある．

この問題点を解決するために従来，以下のような手法が提案されている．

(1) 拘束直線交点のモード [7]

(2) 拘束直線のクラスタリング [8]

(3) 多重オプティカルフロー [9]

しかし，上記の手法は遮蔽，発生領域に，近傍の領域のフローを割り当てるために，本来動きの不連続がある領域の動きが連結したり，動きの連続性が考慮されていないフロー推定となってしまう．

そこで，本研究では，遮蔽，発生領域のフローを高精度に推定するために，遮蔽，発生領域を抽出し，遮蔽，発生領域の所属する領域を決定し，遮蔽，発生領域のフロー u, v 成分をそれぞれ座標 (x, y) による関数と考え，遮蔽，発生領域のフローを所属領域から外挿予測することにより，動きの連続性を考慮した高精度なオプティカルフロー推定を行う [12] ．

第 2 章

オプティカルフロー推定と問題点

時間的に連続する画像から画像中の動物体を解析する手法として，画像上の画素毎における動きベクトルを求めるオプティカルフロー推定法がある．このオプティカルフロー推定法は勾配法 [1][2][3][4]，ブロックマッチング法 [5][6] の 2 つに大別される．以下に勾配法とブロックマッチング法を説明し，それぞれの問題点を挙げる．

2.1 勾配法

勾配法は，物体の輝度値は時間的，空間的に滑らかであるという仮定より導出されるオプティカルフロー拘束方程式から画像中の動物体の動きを推定する手法である．以下にオプティカルフロー拘束方程式の説明をする．

2.1.1 オプティカルフロー拘束方程式

画像中の点 (x, y) の時刻 t における輝度を $E(x, y, t)$ とする．$u(x, y)$, $v(x, y)$ がその点におけるオプティカルフローベクトルの x 成分，y成分であるとした時，時刻 t における輝度は時刻 $t + \Delta t$ の点 $(x + u\Delta t\ , y + v\Delta t)$ における輝度と等しいと期待できる．すなわち，

$$E(x + u\Delta t\ , y + v\Delta t\ , t + \Delta t) = E(x, y, t) \tag{2.1}$$

が小さい時間間隔Δt に対して成り立つ．もし輝度が x, y, t に関して滑らかに変化するならば，式 (2.1) の左辺をテイラー級数に展開でき，式 (2.2) のようになる．

$$E(x\ , y, t) + \Delta x\frac{\partial E}{\partial x} + \Delta y\frac{\partial E}{\partial y} + \Delta t\frac{\partial E}{\partial t} + e = E(x\ , y, t) \tag{2.2}$$

ここで，e は$\Delta x, \Delta y, \Delta t$ に関する 2 次あるいはより高次の項を含む．$E(x, y, t)$ を消去し，Δt で割り，$\Delta t \to 0$ とした極限をとると，式 (2.3)を得る．

$$\frac{\partial E}{\partial x}\frac{dx}{dt} + \frac{\partial E}{\partial y}\frac{dy}{dt} + \frac{\partial E}{\partial t} = 0 \qquad (\ 23\ )$$

そして，

$$\frac{\partial E}{\partial x} = E_x \quad : \quad \text{画素 } (x, y) \text{ における輝度の } x \text{ 方向の勾配} \qquad (\ 2\ .\ 4)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y} = E_y \quad : \quad \text{画素 } (x, y) \text{ における輝度の } y\text{方向の勾配} \qquad (2.5)$$

$$\frac{\partial E}{\partial t} = E_t \quad : \quad \text{画素 } (x, y) \text{ における輝度の時間的な勾配} \qquad (2.6)$$

$$\frac{dx}{dt} = u \quad : \quad \text{画素 } (x, y) \text{ における動きベクトルの } x \text{ 成分} \qquad (2.7)$$

$$\frac{dy}{dt} = v \quad : \quad \text{画素 } (x, y) \text{ における動きベクトルの } y\text{成分} \qquad (2.8)$$

のように表記すると，式 (2.3) は (2.9) 式のような未知数 u, vに対する線形方程式になる．

$$E_x u + E_y v + E_t = 0 \qquad (\ 29\ )$$

E_x, E_y, E_tは画像から以下のように計算される．

$$E_x = E(x + \Delta x\ ,y, t) - E(x\ ,y, t) \qquad (\ 210\ )$$

$$E_x = E(x\ ,y + \Delta y, t) - E(x\ ,y, t) \qquad (\ 21\ 1\ )$$

$$E_x = E(x\ ,y, t + \Delta t) - E(x\ ,y, t) \qquad (\ 21\ 2\ )$$

式 (2 . は)オプティカルフロー拘束方程式と呼ばれる．

2.1.2 付加条件

拘束方程式は 1 画素につき 1 つの式を導き出せるが，フローを拘束する式 (2.9) のフローのパラメータが 2 つあり，フローを一意に決定することができない．そこでもう 1 つの付加条件として，グローバル法 [1][2] [3]とローカル法 [4] が用いられている．

グローバル法 [1][2][3]

グローバル法とは，オプティカルフロー拘束条件と，フローを一意に決定する条件として画像中のオプティカルフローの全変化量を最小にする条件を用いて各画素のフローを推定する手法である．

ここでは，フローを一意に決定する条件として『画像空間での速度分布は滑らかに変化する』という仮定を用いる．この条件を式で表現すると，オプティカルフローの空間変化の総和である式 (2.13)

$$e_s = \int\int_{\Omega} \{(\frac{\partial u}{\partial x})^2 + (\frac{\partial v}{\partial y})^2 + (\frac{\partial v}{\partial x})^2 + (\frac{\partial u}{\partial y})^2\} dxdy \tag{2.13}$$

を最小化することになる．ここで，積分領域Ωは画像の全領域を表す．また，画像中のオプティカルフローの拘束方程式の誤差の総和の式 (2.14)

$$e_c = \int\int_{\Omega} (E_x u + E_y v + E_t)^2 dxdy \tag{2.14}$$

も同時に最小化することになる．これら式 (2.13)式 (2.14)の総和

$$e = e_c + \alpha e_s \tag{2.15}$$

の最小化問題は変分法により解くことができる．

しかし，この手法は画像全体の変化量を考慮しているために，エラーフローが画像全体に影響を与え，推定精度が低下してしまうという問題点がある．また，物体の動き境界などの動きが急激に変化する領域においては，フロー推定精度が低下する．

ローカル法 [4]

ローカル法とは，オプティカルフロー拘束条件の他に，フローを決定する条件として『画像中の注目画素とその近傍の画素のフローは等しい』という仮定を設定する．そして速度空間 (u, v) に注目画素と近傍の画素にそれぞれに対応した拘束直線を描き，その交点を最小 2 乗法を用いて求めることによってフローを推定する手法である．

画像中のある領域内の画素が n 個あるとすると、それぞれの画素における拘束方程式は以下のように表される．

$$\begin{aligned} E_x^{(1)} u + E_y^{(1)} v + E_t^{(1)} &= 0 \\ E_x^{(2)} u + E_y^{(2)} v + E_t^{(2)} &= 0 \\ &\vdots \\ E_x^{(n)} u + E_y^{(n)} v + E_t^{(n)} &= 0 \end{aligned} \tag{2.16}$$

これらの式を行列で表記する．

$$\boldsymbol{A} = \begin{pmatrix} E_x^{(1)} & E_y^{(1)} \\ E_x^{(2)} & E_y^{(2)} \\ & \vdots \\ E_x^{(n)} & E_y^{(n)} \end{pmatrix}, \boldsymbol{v} = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}, \boldsymbol{b} = - \begin{pmatrix} E_t^{(1)} \\ E_t^{(2)} \\ \vdots \\ E_t^{(n)} \end{pmatrix}$$

とおくと，式 (2.16) 以下のように表せる．

$$\boldsymbol{A}\boldsymbol{v} = \boldsymbol{b} \tag{2.17}$$

この行列を最小 2 乗法により$\boldsymbol{v}$について解くと

$$\boldsymbol{v} = (\boldsymbol{A}^t\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^t\boldsymbol{b} \tag{2.18}$$

となり，$\boldsymbol{v}$が求める注目画素のフローとなる．

ローカル法は推定誤差が周囲の画素に伝播することはないものの，雑音等の突出した値によって発生する誤差が 2 乗の重みで影響を及ぼす．また，動き境界においては，近傍画素の大きさに応じて異なる運動領域の拘束直線が含まれてしまい，フロー精度が低下してしまう．

2.2 ブロックマッチング法

オプティカルフローを推定するもう 1 つの手法であるブロックマッチング法 [5][6] は，前フレームのある領域ブロックを後フレームで相関の高い領域を対応点とする手法である．

ブロック毎で動きベクトルを求める場合，以下の式 (2.19)

$$e_B(x,y) = \sum_{m=0}^{M-1}\sum_{n=0}^{N-1} |E(x+m, y+n, t) - f(x+m+i, y+n+j, t+\Delta t)| \tag{2.19}$$

で表されるマッチング評価関数 $e_B(x,y)$ が最小になる $(i\ ,j)$ の組を求めるフローとする．この場合，フローは $M \times N$[pixels] のブロック毎に 1 つだけ求められる．探索の方法は，ある領域を設定して，その中を全探索すれば最適なフローを求めることができる．この手法は，ノイズに対するロバスト性は高いが，並進移動を仮定しているために，回転などの複雑な運動ではフロー推定精度が低下する．また，前フレームの対応点を後フレームで全探索するので，フロー推定に莫大な時間がかかるという欠点がある．

2.3　フロー推定精度が著しく低下するシーン

2.3.1　遮蔽，発生

オプティカルフロー推定において連続する画像フレーム中の以下の領域

- **遮蔽領域**：物体が連続する画像のフレーム間で他の物体の陰に隠れる領域
- **発生領域**：物体が連続する画像のフレーム間で他の物体の陰から出現する領域

においては，勾配法，ブロックマッチング法ともに，以下の理由によりフロー推定精度が著しく低下する．

- **勾配法**：運動の不連続，輝度値の急激な変化によりオプティカルフロー拘束条件の『物体の輝度値は時間的，空間的に滑らかである』という仮定を満たさない．
- **ブロックマッチング法**：連続する画像フレーム間における対応点の消失．

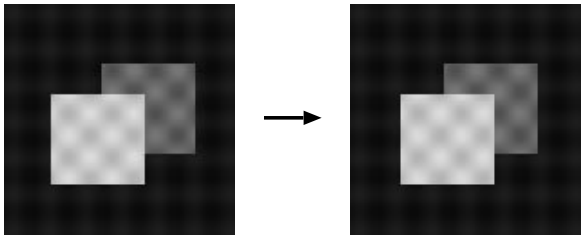
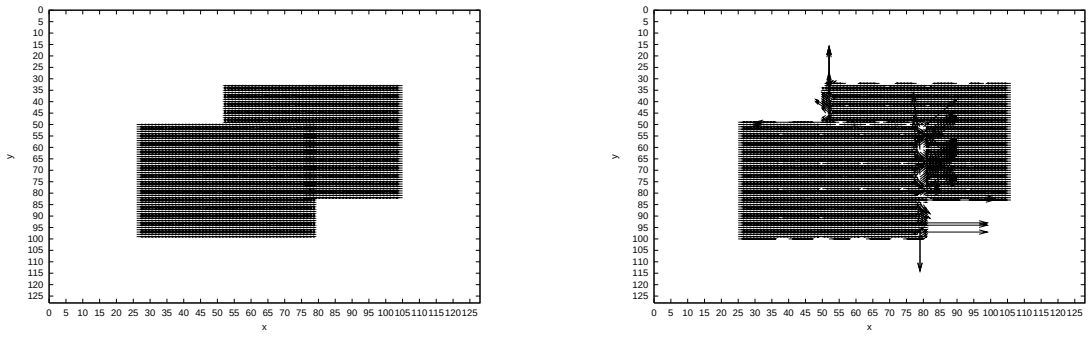


図 2.1: 遮蔽，発生の生じる場合場合



正解のフロー　　推定されたフロー

図 2. 2: 遮蔽，発生の生じる場合のフロー推定結果

2.3.2 照明条件が変化

オプティカルフロー推定において時間的に連続する画像の前フレームと後フレーム間で照明条件が変化する場合，勾配法，ブロックマッチング法ともに，以下の理由によりフロー推定精度が著しく低下する．

- **勾配法**：勾配法で用いる拘束方程式は照明変化の生じないことを前提に成立していることにより，照明条件の変化する画像フレーム間では，オプティカルフロー拘束方程式の前提条件を満たさなくなる．
- **ブロックマッチング法**：照明変化が生じることにより，前フレームにおけるブロック内の領域の相関と，後フレームにおいて対応する領域の相関が低くなり，対応する領域以外の領域との相関が高くなる場合がある．

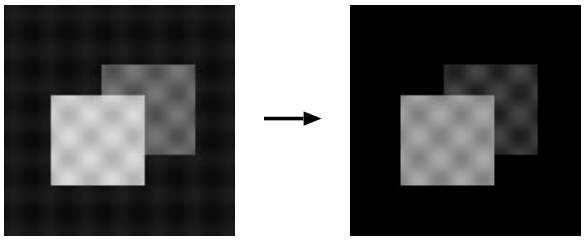
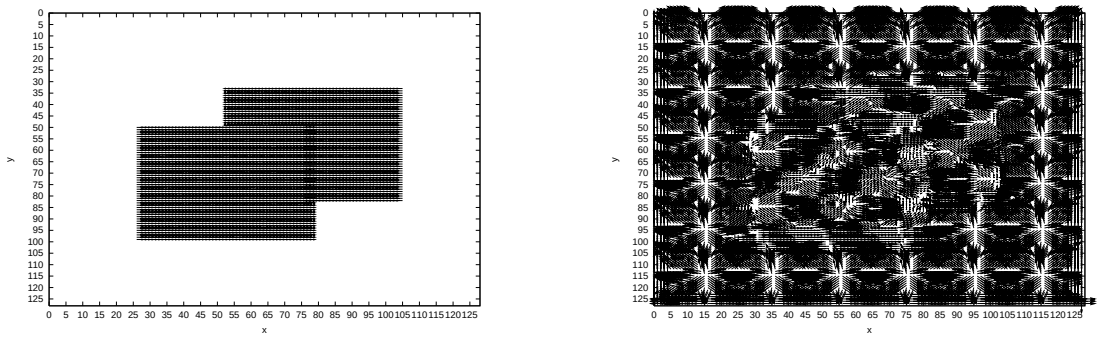


図 2.3: 画像の照明条件が変化する場合



正解のフロー　　推定されたフロー

図 2. 4: 画像の照明条件が変化する場合のフロー推定結果

2.3.3 物体が空間的な輝度勾配を持たない

オプティカルフロー推定において物体が空間的な輝度勾配を持たない場合，勾配法，ブロックマッチング法ともに，以下の理由によりフロー推定精度が著しく低下する．

- **勾配法**：勾配法は画像中の輝度の時間的，空間的な勾配に基づきフローを推定する．よって物体が空間的勾配を持たない場合，勾配の情報が得られず，フロー推定が不可能となる．
- **ブロックマッチング法**：空間的勾配を持たない場合，本来ならば動いている領域もブロック内の輝度値が一様で特徴を持たないために，動かない領域としてフロー推定される．

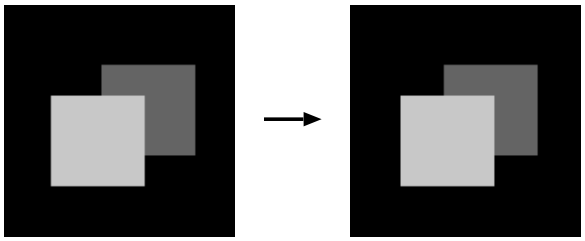
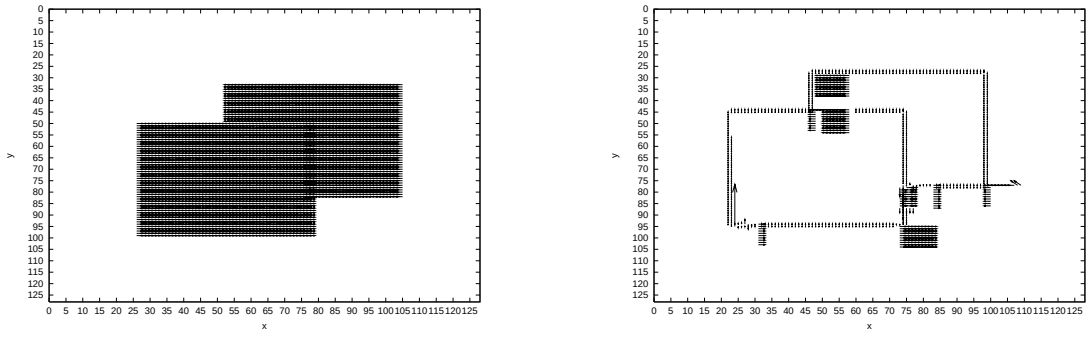


図 2.5: 物体が空間的な勾配を持たない場合



正解のフロー　　推定されたフロー

図 2. 6: 物体が空間的な勾配を持たない場合のフロー推定結果

第 3 章

従来の遮蔽，発生領域のフロー推定方法

遮蔽，発生領域においてフロ推定ー精度の低下する問題を解決するために従来，以下のような手法が提案されている．

(1) 拘束直線交点のモード [7]

(2) 拘束直線のクラスタリング [8]

(3) 多重オプティカルフロー [9]

以下，それぞれの手法の説明を行う．

(1) 拘束直線交点のモード [7]

この手法は拘束方程式の交点のモード (最頻値) によりオプティカルフローを決定する．そのために以下の方法を用いている．

注目する画素を中心とする近傍画素 m 個の拘束方程式より，

$$\boldsymbol{G}\boldsymbol{w} = \boldsymbol{b} \tag{3.1}$$

ここで，

$$\boldsymbol{G} = \begin{pmatrix} E_x^{(1)} & E_y^{(1)} \\ E_x^{(2)} & E_y^{(2)} \\ & \vdots \\ E_x^{(m)} & E_y^{(m)} \end{pmatrix}, \boldsymbol{w} = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix}, \boldsymbol{b} = - \begin{pmatrix} E_t^{(1)} \\ E_t^{(2)} \\ \vdots \\ E_t^{(m)} \end{pmatrix}$$

とする．したがってオプティカルフローは (u, v) 空間上において式 (3.1) の直線群の最大度数を有する交点によって与えられる．また，式 (2.9) を極座標で表現すれば，

$$\boldsymbol{w} = \begin{pmatrix} u \\ v \end{pmatrix} = \rho \begin{pmatrix} \cos\theta \\ \sin\theta \end{pmatrix} \qquad (3.2)$$

となり，

$$-1/\rho = (E_x \cos\theta + E_y \sin\theta)/E_t \qquad (3.3)$$

を得る．ただし，$-\infty < \rho < \infty$，$0 \leq \theta \leq \pi$．ここで，

$$\boldsymbol{z} = \begin{pmatrix} \cos\theta \\ \sin\theta \end{pmatrix}, \boldsymbol{c} = -\frac{1}{\rho} \begin{pmatrix} E_t^{(1)} \\ E_t^{(2)} \\ \vdots \\ E_t^{(m)} \end{pmatrix}$$

とすると，式 (3. 1)より，

$$\boldsymbol{G}\boldsymbol{z} = \boldsymbol{c} \qquad (3.4)$$

が成立する．したがって，極座標における交点のモード検出では最大度数を有する点を $(\hat{\theta}, -1/\hat{\rho})$ とすれば，オプティカルフロー$\hat{\boldsymbol{w}}$は，

$$\hat{\boldsymbol{w}} = \hat{\rho} \begin{pmatrix} \cos\hat{\theta} \\ \sin\hat{\theta} \end{pmatrix} \qquad (3.5)$$

で与えられ，$(\hat{\theta}, -1/\hat{\rho})$ 空間上での最大度数を有する点を検出することに帰着できる．画像上の雑音によって発生する拘束直線の交点の度数は，雑音のランダム性によって高くなる確率は低くなると考えられる．ローカル法で用いる最小 2 乗法では 2 乗の重みで推定誤差が解に影響を及ぼすが，モード検出による方法では，$(\hat{\theta}, -1/\hat{\rho})$ 空間上での最大度数を有する点を検出することにより，雑音による拘束直線の影響を比較的受けないロバストなオプティカルフローの検出が可能である．遮蔽，発生領域のフローは，遮蔽，発生領域以外の領域のモードにより推定する．

(2) 拘束直線のクラスタリング [8]

この手法は拘束直線のクラスタリングによりオプティカルフローを決定する．

画像中のある領域を注目領域とし，その注目領域の中心の画素を注目画素とする．注目領域内のの拘束直線を速度空間にプロットし，その交点分布のクラスタリングから異なる動きを分離し，注目画素のフローを決定する．物体エッジ付近の遮蔽，発生の生じている領域に対して，領域内で同じ物体のフローとして，推定されたフローを割り当てる．

(3) 多重オプティカルフロー [9]

この手法は運動透明視の生じている状況に対してもフロー推定を可能とするために以下の方法を用いている．

例えば，汚れていない透明な水面を通して，水面下の物体を見ている場合に，水面の鏡面反射によって，地上の情景と水面下の情景が和の形に重畳されて観察される．情景の物体が運動したり，水面に波が生じると，一般に地上の情景と水面下の情景はそれぞれ異なる運動をしている様に観察される．この運動の違いによって，鏡面反射による像 $E_1(x, y, t)$ と透過してきた水面下の物体の像 $E_2(x, y, t)$ の 2 個の運動パターンを分離して知覚することができる．

この場合には，観測される画像は，

$$E(x\,,y,t) = E_1(x\,,y,t) + E_2(x\,,y,t) \tag{3.6}$$

と和の形の重畳によって生成される．

n 重フローの基本拘束方程式は，時空間画像 $E(x\,,y,t)$ の n 階偏微分，

$$\frac{\partial^n E(x\,,y,t)}{\partial x^p \partial y^q \partial t^r} \quad (p+q+r=n) \tag{3.7}$$

に関する拘束の形をしている．例えば，$n = 2$ の場合の拘束方程式は，次のように，時空間画像 $E(x\,,y,t)$ の 2 階偏微分の 6 個の成分に対する拘束になる．

$$u_1u_2\frac{\partial^2 E}{\partial x^2} + v_1v_2\frac{\partial^2 E}{\partial y^2} + (u_1v_2 + v_1u_2)\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} + (u_1 + u_2)\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial t} + (v_1 + v_2)\frac{\partial^2 E}{\partial y \partial t} + \frac{\partial^2 E}{\partial t^2} \quad (38)$$

ただし，u_1，v_1，u_2，v_2は，$E_1(x, y, t)$，$E_2(x, y, t)$ におけるそれぞれの速度成分である．遮蔽が生じている画像に対しても動きの異なる物体があることを仮定し，多重オプティカルフロー拘束方程式を適用し，遮蔽，発生領域のフローを推定する．

以上，3 種類の手法は本来，対応点の消失する遮蔽，発生領域に，近傍の領域のフローを割り当てるために，本来動きの不連続がある領域の動きが連結してしまったり，動きの連続性が考慮されていないフロー推定となってしまう (図 3.1).

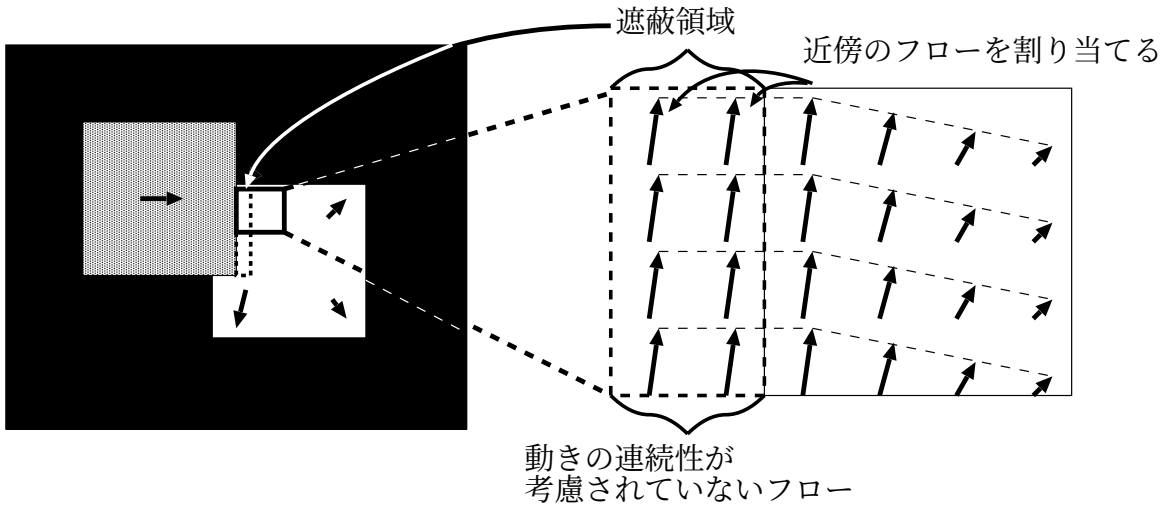


図 3. 1: 従来の遮蔽，発生領域におけるフロー推定法

第 4 章

本研究の遮蔽，発生領域のフロー外挿予測を用いたオプティカルフロー推定法

4.1 遮蔽，発生領域におけるフロー推定のアプローチ

本研究では，従来，遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度の低下する問題に着目し，フロー推定を高精度に推定するために，遮蔽，発生領域を抽出し，遮蔽，発生領域の所属する領域を決定し，遮蔽，発生領域のフロー u, v成分をそれぞれ座標 (x, y) による関数と考え，遮蔽，発生領域のフローを所属領域から外挿予測することにより，動きの連続性の考慮された高精度なオプティカルフロー推定を行う (図 4.1).

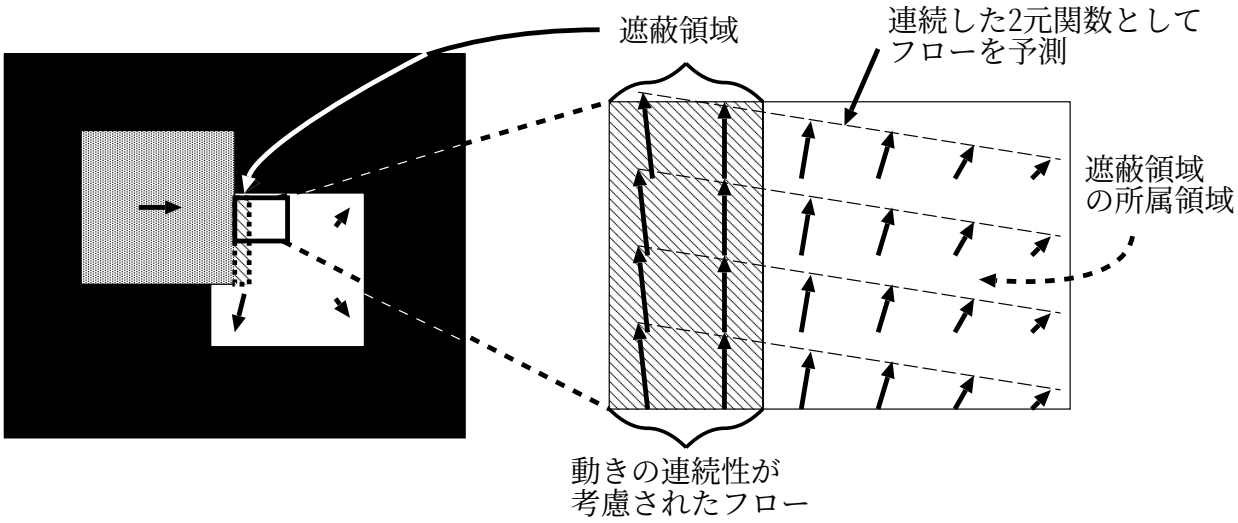


図 4.1: 動きの連続性を考慮した遮蔽，発生領域におけるフロー推定法

4.2 遮蔽，発生領域におけるフロー推定処理プロセス

次に本手法の処理プロセスを示す.

『画像中のどこで遮蔽，発生が生じているのか』という情報を抽出するために動きの異なる物体間で遮蔽，発生が生じているという特徴抽出を以下の手順でおこなう (図 4. 2).

step1. オプティカルフロー推定をおこなう.

step2 推定されたフロー情報から動きの連続性に基づく領域分割をおこなう.

step3. フロー情報と領域情報を用いて遮蔽，発生領域を抽出する.

遮蔽，発生領域のフローを外挿予測するために『抽出された遮蔽，発生領域がどの動き領域に属するのか』を決定する必要がある．このために更に以下の手順で処理を行う (図 4. 2).

step4. 抽出された遮蔽，発生領域情報と領域分割情報を用いて遮蔽，発生領域の所属領域を決定する.

step5. 遮蔽，発生領域の属する領域におけるフローを用いて遮蔽，発生領域のフローを外挿予測する.

以下に各処理プロセスを詳述する.

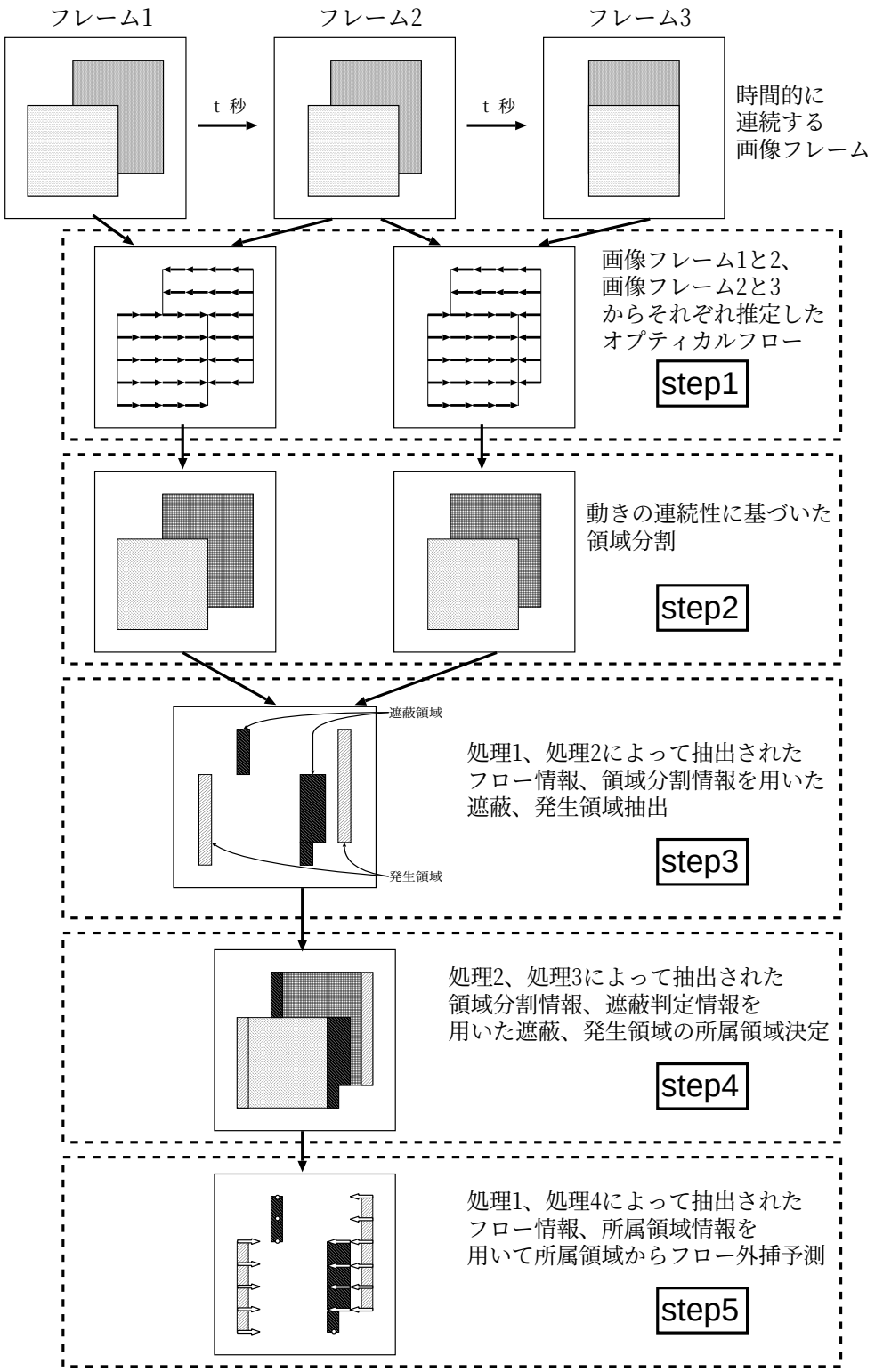


図 4.2: 遮蔽，発生領域におけるフロー外挿予測の処理過程

4.2.1 本手法で用いるオプティカルフロー推定法

オプティカルフロー推定法の選定

遮蔽，発生抽出処理のために，遮蔽，発生領域を 1 画素単位で求められるオプティカルフロー推定法が必要となる．本手法では，物体境界付近におけるフローを精度よく得るために，対応点検索でなく画像の時空間勾配からフローを求める勾配法を用い，フロー推定の信頼性を向上するための条件を新たに加えることにより，前述した勾配法の問題を軽減する．

拘束直線の交点の投票によるフロー推定

勾配法においてグローバル法，または，ローカル法において最小 2 乗法を用いるのが一般的であるが，上記の手法は，雑音に影響を受けやすく，物体の動き境界付近でのフローの推定精度が低下するという問題点がある．よって，本手法では，雑音の影響を受けにくく，物体の動き境界付近でのフローの推定精度が比較的良好な以下の手法を用いることとする．

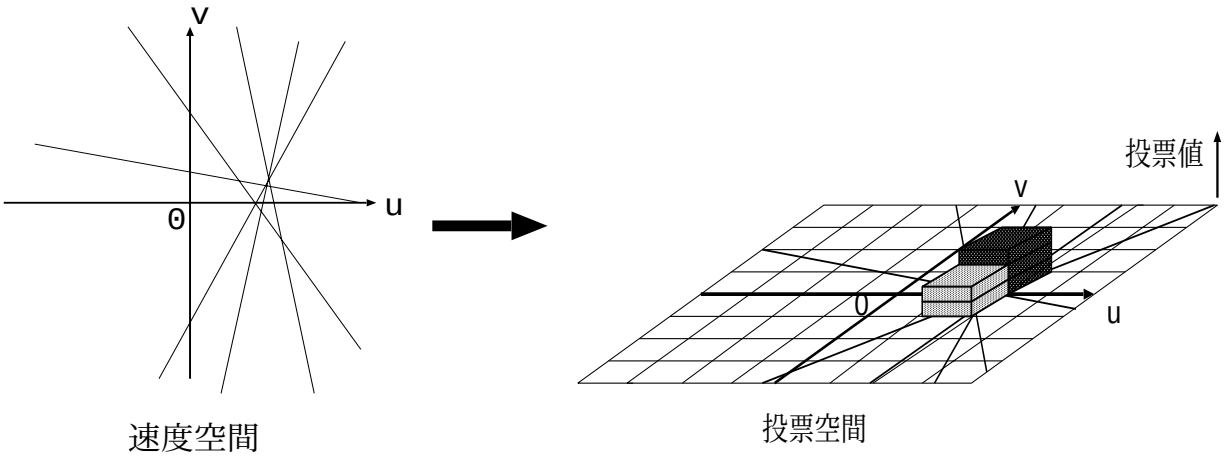


図 4.3: 投票空間によるフロー推定

物体が拡大，縮小，回転などの複雑な運動をしている場合，また 実画像の場合，雑音や照明変化により速度空間上の拘束方程式の交点が分散してしまう．そこで，離散化された投票空間に速度空間上の交点座標を投票し，投票値の最大値をもつ座標を推定フローとする手法 [11] をここでは用いる (図 4. 3)．

信頼性の高い拘束直線を得るための 3 条件

投票値の最大値を求める手法のみでは，オプティカルフロー拘束方程式の『物体の輝度値は時間的，空間的に滑らかである』という仮定を満たさない画素の拘束直線や動きの異なる物体の拘束直線も考慮されてしまう可能性があり，フロー推定精度が低下する恐れがある．

よって，本手法では上記の問題点を解決するために以下に示す 3 条件を満たすときのみ，式 (2.9) より得られる拘束直線を考える方法を提案し，用いることとする．

条件 1 : 注目画素の輝度値 $E(a,b,t)$ と近傍画素の輝度値 $E(x,y,t)$ は類似性がある．

$|E(a,b,t) - E(x,y,t)| \leq Th_1$

条件 2 : 輝度値の時間的、空間的連続性がある．

$|E_x(x,y,t)| \leq Th_2$
$|E_y(x,y,t)| \leq Th_2$
$|E_t(x,y,t)| \leq Th_2$

条件 3 : 輝度勾配の時間的連続性がある ．

$|E_x(x,y,t) - E_x(x,y,t+\Delta t)| \leq Th_3$
$|E_y(x,y,t) - E_y(x,y,t+\Delta t)| \leq Th_3$

ただし，$E_x(x,y,t)$、$E_y(x,y,t)$、$E_t(x,y,t)$ はそれぞれ、画素 (x,y,t) における x、y、t 軸に対する勾配を表し、条件 1〜3 における閾値を Th_1〜Th_3とする．なお，ここでの閾値 Th_1〜Th_3は実験的に決定している．

条件 1 は，同じ物体内の輝度値は等しいという仮定より導かれた条件である．この条件により，異なる物体間のフローを分離し，動き境界付近のフローを精度良く推定することが可能となる (図 4.4).

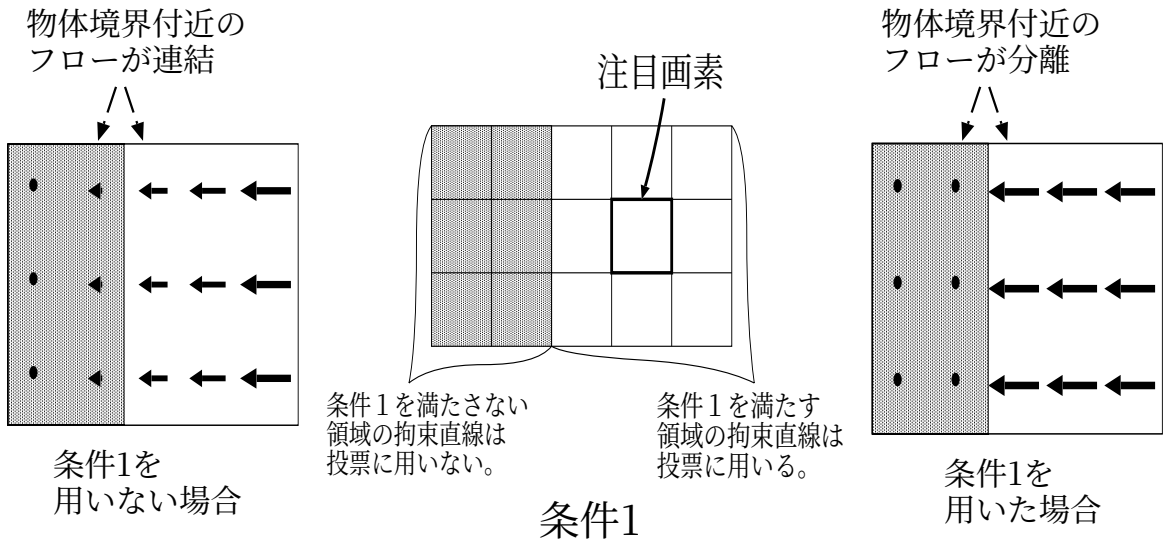


図 4.4: 異なる物体のフローを分離する条件 1

条件 2 は，オプティカルフロー拘束方程式の導出の際用いた『物体の輝度値は時間的, 空間的に滑らかである』という仮定より導かれた条件である．この条件により，輝度値が急激に変化する，信頼性の低い物体のエッジ付近の拘束直線を除外することが可能となる (図 4. 5).

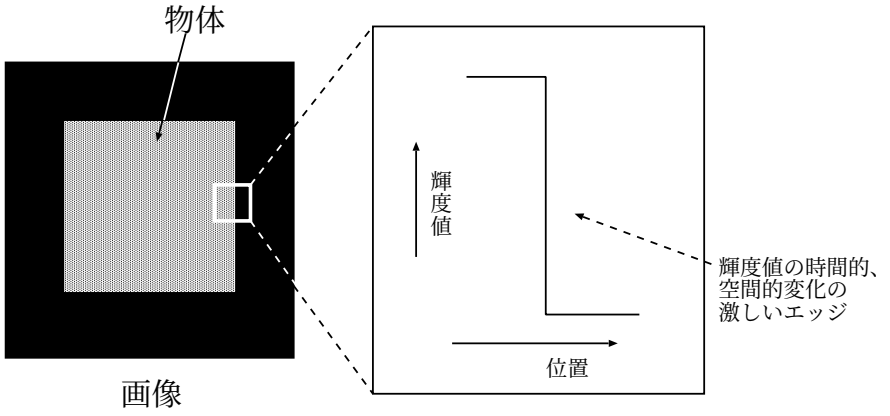


図 4. 5: 輝度値の時間的，空間的変化の激しい物体のエッジ付近

勾配法は，ある画素における輝度勾配が時間的に変化しない事を仮定しているために, 輝度値の空間的勾配の時間的変化の激しい画素におけるオプティカルフロー拘束方程式は信頼度が低下する．そこで，条件 3 を用いることで，輝度値の空間的勾配の時間的変化の激しい信頼性の低い拘束直線を除外することが可能となる (図 4 6).

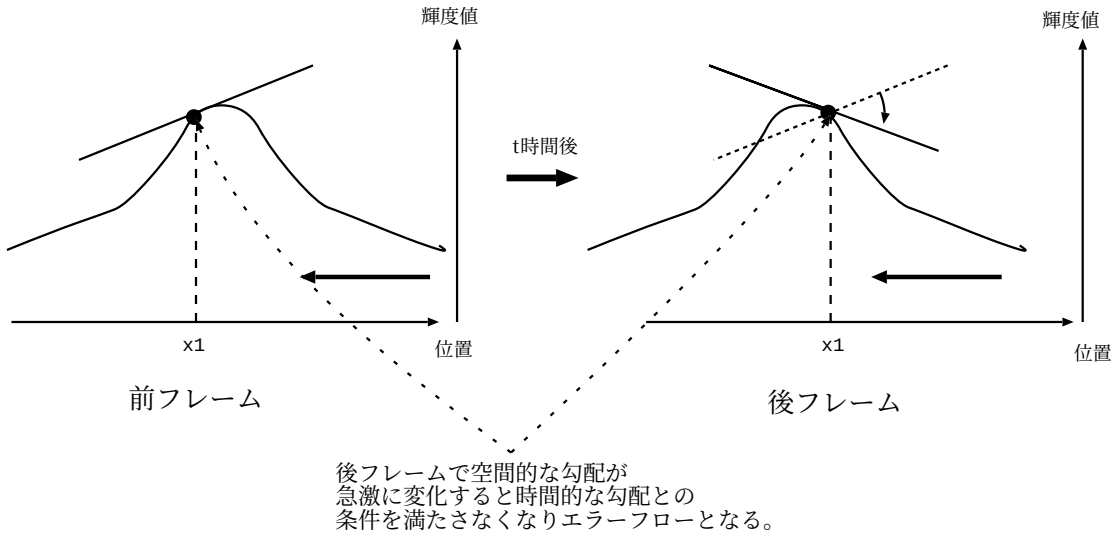


図 4.6: 輝度値の空間勾配の時間的変化の激しい場合

重み関数による投票値の重み付け

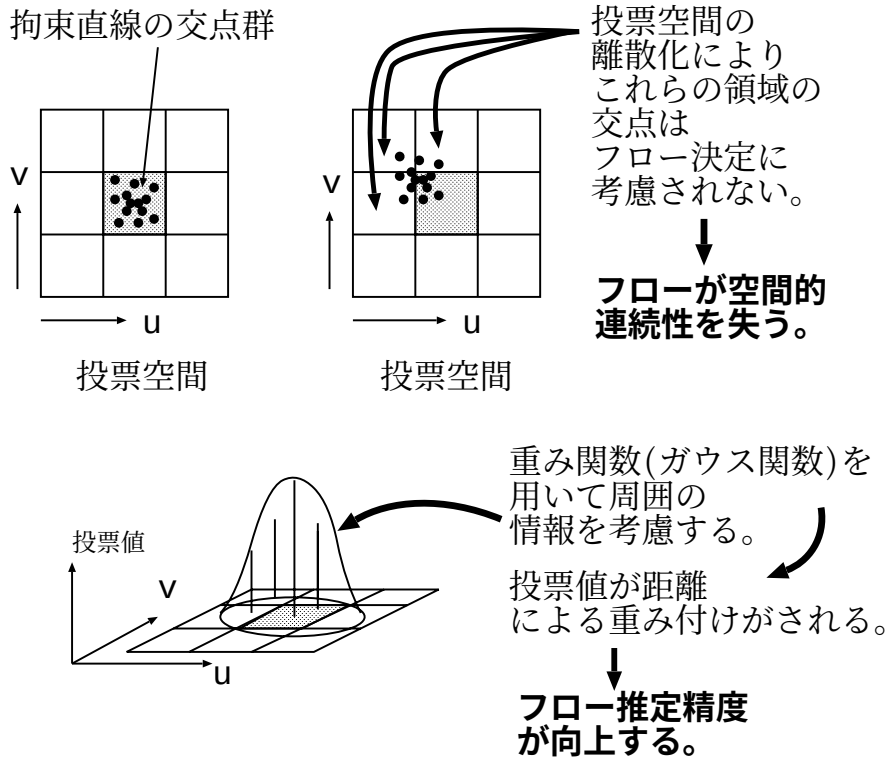


図 4. 7: 投票値の重み付け

投票値の最大値を求める手法のみでは投票空間が離散化されているために，離散化誤差が生じる可能性がある．そこで本手法では，投票値の最大値を中心に重み関数としてガウス関数を投票値に掛け，その重心をとることにより，離散化誤差の影響を抑え，フロー推定精度を向上させる手法 (図 4.7) を提案し，用いることとする．

以下に本手法におけるフロー推定のアルゴリズムを示す．

フロー推定アルゴリズム

入力 : 2 枚の $M \times N$画像 $E(x, y, t)$，$E(x, y, t + \Delta t)$

出力 : フローフレーム $(u(x, y, t), v(x, y, t))$

begin

1. for $1 \leq y \leq N$, $1 \leq x \leq M$

   1. 1 画素 (a, b) を中心とする領域:

      $ER(a, b) = \{(x, y) \mid a - k \leq x \leq a + k, b - k \leq y \leq b + k\}$ を設定する．

   1. 2 for $(x, y) \in ER(a, b)$

      1. 2. 1 $E_x(x, y, t)$，$E_y(x, y, t)$，$E_t(x, y, t)$，$E_x(x, y, t + \Delta t)$，$E_y(x, y, t + \Delta t)$ を求める．

      1. 2. 2 もし，以下の条件をすべて満たすならば，

         (1) $|E(x, y, t) - E(a, b, t)| \leq Th_1$

         (2) $|E_x(x, y, t)| \leq Th_2$

         (3) $|E_y(x, y, t)| \leq Th_2$

         (4) $|E_t(x, y, t)| \leq Th_2$

         (5) $|E_x(x, y, t) - E_x(x, y, t + \Delta t)| \leq Th_3$

         (6) $|E_y(x, y, t) - E_y(x, y, t + \Delta t)| \leq Th_3$

         式 (2.9) の拘束直線を速度空間 (u, v) にプロットする (図 4.3)．

   1.3 もし，拘束直線が 2 本以上プロットされたならば，

      1. 3. 1 拘束直線の各交点を量子化された速度空間 (u, v) に投票する (図 4.3)．

         ただし，$|u|$，$|v| < V$に空間の大きさを制限する．

      1.3.2 投票値が最大となる u，vを中心に投票値に重み関数を掛け，その重心を

         $u(a, b, t) = u_{max}$，$v(a, b, t) = v_{max}$ とする．

   1.4 拘束直線が 1 本以下のとき，$u(x, y, t)$，$v(x, y, t)$ の値を V以上とする．

end

アルゴリズムのステップ 1.1 では，注目画素の (a, b) のフロー $(u(a, b, t)$，$v(a, b, t))$ を決めるために考慮する領域 $ER(a, b)$ を設定している．kの値は，ここでは実験的に決定している．そして，ステップ 1. 2以下では $ER(a, b)$ における各画素 (x, y) に対し，1.2.2 では，

節 2.1.2 で触れた 3 条件を表す 6 つの条件を満たすときのみ，式 (29) より得られる拘束直線を考える．アルゴリズムのステップ 1. 3. 1.における V の値は物体の移動速度の最大値としている．また，アルゴリズムのステップ 1. 3. 2.において重み関数としてガウス関数を投票値に掛けている．

4.2.2 動きの連続性に基づく領域分割

前の処理で得られたフローを用いて，フローの類似度の高い画素を同一領域とする領域分割を行なう．2 つの画素 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$ のフローをそれぞれ $(u_1, v_1), (u_2, v_2)$ とすると，それらの画素の結合条件は閾値 Th_Rにより

$$|u_1 - u_2|^2 + |v_1 - v_2|^2 < Th_R \tag{4.1}$$

と表される．この条件に従ってここでは領域分割を行う (図 4.8)．

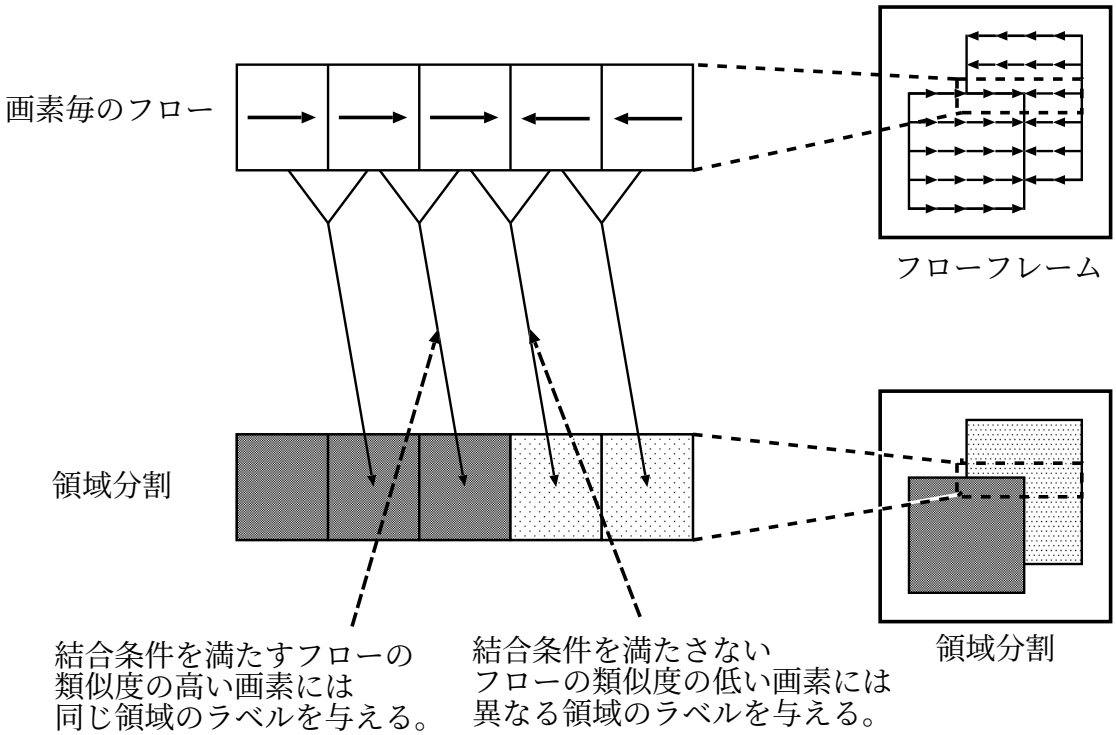


図 4.8: 動きの連続性に基づく領域分割

以下に動きの連続性に基づく領域分割のアルゴリズムを示す.

領域分割アルゴリズム
入力 : $M \times N$フローフレーム $(u(x, y, t), v(x, y, t))$, $(u(x, y, t + \Delta t), v(x, y, t + \Delta t))$
出力 : 時刻 t における画素 (x, y) の領域を表すラベル値 $a(x, y, t)$
begin

1 $n := 0$

2 for $1 \leq y \leq N$

3 $n := n+1$

1.1 $a(1, y, t) := n$

1. 2 for $1 \leq x \leq M-1$

1. 2. 1 もし

$|u(x+1,y,t)-u(x,y,t)|^2 + |v(x+1,y,t)-v(x,y,t)|^2 > Th_R$ ならば $n := n+1$ とする．

1. 2. 2 $a(x+1,y,t) := n$

4 $condition = 1$

5 $count := 0$

6 while$(condition \neq 0)$ do

6. 1 $S_{count} := 0$

6. 2 for $1 \leq y \leq N$, $1 \leq x \leq M-1$

6. 2. 1 もし $|u(x+1,y,t)-u(x,y,t)|^2 + |v(x+1,y,t)-v(x,y,t)|^2 \leq Th_R$ ならば

6. 2. 1. 1 for $1 \leq j \leq N$, $1 \leq i \leq M$

6. 2. 1. 1. 1 もし，$a(i,j,t) = a(x+1,y,t)$ ならば $a(i,j,t) := a(x,y,t)$ とする．

6. 3 for $1 \leq x \leq M$, $1 \leq y \leq N-1$

6. 3. 1 もし $|u(x,y+1,t)-u(x,y,t)|^2 + |v(x,y+1,t)-v(x,y,t)|^2 \leq Th_R$ ならば

6. 3. 1. 1 for $1 \leq i \leq M$, $1 \leq j \leq N$

6. 3. 1. 1. 1 もし，$a(i,j,t) = a(x,y+1,t)$ ならば $a(i,j,t) := a(x,y,t)$ とする．

6. 4 for $1 \leq y \leq N$, $1 \leq x \leq M$

6. 4. 1 $S_{count} = S_{count} + a(x,y,t)$

6. 5 もし $count \neq 0$ で，さらに $S_{count} - S_{count-1} \neq 0$ ならば $condition = 0$ とする．

6. 6 $count = count + 1$

end

式 (4.1) 結合条件を領域分割アルゴリズムの 6.2.1，6. 3. 1で用いる．アルゴリズムの 6. 4，6. 5で領域分割終了判定を行い，終了が確定するまでアルゴリズムの 6 を繰り返す．ここでは，オプティカルフロー推定処理においてフローが推定されなかった画素のラベルは移動速度の最大値以上となるので，フロー推定された画素と異なる値がラベリングされる．なお閾値 Th_Rの値は実験的に決定している．

4.2.3 遮蔽，発生領域抽出

従来の遮蔽，発生領域抽出手法として坂ら [10] による拘束方程式の逸脱性を利用した手法があるが，物体の相対的な動きを考慮した遮蔽，発生領域の抽出は不可能である．また，井関ら [11] による動きの連続性を利用した手法があるが，絶対的な前後判定に基づいて遮蔽，発生領域抽出するので，遮蔽する物体と遮蔽される物体の 2 物体のみしか適用できない．本研究では一般的な実画像に対する処理を目標とするので，以下のような汎用性のある遮蔽，発生領域抽出法を提案し，用いることとする．

遮蔽，発生領域の性質

遮蔽，発生領域はそれぞれ以下のような性質がある．

- **遮蔽領域**：ある画素の時刻 t フレームにおける領域と時刻 $t+\Delta t$ フレームにおいて移動した先の領域が異なる (図 4.9)．
- **発生領域**：ある画素の時刻 $t+\Delta t$ フレームにおける領域と時刻 t フレームにおいて移動する前の領域が異なる (図 4.10)．

上記の性質を利用した遮蔽，発生領域抽出アルゴリズムを以下に示す．遮蔽領域では値 1，それ以外では値 0 をを返す関数 $O(x,y,t)$ と，発生領域では値 1，それ以外では 0 を返す関数 $A(x,y,t)$ を設ける．

遮蔽，発生領域抽出アルゴリズム

入力：フローフレーム $(u(x,y,t), v(x,y,t))$，時刻 t における画素 (x,y) のラベル値 $a(x,y,t)$
出力：$O(x,y,t)$，$A(x,y,t)$
begin

1 for $1 \leq y \leq N$, $1 \leq x \leq M$

$O(x,y,t) := 0$，$A(x,y,t) := 0$ とする．

2 for $1 \leq y \leq N$, $1 \leq x \leq M$

2.1 もし $a(x,y,t) - a(x+u, y+v, t+\Delta t) \neq 0$ ならば $O(x,y,t) := 1$ とする．ただし，$u = u(x,y,t)$，$v = v(x,y,t)$ とする．

2.2 もし $a(x,y,t-\Delta t) - a(x+u', y+v', t) \neq 0$ ならば $A(x+u', y+v', t) := 1$ とする．ただし，$u' = u(x,y,t-\Delta t)$，$v' = v(x,y,t-\Delta t)$ とする．

end

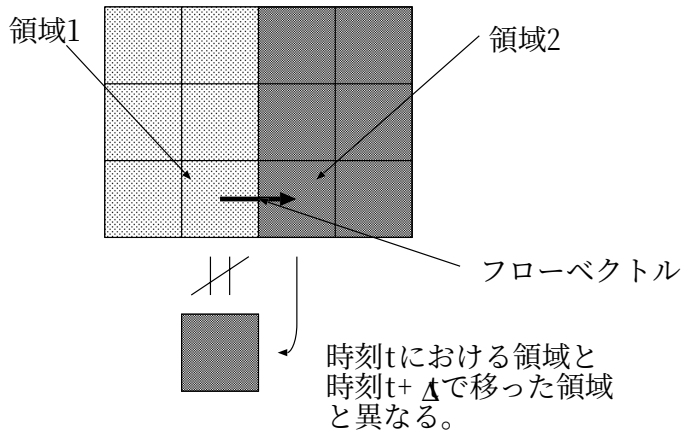


図 4.9: 遮蔽領域の決定

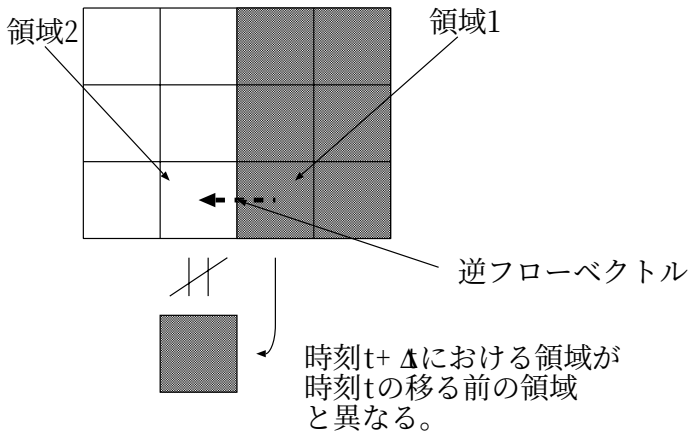


図 4. 10: 発生領域の決定

抽出に用いる情報は，フロー情報と領域分割情報を用いる．アルゴリズムの 1 では，関数 $O(x, y, t)$ と $A(x\ y, t)$ の初期値を 0 に設定している．アルゴリズムの 2 では，遮蔽，発生領域かであるかどうかの判定を各画素毎におこなっている．アルゴリズムの 2. 1では，ある画素の時刻 t フレームでの領域と時刻 $t + \Delta t$ フレームで移動した先の領域が異なる場合，その画素を遮蔽領域とする．アルゴリズムの 2. 2では，ある画素の時刻 $t + \Delta t$ フレームでの領域と時刻 t フレームで移動する前の領域が異なる場合，その画素を発生領域とする．

4.2.4　遮蔽，発生領域の所属領域決定

次に，遮蔽発生領域のフローを外挿予測するために抽出された遮蔽，発生領域の属領域を決定する処理をおこなう (図 4.11, 図 4. 12)．遮蔽領域と同じ座標にあるフローフレーム 1 とフローフレーム 2 より生成される領域分割画像 1-2 の領域を遮蔽領域の所属領域とし，関数 $O(x, y, t)$ の 1 の値を所属領域のラベル値で置き換える．発生領域と同じ座標にあるフローフレーム 1 とフローフレーム 2 より生成される領域分割画像 1- 2の領域を発生領域の所属領域とし，関数 $A(x, y, t)$ の 1 の値を所属領域のラベル値で置き換える．

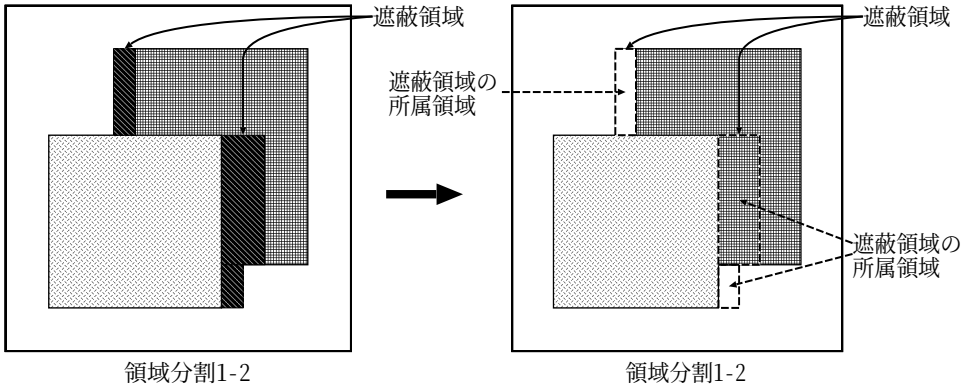


図 4. 11: 遮蔽領域の所属領域決定

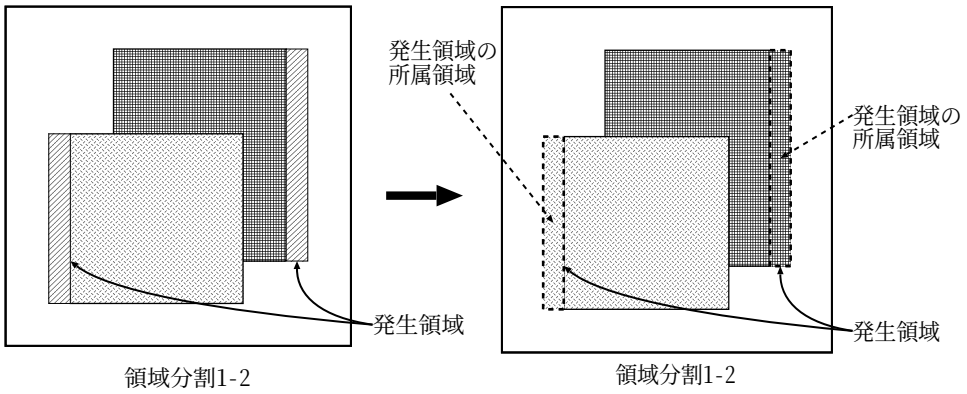


図 4. 12: 発生領域の所属領域決定

4.2.5　遮蔽，発生領域のフロー外挿予測

同じ物体内のフローは滑らかに変化すると仮定し，フローの u，v成分をそれぞれ座標 (x, y) による関数と考え，遮蔽，発生領域のフローを外挿予測する．ここではニュートン前進補間法 [13] を 2 次元に拡張したものを用いて，遮蔽，発生領域のフローを周辺所属領域から外挿予測する．

ニュートン前進補間法

1 次元離散空間における微分を次のように定義する．

$$\Delta_h f(x) = f(x+h) - f(x) \tag{4.2}$$

ここで，h は関数 $f(x)$ の x の値の間隔とする．従って n 階微分を以下のように定義できる．

$$\Delta_h^{(n)} f(x) = \sum_{i=0}^{n} (-1)^i ({}_nC_j) f(x + (n-j)h) \tag{4.3}$$

ただし，${}_nC_j$は 2 項係数で，${}_nC_j = n!/j!\,(n-j)!$である．以上より 1 次元のニュートン前進補間法は下式で表される．

$$f(x_0 + h) = f(x_0) + \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{i!} \{\Delta_h^{(i)} f(x_0)\} (h)^i \tag{4.4}$$

次に 1 次元のニュートン補間法を 2 次元に拡張するため，2 次元離散空間における偏微分を次のように定義する．

$$\Delta_{h_x} f(x, y) = f(x + h_x, y) - f(x, y) \tag{4.5}$$

$$\Delta_{h_y} f(x, y) = f(x, y + h_y) - f(x, y) \tag{4.6}$$

ここで，h_xは関数 $f(x, y)$ の x の値の間隔，h_yは関数 $f(x, y)$ の yの値の間隔とする．すると n 階偏微分を以下のように定義できる．

$$\Delta_{h_x}^{(n)} f(x, y) = \sum_{i=0}^{n} (-1)^i ({}_nC_i) f(x + (n-i)h_x, y) \tag{4.7}$$

$$\Delta_{h_y}^{(n)} f(x, y) = \sum_{i=0}^{n} (-1)^i ({}_nC_i) f(x, y + (n-i)h_y) \tag{4.8}$$

以上より 2 次元のニュートン前進補間法は次式で表される．

$f(x_0 + h_x, y_0 + h_y) =$

$$f(x_0, y_0) + \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{i!} \{\Delta_{h_x}^{(i)} f(x_0, y_0)(h_x) + \Delta_{h_y}^{(i)} f(x_0, y_0)(h_y)\}^i \tag{4.9}$$

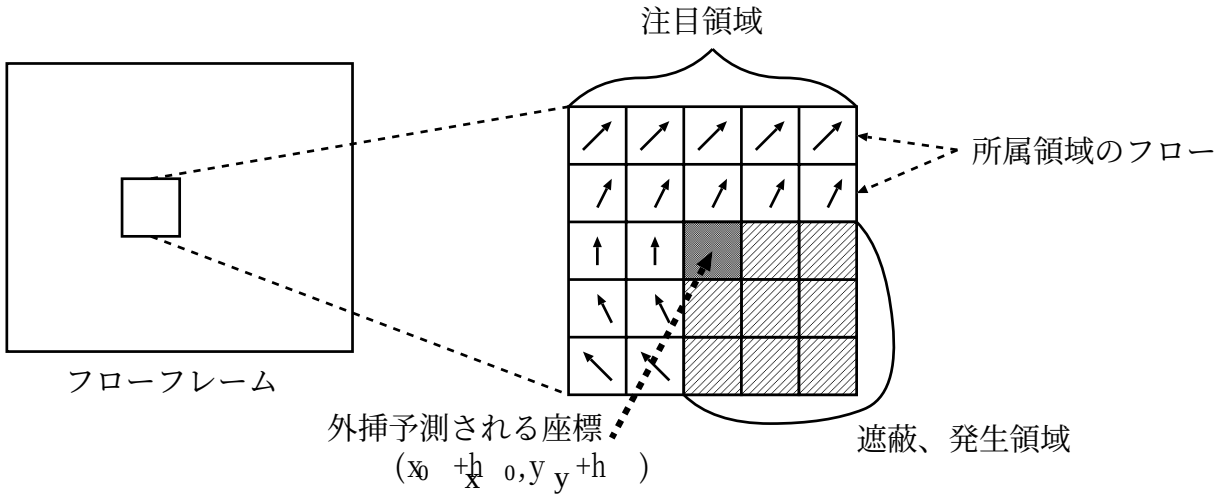


図 4.13: 所属領域からのフロー外挿予測

フロー外挿予測

式 (4. 9)の 2 次元のニュートン前進補間法を用いて以下のように遮蔽，発生領域のフロー外挿予測を行う (図 4.13) .

$$u(x_0 + h_x,\, y_0 + h_y) =$$

$$u(x_0,\, y_0) + \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{i!}\{\Delta_{h_x}^{(i)} u(x_0,\, y_0)(h_x) + \Delta_{h_y}^{(i)} u(x_0,\, y_0)(h_y)\}^i \tag{4.10}$$

$$v(x_0 + h_x,\, y_0 + h_y) =$$

$$v(x_0,\, y_0) + \sum_{i=1}^{n} \frac{1}{i!}\{\Delta_{h_x}^{(i)} v(x_0,\, y_0)(h_x) + \Delta_{h_y}^{(i)} v(x_0,\, y_0)(h_y)\}^i \tag{4.11}$$

$(x_0,\, y_0)$ は外挿予測する画素の座標を (X, Y) とすると，$x_0 = X - h_x$，$y_0 = Y - h_y$となる点とする．(X, Y) と同じ所属領域に含まれる (x_0, y_0) がない場合は、定義に準じて、

- 前進差分： $\Delta_{h_x} f(x, y) = f(x + h_x, y) - f(x, y)$

  $\Delta_{h_y} f(x, y) = f(x, y + h_y) - f(x, y)$

- 中心差分： $\Delta_{h_x} f(x, y) = \frac{1}{2}\{f(x + h_x, y) - f(x - h_x, y)\}$

  $\Delta_{h_y} f(x, y) = \frac{1}{2}\{f(x, y + h_y) - f(x, y - h_y)\}$

· 後進差分： $\Delta_{h_x} f(x, y) = f(x, y) - f(x - h_x, y)$

$$\Delta_{h_y} f(x, y) = f(x, y) - f(x, y - h_y)$$

(X, Y) と同じ所属領域に含まれ、かつ、外挿予測可能な (x_0, y_0) を探索する。もし外挿予測可能な (x_0, y_0) が発見できなければ、外挿予測は不可能とし、その画素は外挿予測しない.

第 5 章

オプティカルフロー推定実験

5.1　モデル画像に対するフロー推定実験 (実験 1)

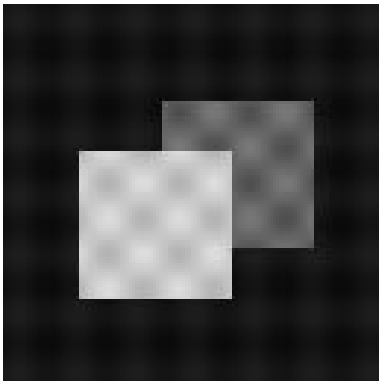


図 5.1: 実験 1 に用いたモデル画像

本手法の有効性を確認するために，図 5. 1のモデル画像をアフィン変換により変形させた画像に対して，従来，ノイズに対してロバストとされる投票による手法，本研究で提案する投票に，3 条件，重み関数を用いた手法，その手法を用いてさらに外挿予測を行う手法，それぞれを用いて遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度の比較実験を行った．上記の 3 つの手法を以下，次のように呼ぶこととする．

- 手法 A : 投票のみを用いた手法
- 手法 B : 投票，3 条件，重み関数を用いた手法
- 手法 C : 投票，3 条件，重み関数を用い，フロー外挿予測を行う手法

実験に用いたモデル画像は 128×128[pixles]，8[bits/pixel]のグレイスケール画像で，物体および背景の輝度値は空間的に滑らかに変化するものとした．物体の運動は，基本的な以下 (表 5.1) の 4 種類とした．

表 5.1: 物体の運動

	左の物体	右の物体
並進運動	右に 2(pixels/frame)	左に 2(pixels/frame)
拡大運動	1.05(倍/frame)	1.05(倍/frame)
縮小運動	0.95(倍/frame)	0.95(倍/frame)
回転運動	右回りに 2(deg/frame)	右回りに 2(deg/frame)

フロー精度を定量的に比較する尺度として，ここでは誤差平均，誤差分散を用いる．外挿予測を行った画素における誤差平均，誤差分散はそれぞれ以下の式を用い，遮蔽，発生領域に適用した．

$$\bar{e} = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} ||\tilde{\boldsymbol{f}}_i - \hat{\boldsymbol{f}}_i|| \tag{5.1}$$

$$\sigma_e^2 = \frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M} (|\tilde{\boldsymbol{f}}_i - \hat{\boldsymbol{f}}_i|^2 - \bar{e}^2) \tag{5.2}$$

だだし，Mは遮蔽，発生領域の画素数，
$\tilde{\boldsymbol{f}}$はアフィン変換情報による正解のフロー，
$\hat{\boldsymbol{f}}$はフロー推定によって抽出されたフローを表す．

表 5.2: 誤差平均 $\bar{e}$

	並進	拡大	縮小	回転
手法 A	3.22	8.69×10^{-1}	1.77	2.32×10^{-1}
手法 B	5.19×10^{-2}	4.63×10^{-2}	4.64×10^{-2}	4.16×10^{-2}
手法 C	3.43×10^{-2}	4.14×10^{-2}	4.14×10^{-2}	4.06×10^{-2}

外挿予測に用いるニュートン前進補間の微分の階数は，2 階微分以降の項を用いても予測値の変化がみられなかったので 1 階とした．

実験を行った 4 種類の運動について，手法 A，手法 B，手法 C の場合についての誤差平均を表 5.2，誤差分散を表 5.3にそれぞれ示す．4 種類の運動全てにおいて，手法 A よ

表 5.3: 誤差分散 σ_e^2

	並進	拡大	縮小	回転
手法 A	1.60	6.77×10^{-1}	4.67×10^{-1}	1.83×10^{-1}
手法 B	9.30×10^{-2}	4.14×10^{-2}	4.14×10^{-2}	3.54×10^{-2}
手法 C	7.65×10^{-2}	4.14×10^{-2}	4.14×10^{-2}	3.47×10^{-2}

りも手法 B，さらに手法 C を用いることにより，誤差平均値，誤差分散値，共に低下し，フロー推定精度が向上した．これは，遮蔽，発生領域に遮蔽，発生領域以外の画素による投票を用いて推定したフローを割り当てるより，フローを座標 (x, y) による関数と考え，遮蔽，発生領域の所属領域から外挿予測を行うことにより，フローの連続性が考慮され，遮蔽，発生領域におけるフロー推定の信頼性が向上したためと考えられる．

5.2 ノイズを付加したモデル画像に対するフロー推定実験 (実験 2)

本研究の目標は，遮蔽，発生領域のフロー外挿予測を実画像に対して行い，その有効性を示すことであるが，まず，雑音の付加されたモデル画像に対して手法 A，手法 B，手法 C の場合の遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度の比較を行い，ノイズの付加された画像に対する本手法のフロー推定法の有効性を定量的に確認する．実験で用いたモデル画像は，実験 1 で用いた画像を表 5.1の基本的な 4 種類の運動にアフィン変換によって変形させたものに以下の生起確率

$$P(n) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{n^2}{2\sigma^2}} \tag{5.3}$$

を満たすガウシアンノイズ n を原画像 $E(x, y)$ に付加したもの $E'(x, y)$ を用いた (式 (5. 4),)

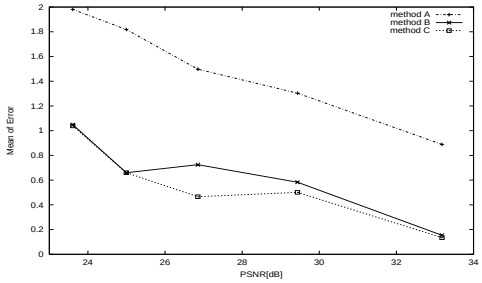
$$E'(x, y) = E(x, y) + n \tag{5.4}$$

また，原画像に対する雑音の付加量を示す尺度としてここでは Peak-SNR(PSNR) を用いた．PSNR は式 (5.5) によって求めた．

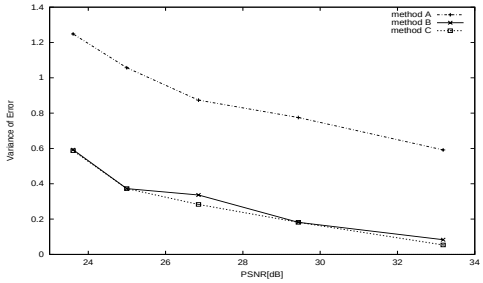
$$PSNR[dB] = 10 \log \frac{255^2}{MSE} \tag{5.5}$$

MSEは原画像と原画像に雑音を付加した画像との平均 2 乗誤差を表す．なお，この実験における遮蔽，発生領域はアフィン変換情報による正解のフローを用いて抽出した．

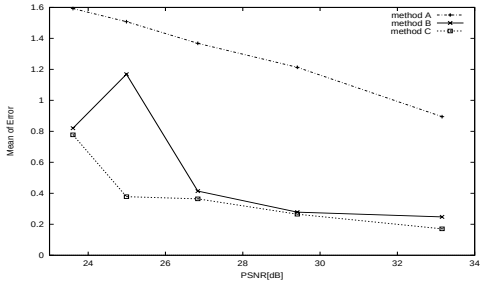
図 5. 2に実験結果を示す．グラフの縦軸はそれぞれ誤差平均，誤差分散を表し，横軸は PSNR を表す．ここでは、MSE の値が大きくなる、つまり、ノイズの付加量が多くなると PSNR の値は小さくなる。図 5. 2より，雑音に対してロバストな従来の手法 A を用いた場合よりも，手法 B，さらに手法 C を用いることで，誤差平均値，誤差分散値，共に低下し，遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度が向上した．よって，実画像においても，手法 A，手法 B を用いたフロー推定法よりも，手法 C を用いることにより，遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度が向上すると考えられる．



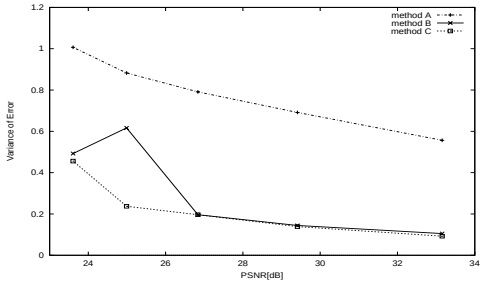
並進運動(誤差平均)



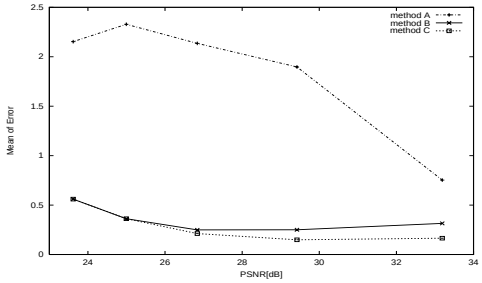
並進運動(誤差分散)



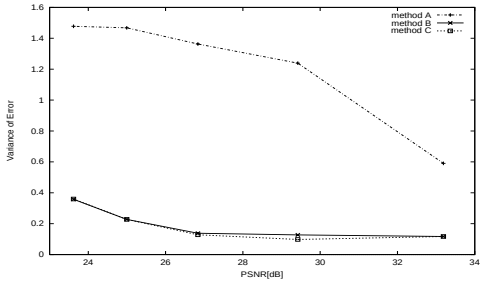
拡大運動(誤差平均)



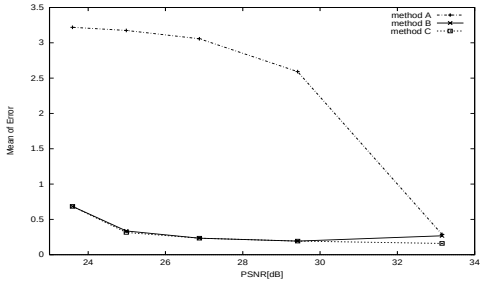
拡大運動(誤差分散)



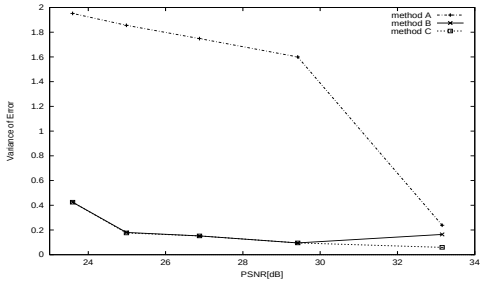
縮小運動(誤差平均)



縮小運動(誤差分散)



回転運動(誤差平均)



回転運動(誤差分散)

図 5.2: 手法 A，手法 B，手法 C によるフロー推定の誤差平均，誤差分散

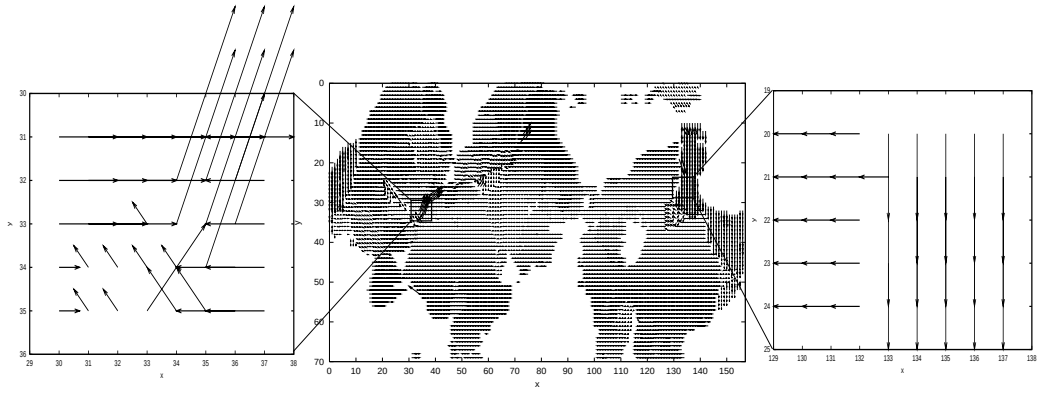
5.3　実画像への適用 (実験 3)

最後に，図 5.3の実画像に対する手法 A，手法 B，手法 C それぞれ用いた場合のフロー推定精度の比較実験を行った．実験 3 に用いた実画像 (図 5. 3)は 70×157[pixles]，8[bi ts/pi xel] のグレイスケール画像で，手前の車が左に，奥の車が右にそれぞれ並進運動しているものを用いた．

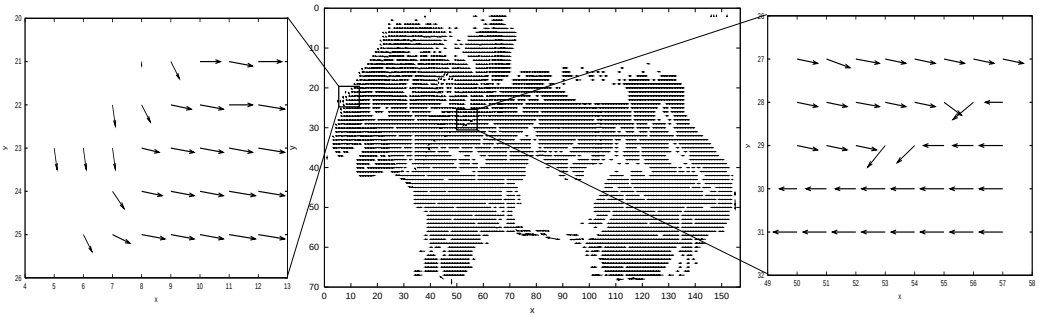
実験結果を図 5. 4に示す．手法 A は正方形で囲った左の領域である遮蔽領域，また，正方形で囲った右の領域である発生領域においてエラーフローが推定されている．また，本来，静止しているはずの領域にも動きを示すフローが推定されているが，手法 B，手法 C では，遮蔽，発生領域のフローが比較的正確に推定され，本来，静止している領域のフローも正しく推定されている．これは，本研究で提案した，3 条件，重み関数の導入による効果と考えられる．また，手法 B，手法 C により推定されたフローフレーム中の正方形で囲った遮蔽領域に注目すると，手法 B ではエラーフローが目立つが，手法 C ではエラーフローが修正されている．これは遮蔽領域のエラーフローが所属領域のフローからの外挿予測によってフローの連続性が考慮されたためと考えられる．

Frame1　　Frame2　　Frame3

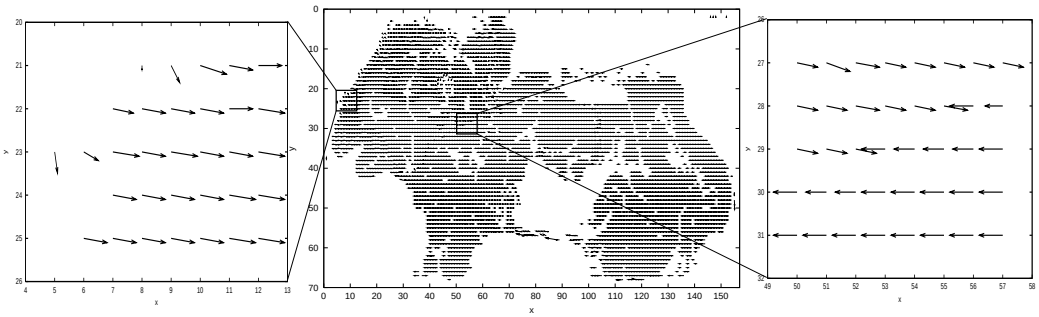
図 5.3: フロー推定に用いた実画像フレーム



手法Aによって推定されたフロー



手法Bによって推定されたフロー



手法Cによって推定されたフロー

図 5. 4: 手法 A，手法 B，手法 C による実画像に対するフロー推定

第 6 章

むすび

フロー推定精度の低下する遮蔽，発生領域のフロー推定を高精度に推定するために，従来，ノイズに対してロバストとされる速度空間における交点の投票を用いる手法に 3 条件，重み関数を導入する手法を提案し，その手法を用いて，時間的に連続する画像フレームから

(1) オプティカルフロー推定

(2) 動きの連続性に基づく領域分割

(3) 遮蔽，発生領域抽出

(4) 遮蔽，発生領域の所属領域決定

(5) 所属領域から遮蔽，発生領域のフロー外挿予測

を行うことによって，遮蔽，発生領域のフローを推定する手法を提案した．そして，モデル画像，ノイズの付加されたモデル画像，実画像に対して投票のみと，投票に 3 条件と重み関数を導入した場合，さらに外挿予測を行う場合，それぞれの遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度の実験を行った．その結果，従来，雑音に対してロバストであるとされる投票のみを用いた手法に比べ，投票に 3 条件，重み関数を導入した手法を用いることで．遮蔽，発生領域のフロー推定精度を改善できた．また，投票に 3 条件，重み関数を導入した手法に比べ，さらに，遮蔽，発生領域のフローを遮蔽，発生の生じていない所属領域から外挿予測する手法を用いることで，モデル画像に対して最大，並進運動において誤差平均が投票のみを用いた場合の$\frac{1}{100}$に低下した．また，雑音を付加したモデル画像に対して最大，回転運動の PSNR=23.6[dB] において誤差平均が投票のみを用いた場合の$\frac{1}{79}$に低

下し，フローの精度を改善できた．さらに，実画像に対してフロー外挿予測を適用した結果，遮蔽，発生領域におけるフロー推定精度を改善できた．

今後の課題としては，遮蔽，発生領域のフロー推定精度は所属領域のフロー推定精度に依存するので，所属領域のフロー推定精度の向上が必要となる．よって所属領域におけるより高精度なフロー推定法を検討する．また，実画像において時間的に照明変化が生ずるものがある．この照明変化の生じる実画像に対しても遮蔽，発生領域における高精度なフロー推定の可能な手法の検討を行う．さらに，遮蔽の生じている画像中の動き情報を用いての不審人物の監視，また，遮蔽の生じる状況下での視覚制御ロボットへの本手法の適用を目指す．

謝辞

本研究を進めるにあたり日頃から熱心に御指導して頂きました本学 小谷一孔助教授、剣持雪子助手に深く感謝致します。終始貴重な御意見、御鞭撻を頂きました本学 宮原誠教授、阿部亨助教授に深く感謝致します。

また、日頃から御助言、激励頂いた斎藤康之氏を始めとする本学像情報処理学講座の学生諸氏の皆様に深く感謝致します。

参考文献

[1] B. K. P. Horn and B. G. Schunck : "Determining Optical Flow", *Artif. Intell*, Vol. 17, pp. 185-203, 1981

[2] M. Yachida : "Determining Velocity Maps by Spatio-temporal Neighborhoods from Image Sequences," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, 21, pp. 262-279, 1983

[3] H. Nagel : "Displacment Vectors Derived from Second-Order Intensiyt Variationism Image Sequance", *Computer Vsion, Graphics, and Image Processing*, 21, pp. 85-117, 1983

[4] J. K. Kearney, W. B. Thompson and D. L. Boley : "Optical Flow Estimation: An error analysis of gradietn-based methods with local optimization," *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intel l*, PAMI-9, 2, pp. 229-244, 1987

[5] 富永英義, 小松尚久, 宮下壮史, 花村剛 : "階層画素情報を用いた動画像における動き量検出方式", 信学論, Vd. J72-D I, No. 3, pp. 395-403, 1989

[6] 金丸利文, 北島秀夫, 白川智昭, 小川吉彦 : "ブロック・マッチング法による画素毎の動きベクトル検出法", 信学技報, CS92-69, IE92-91, pp. 63-70, 1992

[7] 千葉昌孝, 小沢慎治 : "明度拘束式のモードによるオプティカルフローの検出", テレビジョン学会誌, Vol 45 No. 10, pp. 1199-1201 1991

[8] Brian Schunck : "Image Flow Segmetmation and Estimat by Constrta Linne Cluster, in *IEEE Trans. Pattern Anal. and Mach. Intel l*, PAMI-11, 10, pp. 1010-1012 1989

[9] 志沢雅彦, 間瀬健二 : "多重オプティカルフロー - 基本拘束方程式と運動透明視・運動境界検出の統一理論", 信学論, Vol. J76-D-II, No. 5, pp. 989-1005 1993

[10] 坂貴志，小谷一孔：“オプティカルフロー拘束方程式による物体遮蔽判定法に関する研究”， 信学技報， PRMU96-171， pp. 7-13， 1997

[11] 井関徹，小谷一孔：“速度空間と動きの連続性に基づいた物体遮蔽判定方法に関する研究”， 信学技報， CVIM108-9， pp. 63-70， 1997

[12] 今村弘樹，剣持雪子，小谷一孔：“フロー外挿による遮蔽，発生領域のオプティカルフロー推定”， 信学技報， CS98-123， pp. 65-72， 1998

[13] 島内剛一，有澤誠，野下浩平，浜田穂積，伏見正則：“アルゴリズム辞典”， 共立出版株式会社