

視覚の知覚機能の工学的実現に関する研究

山 口 晃 生

①

視覚の知覚機能の工学的実現に関する研究

1993年3月

山口 晃生

目次

1 序言	1
1.1 視覚の基礎機能	1
1.1.1 視覚の環境適応の必要性	1
1.1.2 視覚の基礎機能の必要性	1
1.1.3 視覚の基礎機能と認識	3
1.2 視覚の基礎機能の問題点	3
1.3 本論文の構成	6
2 統合化視覚システム	8
2.1 統合化視覚システムと従来研究	8
2.1.1 従来研究	8
2.1.2 統合化視覚の問題点	9
2.2 統合化視覚システムにおけるセンサの知能化の必要性と役割	11
2.3 先進的視覚システムにおける感覚運動統合の必要性と役割	11
2.4 生体の眼球運動のモデル	12
2.4.1 サッケードとパーシュートのモデル	12
2.4.2 機械的運動感覚と視覚的運動感覚	13
2.4.3 視覚像における自己運動と対象運動の排除	18
2.5 統合化視覚システムの原理	20
2.5.1 階層化と統合	20
2.5.2 視覚と平衡覚による視線制御	20
2.5.3 統合化視覚システムの構成要素	22
3 視覚からの速度計算	24
3.1 従来研究	24
3.1.1 変位量探索による方法	24
3.1.2 相関法	25
3.1.3 空間フィルタ法	28
3.1.4 時空間微分法	30
3.1.5 速度計算上の問題点	35
3.1.6 Hesse 行列式の性質	40

3.2	空間微係数推定法	41
3.2.1	空間微係数推定における誤差要因	41
3.2.2	差分による微係数推定の問題点	43
3.2.3	サンプリング定理を基にした微係数表現	43
3.2.4	有限次数での近似方法	46
3.2.5	空間微係数近似の打ち切り誤差	49
3.2.6	Eulerの変換の信号処理論的意味	53
3.3	実験	57
3.3.1	シミュレーションに基づく実験	57
3.3.2	実時間速度計測	82
3.3.3	速度追従実験	84
3.4	考察	86
3.4.1	速度計算実験での誤差要因	86
3.4.2	時間差分に起因する誤差	88
3.5	速度計算法の拡張	88
3.5.1	アナログ回路による実現について	88
3.5.2	最小2乗推定法への拡張	90
3.5.3	照度変動する条件下への拡張	91
3.6	速度計算のまとめ	97
4	角速度センサによる自己運動検出	98
4.1	原理	98
4.1.1	角速度センサの原理	98
4.1.2	流体を利用する角速度推定法	99
4.1.3	圧電膜による圧力の検出原理	101
4.1.4	積分の安定性	102
4.2	実験	103
4.2.1	測定原理の前提条件の評価実験	103
4.2.2	角速度検出原理の評価	105
4.2.3	偏心回転の計測	106
4.3	考察	107
4.3.1	本方式の得失	107
4.3.2	角速度センサの拡張	108
4.3.3	半規管との比較	109
4.4	角速度センサのまとめ	112
5	視線制御	113
5.1	眼球が運動する理由	113
5.2	視線制御の役割	114
5.2.1	自己運動に対する視覚像安定化制御	114

5.2.2	対象運動に対する注視制御	114
5.3	眼球運動の制御則	114
5.3.1	カメラと対象物の配置条件	114
5.3.2	視線速度修正による方法	115
5.3.3	視線方向修正による方法	117
5.4	実験	118
5.4.1	実験配置	118
5.4.2	位置偏差による視線制御	119
5.4.3	位置と速度による視線制御	119
5.5	考察	120
5.5.1	中心と周辺での制御規範切替の効果	120
5.5.2	実験における問題点	120
5.5.3	時間遅れのない追従	120
5.6	視線制御のまとめ	121
6	統合化視覚実験	124
6.1	統合化視覚システムの具体的構成	124
6.1.1	実験システム1	124
6.1.2	実験システム2	127
6.2	実験	129
6.2.1	実験配置	129
6.2.2	予備実験(平衡覚による視覚像安定化)	131
6.2.3	視覚と平衡覚による視線制御	131
6.3	考察	133
6.3.1	統合化視覚システムの原理との関係	133
6.3.2	能動計測としての側面	134
6.3.3	計測情報の統合	134
6.4	統合化視覚のまとめ	135
7	結言	136
7.1	結果	136
7.1.1	速度計算	136
7.1.2	角速度センサ	137
7.1.3	視線制御	137
7.1.4	統合化視覚実験	137
7.2	統合化視覚システムの構成法と視覚の基礎機能の実現	137
7.3	今後の課題	138

A 付録	139
A.1 速度計算	139
A.1.1 $ T $ の導出	139
A.1.2 Hesse 行列式の空間周波数成分による表示	140
A.1.3 等方的な画像における Hesse 行列式の値	141
A.1.4 Hesse 行列式の画像平均	142
A.1.5 時間微分情報の有効利用	142
A.2 平衡覚センサ	142
A.2.1 3次元 VOR のモデル	142
A.3 視線制御	145
A.3.1 速度修正量の導出	145
A.3.2 位置修正量の導出	145
謝辞	147
参考文献	149

第 1 章

序言

1.1 視覚の基礎機能

1.1.1 視覚の環境適応の必要性

視覚は生体や機械が対象を認識し行動するために必要な感覚である。視覚による認識を正しく行なうためには、通常は認識に先だって

- 対象物の画像を得ておくこと
- 自己と対象物の位置関係を把握しておくこと

などの条件が絶えず満たされている必要がある。これらふたつの条件は視覚像の安定化や対象物の定位や注視の機能により達成される。以下ではこれらの機能を、視覚に必要な基本的な機能であるという意味で視覚の基礎機能と呼ぶことにする。

一般に移動ロボットや自律移動車は、整備されない環境や変化する環境や未知の環境で活動する必要がある。このような環境では最初に述べた認識に必要なふたつの条件が何もしないで満たされることは少ない。

したがって、移動ロボット等の視覚は整備されない環境で対象物の画像や位置関係を正しく得るために視覚の基礎機能を備えている必要がある。また、変化する環境に対応し行動するためには基礎機能に即応性が伴う必要がある。

つまり、即応性を考慮した視覚像安定化や対象物定位や注視の機能が、ロボットや自律移動車などに搭載される先進的視覚システムに必要となる。

以上の概念を Fig. 1.1 に模式的に示す。この図は認識のような高次の視覚機能を実現するためには視覚の基礎機能が不可欠であることを示している。

1.1.2 視覚の基礎機能の必要性

ここでは、上で述べた視覚の基礎機能の必要性を、現状と照らし合わせてもう少し具体的に説明する。以下では先進的視覚システムの用途として移動ロボットを想定しておく。

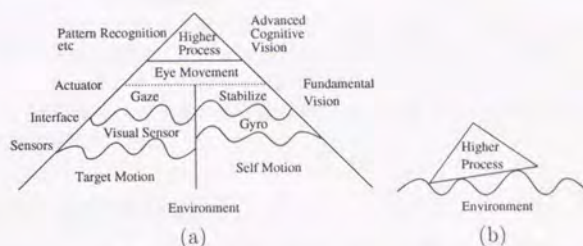


Fig. 1.1. Schematic diagram of an advanced integrated vision system. (a) System with fundamental visual functions can support higher visual recognition scheme. (b) Visual recognition process directly contacting with the environment.

移動ロボットの視覚における基礎機能 ロボットの行動目的はナビゲーションや対象物把持など多様かつ複数の可能性があり、視覚システムもそれらに対応して外界背景の見かけ上の運動の検出や物体の形状や大きさの同定などのさまざまな種類の認識を行なう必要がある。

このような視覚計測はロボットビジョンやマシンビジョンと呼ばれる問題であり、目的ごとにさまざまな視覚計測のアルゴリズムが提案されている¹⁾。

それら多くのアルゴリズムでは、視覚像が静止していること（あるいはカメラの動きが既知であること）や対象物が視野内に存在すること、あるいは対象物の位置がわかっていることなどが仮定されている。したがって、それらのアルゴリズムによる認識を行なうためには、視覚システムは視野の安定化機能、対象物の定位機能、対象物の注視機能などの基礎機能を備えている必要がある。

生体の視覚における基礎機能 視覚の基礎機能の必要性は、生体の視覚系に関連した次のふたつ事柄からも示唆される。

最初は、視覚の心理学に関連したものである。

人間の視覚に備わっている視覚像の安定化・対象定位・注視の機能は、視覚の心理学においても強い興味の対象となっている。そして、心理学においてはそれらの機能の発現機構は眼球運動と関連して論じられ、種々の仮説が提案・検証されている。例えば、サッケード中に生じる網膜像の流れが知覚されない問題（サッケード抑制）、網膜像が動くのに視野の動きが知覚されない問題（視野の安定化）、サッケード前後の別々の網膜像を組み合わせるといつの像を知覚する問題（サッケード統合）などが取り上げられ、これらにおける眼球運動の役割などが議論されている²⁾。

ふたつめは、神経生理学に関連するものである。

脊椎動物において網膜から生じる視神経は、外側膝状体に終止しさらに大脳視覚野へ入力する高次の経路と、網膜から上丘に終止しそこから下行して視覚性運動に関係する経路とが別々に存在することが知られている。前者の経路は形態処理、後者の系は粗い空間処

理や周辺視に関係している可能性が示唆されている。また後者は前者よりも系統発生的に古い構造であり、すべての脊椎動物に見られる³⁾。この事実は、視覚の基礎機能が認識系とは補完的關係にある反射系により実現されていることを予想させ、即応性を有する視覚の基礎機能が、視覚を持つすべての生物で必要とされることを示唆していると考えられる。

このように、人間や生体の視覚から基礎機能の存在証明を得ることができ、これはこの機能の必要性を証明している。

1.1.3 視覚の基礎機能と認識

視覚の基礎機能は視覚システムが現実の環境において認識を行なうために必要である。これは認識の目的およびアルゴリズムを問わずあてはまる場合が多い。

視覚の基礎機能を認識アルゴリズムの中で個々に実現したとすると、次のような問題が生じる可能性がある。

1. 個々の認識アルゴリズムが複雑化する
2. 複数の認識アルゴリズムを同時に実現できない
3. 認識アルゴリズムが視覚システムの構造に必要以上に依存する

1. は、視覚システムや環境が安定であることを仮定したアルゴリズムを、そのまま拡張して対応する場合に生じる。

2. は、例えば視線制御により視覚の基礎機能を実現するとき、個々の認識アルゴリズムがひとつしかない視線制御系を奪い合うような状況で生じる。

3. は、認識アルゴリズムの設計や実装時に問題となる。例えば、同じ認識アルゴリズムでもそれを実現する視覚システムの構造に合わせて手直しする必要がでてくる。

これらの問題は、もし視覚の基礎機能を認識アルゴリズムと独立に実現できれば解消されるであろう。

本研究では視覚の基礎機能と認識との独立性に注目する。生体の視覚において認識系と反射系が別に存在することを考えると、視覚の基礎機能を認識と独立に実現することは可能と思われ、そのための工学的実現手法を研究する必要がある。

1.2 視覚の基礎機能の問題点

ここでは、ロボットの視覚システムが基礎機能を実現する場合の問題点を考える。

視線制御機能の必要性 ロボットの視覚システムでは視覚センサにカメラが使用されることが多い。したがって、視覚像の安定化とは典型的にはカメラの像が不必要に流れないことを意味する。このためにはカメラの視野を何らかの方法で動かすこと、すなわち視線制御を行なう機能が必要である。

視線制御は移動する対象物を追跡したり、ロボットが自己運動中に注視点を空間上の1点に保つ場合にも必要とされる。

人間などの生体の視覚系では、包括的な感覚と運動の統合が生存に不可欠な機能として実現されている。たとえば、頭部の運動を半規管で検出し眼球運動によりフィードフォワード的に補償する前庭動眼反射 (vestibulo-ocular-reflex, VOR)、断続性運動 (saccade, サッケード) や随従運動 (smooth pursuit, パーシュート) のような眼球運動⁴⁾ が生体の視覚系に見られる。これらは生体の視覚計測能力を高めるために存在すると予想される。

ロボットの視覚系における視線制御は、この眼球運動の果たす機能を実現するためになくてはならないものである。

自己運動計測の必要性 視覚像の安定化を実現する必要性は、ロボット自身が制御された運動をしている場合よりも、外部からの揺れのような不測の動きを受けている場合の方が大きい。なぜなら、前者の場合はカメラの運動は予測可能であるのに対して、後者の場合には予測不能であるからである。したがって、このようなロボット自身の不測な動きを計測する機能が必要である。

原理上、自己運動は視覚情報からフロー解析のような手法⁵⁾ により知ることが可能である。事実、高位の認識レベルにおいては視覚的な運動感覚が機械的な運動感覚に優先する場合もある⁶⁾。しかし、人間の視覚では視覚情報から眼球運動を生じさせるには約 200ms の時間遅れがある⁷⁾、他の眼球運動が生じていると自己運動だけを分離することは困難などの問題が存在する。

生体では半規管が頭部の運動の感覚受容器になっている。先に述べた VOR は半規管で検出される運動情報から計算される角速度に基づくフィードフォワード的な眼球運動であり、視覚像の安定化の役割を果たしている。

半規管による物理的な自己運動の測定は即応性や信号処理の容易さの点で有利である。生体ではわざわざ別の感覚器が用意されて視覚像の安定化が行われているのはこのためと考えられる。このことは視覚においては自己運動を別の感覚からも得る必要があることを示している。

視覚からの速度計算の必要性 視覚像の安定化や対象物の注視を行なうには、背景や対象物の運動を視覚情報から知る必要がある。これらの運動を知るひとつの手段は画像から速度を計算することである。また、速度分布は運動対象物を定位するための情報を与えることができる。

即応性を考慮すると、視線制御の合間にカメラが静止している時の画像だけを使うのではなく、カメラが運動している途中の画像を利用する必要がでてくる。このような画像にはカメラの運動による像の流れ (オプティカルフロー) がほとんど常に存在する。このようなオプティカルフローは視線制御と自己運動の情報を含んでいる。また、このオプティカルフローが認識に有害な場合には、これを補正するための情報を得る必要がある。したがって、視線制御中の画像を利用するには画像上の速度分布を知ることが望ましいと言える。

即応性の観点からは、速度計算は時間遅れのある認識より前の段階で行なうことが望ま

しい。これは人間の視覚で言えば初期視覚に相当する段階で速度計算を行なうことの必要性を示している。

狭義の人間の視覚は結像光学系から大脳までの器官の作用により実現されている。このうち初期視覚と呼ばれる網膜上で行なわれている情報処理は、他のどの部分よりも空間的に局在性のある信号処理を行なうのに適している。このことは速度計算のための信号処理に関しても同様である。

現在のところ、初期視覚において速度が計算できることは解剖学的にも生理学的にも証明されていない。にもかかわらず、視覚心理学においては速度情報あるいは運動情報は位置情報とは別次元の独立な情報あるいは一次感覚として扱う立場が一般的である⁸⁾。これは、速度情報が初期視覚あるいはそれに近い段階で得ることの妥当性を示唆していると考えられる。

感覚運動統合の必要性 以上に示した機能は個別のままでは視覚の基礎機能の実現には役立たず、まとめ上げられたシステムになってはじめて必要な役割を果たすことができる。システムにまとめ上げるためには何らかの統合化の手法が必要である。

人間の視覚では、先に述べたVORやパーシュートやサッケードのような眼球運動は、視覚や平衡覚を統合することで実現されている。ロボットの視覚システムを研究する場合にはこの人間の視覚の構造を検討しておく必要がある。

また、生体の視覚系においては即応性の要求は大きい。人間などでは先に述べた認識系と反射系のふたつの視覚神経系が存在し、VORのような機能は後者で実現されている。一般に無駄のない生体システムに複数の視覚情報の流れが存在することは、即応性の要求が重要なことを示唆している。

ロボットの視覚システムにおいても即応性は必要であり、統合化視覚システムはこの要求を実現できるように構築する必要がある。

視覚の基礎機能の構成要素 以上のことを要約すると、視覚の基礎機能の実現には

- 視線制御
- 自己運動検出
- 視覚からの速度計算

の各機能および

- 感覚運動統合

の機能が必要であることがわかる。

本研究はこれらの諸機能の実現と、これらを統合した視覚システムの構築を行なう。これは最初に述べた環境適応性の優れた視覚システムの実現に役立つと期待される。

なお、本研究では知覚を上のような感覚と認識の間の機能と捉えている。基礎機能を有する視覚システムが構成され得るとすれば、この視覚システムは単なる感覚装置でも認識

装置でもなく、一種の知能を有するシステムとみなすことができよう。これは心理学で知覚と呼ばれるもの¹と類似した性質を持つことが期待される。本研究では知覚機能は視覚の基礎機能とその上で行なわれる情報処理機能を指すものと考えているが、これは本研究で将来実現すべき目標を表している。

1.3 本論文の構成

ここでは次章以降の本論文の内容を要約して示す。

統合化視覚システム 第2章ではロボットの視覚センサが必要とする基礎的な視覚像の安定化や対象物の定位および注視機能を、統合化視覚システムにより実現する手法を論じる。

この統合化システムは視覚モジュール、平衡覚モジュール、視線制御モジュールを階層的に統合するものとなる。このようなシステムはセンサの知能化のアプローチに一致するものであり、センサの知能化は実現手法に指針を与えることを示す。

また、即応性を考慮してこれらのモジュールを統合することが必要であることを明らかにし、このために必要な条件を検討する。

視覚からの速度計算 第3章ではカメラで得られる動画像から速度を計算する原理やその問題点を考え、実験的手段により検証する。特に、有限次数の空間微係数推定フィルタの実用的な設計法を考案し、このようにして設計したフィルタを利用して従来の輝度勾配微分法(後述)による速度計算手法の問題点を改善する方法を提案する。

通常の画像信号は帯域制限されていることを考慮すればサンプリング定理が成立する。したがって、空間的に離散化して得られた画像から元の連続画像の微係数が再現できる。ここで、ひとつの微係数を計算するために必要な画素範囲が大きくなることは望ましくなく、それゆえ精度のよい有限次数の微係数推定フィルタを導出する方法が必要となる。本研究では Euler の変換を導入してフィルタを設計する手法を解析し、シミュレーション実験や実時間実験において実際に速度計算を実現することでこの手法の実用性を検討する。

角速度センサによる自己運動検出 第4章では流体の圧力分布に基づく新しい慣性型の角速度センサを提案する。まずその測定原理を流体の方程式から導出し、壁面での圧力分布の平均から角速度が計算でき、しかもこの計算は回転軸の位置に無関係であることを示す。次に圧力分布の平均を計測する機構の原理を考察し、これが圧電膜の性質を利用して実現できることを示す。また、実際に角速度センサを試作・評価することにより上の原理に基づく角速度計測が実現できることを実証する。

視線制御 第5章では視覚で得られる位置と速度から対象物を捕捉・追従するための視線制御方法を定式化し、実際に視線制御実験を行なうことでこれらの方法の得失を検討する。

¹心理学では知覚は厳密に定義されているわけではない。たとえば「広義の受容過程」、あるいは「感覚を通して経験される事物の印象」などと定義されることがある。

解析的考察により、対象物に関しては視覚像上での位置偏差と速度偏差だけで視線制御が可能であることが示される。実験により、これらふたつの情報の選択方法に依存して実際の視線運動がどのように変化するかを検討する。また、この方法と実際の眼球運動との比較を行なう。

統合化視覚実験 第2章において検討した統合化視覚を実現する実験を、最後に第6章で行なう。

この実験では、視覚モジュールと平衡覚モジュールを統合してカメラの視線を制御し、予測不能の振動性の外乱を受けているカメラで一様でない背景上を運動する対象物の定位および注視を行なう。この作業は関係する3種類のモジュールを統合しないと困難な設定であり、統合化視覚システムの動作を検証することを目的としている。

第 2 章

統合化視覚システム

2.1 統合化視覚システムと従来研究

本研究では視覚に視覚以外の感覚や能動的運動を統合したシステムを統合化視覚システムと呼ぶことにする。

このような視覚システムはロボットの視覚を想定して研究されて来たものが多い。これは第 1 章で述べた整備されない環境に対応できる視覚システムは、ロボットにおいて特に必要であることが背景にあると考えられる。ここではまず、統合化視覚システムに関連する従来研究を整理しておく。

2.1.1 従来研究

能動的視覚システム

Active Perception⁹⁾ Bajcsy は Active Perception(あるいは Active Vision) とは、「ある目的 (例えばマニピュレーション、移動、認識など) のためにセンサ・対象物・環境と、それらの間の相互作用をモデル化し行動計画を立てること」であると主張している。

具体的にこの主張を実現する手法として、(1) 撮像系のゆがみ、焦点調節、分解能などに関係する時間空間的な局所モデルと、モジュール間の関係や総合性能および予測に関係する大域モデルとを区別して扱う手法、(2) もっとも情報損失が小さい計画を評価して次の行動を選択するための手法が検討されている。

実際には、局所モデルとして焦点調節、両眼輻輳による距離測定、対象物のセグメンテーションを行なうモジュールを有する視覚システム用い、大域モデルとして 3 次元形状パラメータ復元を探索的に行なうモジュールを用いている。これらのモジュールを階層的に結合した視覚システムを構成することで Active Perception の主張の実現可能性を示している。

Animate Vision¹⁰⁾ Ballard は対象に応じてカメラの座標系を設定できる視線制御メカニズムを持つ視覚システムを Animate Vision と呼んでいる。その特徴として対象物の物理的探索ができ、カメラの運動を既知としやすいなどの性質を挙げている。

このような視覚システムの具体的な効用として、中心窩を持つようなカメラにより視覚像の仮想的な高解像化ができる点や、対象物あるいは外部に固定した座標上での視覚計測の可能性などを挙げ、これらにより視覚を含む行動においてより簡素なアルゴリズムを使えるようにする効果があると主張している。

Active Vision¹¹⁾ Aloimonosらは、不良設定問題 (ill-posed problem)・非線形問題などの不安定な問題が、カメラの運動が既知であれば良設定 (well-posed) あるいは線形で安定な問題になる可能性に着目した。

彼らはこのような観点から陰影からの形状決定、輪郭からの形状決定、テクスチャからの形状決定、運動からの立体構造決定、オプティカルフローの決定において能動視覚が果たす役割を考察した。

Space-Variant Active Vision¹²⁾ Benderson は、視野中心ほど解像度が高くなる小型 CCD カメラと、これを pan-tilt 機能を有する視線制御台もしくは眼球駆動モータと組み合わせた視覚システムを開発した。このシステムによりナンバープレートの追跡と認識ができることを実証した。

受動的ナビゲーションと運動からの構造復元¹³⁾

受動的ナビゲーションと運動からの構造復元は、運動画像あるいは時間離散的な画像からカメラの運動および対象形状を推定する問題である。

Horn はオプティカルフローから観測者の運動を復元する解法を (1) 少数の点の対応による離散的アプローチ (2) 1点でのオプティカルフローの空間微分を利用する微分によるアプローチ (3) オプティカルフロー場全体を用いる最小2乗法によるアプローチに分類し、おもに (3) について論じている。

その他、移動機械の自律化を目的として環境を認識して軌道生成しながら走行する自律走行車の研究が報告されている。レーザーレンジセンサを利用して道路を特定しつつ高速走行した例がある¹⁴⁾。

以上の研究に共通することは、視覚にカメラの運動が関与することである。これはロボットの視覚ではカメラの運動が重要な役割を果たすことを意味する。

2.1.2 統合化視覚の問題点

視線制御の必要性

認識のための視線制御と視覚の基礎機能のための視線制御 第1章では、視覚像の安定化や注視の機能を実現するための視線制御機能が必要であることを述べた。これは特定の認識目的に限定された視線制御ではない。

一般に、整備されない環境で動作するロボットの視覚システムでは、この基礎機能のための視線制御を行なった上で、従来研究で行なわれている認識のための視線制御を行なうことが必要と考えられる¹。

この機能は認識の妨げとなる運動を補償したり、視野の一定位置に対象を固定するなど役割を果たす。この意味で視覚の基礎機能のための視線制御は間接的に認識に役立つといえる。

運動中の視覚情報 Active Vision や Animate Vision では画像は視線制御動作の合間の停止点で得られるものを対象とし、運動中に得られる画像の利用は考慮していない。

運動中の連続画像は、停止点で得られる画像間よりも時間差を小さくできるので、微分によりオプティカルフローを計算するのに適している(第3章参照)。

視線制御により生じるオプティカルフローは自己運動情報や、もし視線制御に並進運動が含まれるなら対象物の形状の情報を含んでいることが知られている¹³⁾。したがって、運動中の画像の利用は自己運動や対象形状を知るために役立つ。

自己運動計測の必要性

上で示したのものも含めて、視覚と視線制御を組み合わせ高機能の認識を目的とする能動視覚の研究が多数報告されている。しかしながら、これらの多くの研究ではカメラ駆動系は固定された台に取りつけることを前提としていたり、搭載された車体を基準と考えている。つまり、観測者自身の位置や姿勢を把握することは考慮していない。

一般に対象認識の問題では観測者自身の位置や動きや姿勢が把握されていないと対象の絶対的位置や速度はわからない。したがって、自身の姿勢が把握できないままでは外界を認識する移動ロボットの視覚としては不十分である。

以上の理由により、自己運動を知るために角速度センサ等で構成される平衡覚を備えることが移動ロボットに必要と考えられる。

視覚からの速度計算の必要性

上で述べた既存の統合化視覚システムでは、速度情報の利用に関してあまり考慮されていない。視線制御が視覚速度に及ぼす効果に関しては視線制御の必要性の項で述べた。

逆に、視覚情報により視線制御を行なう場合には、対象物の追従を行なうために速度情報を用いる可能性が考えられる。追従は生体の視覚に見られるパーシュートに相当する運動であり、対象速度に視線速度を合わせることを目標としてモデル化できる。それゆえ、視覚から速度を計算することは、追従性の視線制御等に必要である。

¹ 視覚の基礎機能のための視線制御を必要としない認識アルゴリズムもある。例えば3次元形状の認識では、視線制御により多数の視点からの対象像を得ることでカメラ姿勢が既知でなくても対象の形状を推定できる手法(たとえば¹⁵⁾)が示されている。

2.2 統合化視覚システムにおけるセンサの知能化の必要性と役割

センサの知能化とは、従来よりセンサが有していた物理的側面に加え、認識や同定のような知的側面を強化するものであるとされる。また、知的側面の実現はセンサ機能の分散処理により行なわれるとされている。また、センサの知能化では複数センサの配列や異種のセンサデバイスの組み合わせや計算機による信号処理が必要とされる¹⁶⁾。

前節において、統合化視覚システムでは視線制御のために視覚センサに加えて平衡覚センサが必要であることを述べた。これらのセンサが画像と角加速度²を個別に計測している段階はセンサの物理的側面に対応する。この物理的側面によっては形態の異なるセンサどうしをどのように結合し運用すれば良いかは明らかではない。しかし、センサの知的側面を見ればその方法が明らかになる。今の場合、視覚センサから信号処理により得られる速度情報と、平衡覚センサから信号処理で得られる角速度情報が知的側面を表している。これら相互の関係は自己運動および視線運動に関する量も含めれば物理的に拘束されている。この拘束条件を考慮すれば各センサからの情報を合理的に統合できるはずである。

つまり、統合化の問題はセンサの知能化が強化しようとする知的側面によってはじめて解決され得る。これはセンサの知能化の必要性を意味する。また、信号処理をセンサに付加して知的側面を引き出すための具体的な方法を示し得るところにセンサの知能化の役割がある。

2.3 先進的視覚システムにおける感覚運動統合の必要性と役割

本節では、視覚システムに他の感覚や運動を統合することの意味を検討する。このためにまず感覚運動統合を行わない場合を想定し、どのような問題が起こり得るかを考える。

移動ロボットの視覚システムが固定カメラであり、ロボットには他に視覚系が使えるセンサがないとすると、次のような不都合が考えられる。

1. 観測対象を視野内や視野中央に捉えること、すなわち注視が困難となる。
2. 観測対象や自分自身が運動していると画像上の観測対象の像がながれて劣化する。
3. 観測を行なう時にはロボットの行動を制約せねばならない。

まず、これらの問題を解決するためにはカメラに視線制御機能を付加する必要がある。これは本章の最初で述べた能動視覚の必要性による。

しかしこれだけではまだ視線制御のための目標信号が得られない。1. の解決には視覚あるいは聴覚等により対象物の定位を行なう必要がある。また、2. の解決には自己運動を

²厳密には角加速度ではない。正確には後述する。

検出する、対象運動を検出するなどの機能が必要である。これらの機能を実現するためにそれぞれの感覚系内で行なうべき信号処理は、知能化センサの手法により実現できるであろう。

しかし、これでもまだこれらの感覚と運動を具体的にどのように組み合わせれば良いかは明らかではない。この問題の解決法を探るためには、以下の理由により生体の視覚の仕組みを考慮する必要がある。

高等動物の視覚系では、包括的な感覚と運動の統合が生存に不可欠な機能として実現されている。生体の視覚系における感覚運動統合の目的のひとつが視覚の基礎機能の実現にあり、ロボットでもこの機能が必要であることを考えると、感覚運動統合の仕組みを生体に学ぶことが必要である。

眼球運動には、その目的や原理が自明ではないサッケードやパーシュートなどの眼球運動が存在する。次節ではこのような眼球運動の仕組みを通して感覚運動統合の役割を考える。

2.4 生体の眼球運動のモデル

前節では統合化視覚システムでの視線制御機能の必要性とその役割について述べた。それらは生体の視覚系における視線制御系、つまり眼球運動系と同じ目標を持っている。したがって、生体の眼球運動を検討することは統合化視覚システムの視線制御を実現する上にも役立つと期待される。

人間の眼球運動は読みにともなって生じるサッケード、頭の回転運動にもなって生じるVORなど視覚や平衡覚に関連した何種類かの運動を含む。また、両眼立体視に関係して輻輳・開散運動が生じることも知られている。これらの眼球運動は感覚と運動の間の神経系における情報処理に基づいて制御されている。

本節ではサッケード、パーシュートおよび半規管の角速度検出の原理、VORのメカニズムを順に説明する。

2.4.1 サッケードとパーシュートのモデル

Robinsonのモデル RobinsonはYoungとStarkのモデル¹⁸⁾を発展させ、連続系要素で表現されたサッケードモデル¹⁹⁾、およびパーシュートモデル²⁰⁾を、眼球運動の解剖学的構造および神経生理学的振舞いを合理的に説明するために提案している。(Fig. 2.1参照)なお、説明の便宜のためにこれらのモデルでは頭部の運動は考慮していない。

Fig. 2.1(a)に示したサッケード運動モデルにおいて、制御入力 θ_T は対象物の位置を表す。この位置は網膜上での網膜中心からの変位 e の形で神経系に伝わる。DZは対象物の変位が一定以上大きくなった場合にサッケード生成系に変位を伝える。サッケード生成系は変位の大きさによりスイッチSでいずれか一方が選択される。DEL1またはDEL2の出力が閾値を越えた場合にスイッチMが閉じられ、一定時間だけ網膜像の位置偏差から神経積分²¹⁾を含むPI動作により眼球が駆動される。

Fig. 2.1(b)に示したパーシュートモデルにおける制御入力是对象物の速度 \dot{T} である。網

膜像速度は眼球駆動速度指令の遠心コピーと加算されて対象物速度の予測値(知覚される速度)となり、中枢系で望ましい眼球速度 E_D が得られる。この信号はPMCにより加速度が制限され、VSにより速度が制限された後に眼球駆動系に入力され眼球が駆動される。

Robinsonのモデルの特徴は、実在の神経系の部位に対応して制御要素が選ばれていることであり、各部位の機能を特定したモデルとなっている。

Bahillらのモデル BahillとMcDonaldはパーシュート眼球運動を説明するために適応フィルタを用いたモデルを提案し²²⁾、このモデルのシミュレーション結果と人間の眼球運動計測の結果を比較検討して、このモデルが実際の眼球運動を説明できることを報告している²³⁾⁷⁾²⁴⁾²⁵⁾。このモデルの構成をFig. 2.2に示す。

Fig. 2.2ではパーシュート系のほかに前庭系やサッケード系も示されている。このモデルでは各系の出力は眼球運動系の直前で単純に加算されるようになっている。

パーシュート系は対象の網膜像速度を入力とする。これにTSACの出力を加えて生成される R_j は内部的に生成された知覚速度となる。この速度を積分することで眼筋の位置が制御される。TSACの目的は運動系の遅れ時間(100ms以上)を補償して対象物を時間遅れなしで追従できるようにすることである。

このモデルではサッケード系は簡単に扱われ、対象物の位置偏差が0.5°以上になった時に150msの時間遅れでバースト的に眼球を駆動するようになっている。

上に挙げたいずれの眼球運動制御モデルでも、サッケードでは対象物の運動開始時点での対象物の位置偏差により眼球が駆動されている。また、パーシュートは内部的に知覚される対象物の速度によって制御される運動としてモデル化されている。

2.4.2 機械的運動感覚と視覚的運動感覚

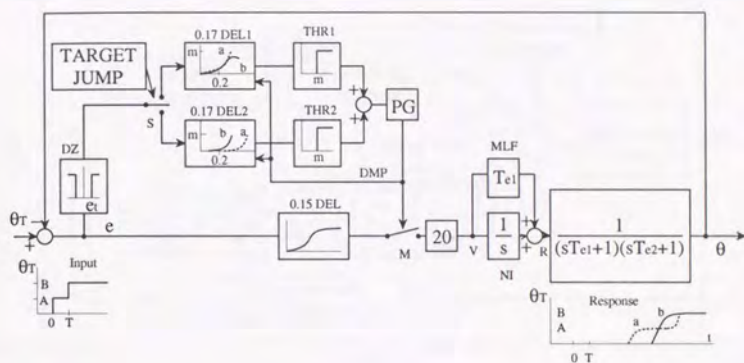
人間は自己運動を半規管からなる平衡感覚や身体の筋張力の自己受容感覚から知ることができる。あるいは、周辺を含む視野の動きから自己運動を知ることでもある。後者は工学的には受動的ナビゲーションの問題である。

生体の機械的自己運動検出のメカニズム

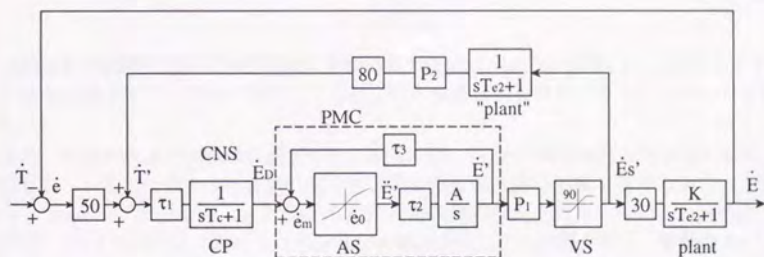
生体の機械的自己運動センサは内耳にある半規管、球形囊、卵形囊である。これらは内部がリンパ液で満たされている。半規管は角速度、球形囊と卵形囊は重力や加速度を検出するものである。以下では生体が半規管により角速度を検出する仕組みを説明する。

半規管の解剖学的構造 半規管は左右ふたつある内耳のそれぞれに前、後、水平³⁾の3個あり、それぞれが別々の回転成分の運動に感度を持つようになっている。Fig. 2.3に内耳の半規管部分の構造を図示する。

³⁾解剖学的には外側半規管と呼ばれるが、ここではわかりやすさのため文献²⁶⁾での呼称を用いる。



(a)



(b)

Fig. 2.1. Eye movement models of Robinson. (a) The model of the saccadic eye movement¹⁹⁾. DZ, threshold element with dead zone. Switch S changes state when the target jumps from A to B. DEL1 and 2 blocks are analog delay lines. THR, threshold element of the level m to make a saccade. PG pulse generator. M inhibits the input. NI neural integrator. MLF medial longitudinal fasciculus. The last 2nd order block represents extraocular muscle. (b) The model of the pursuit eye movement²⁰⁾. \dot{T} and \dot{E} are target and eye velocity, respectively. τ_1 to τ_3 are delays. CP central processing represents the activity of central nervous system. PMC, premotor circuitry. AS, acceleration saturation. VS, velocity saturation. \dot{E}_D , desired eye velocity. \dot{e}_m , motor error. \dot{E}' , desired eye acceleration. \dot{E}'_s , efference copy.

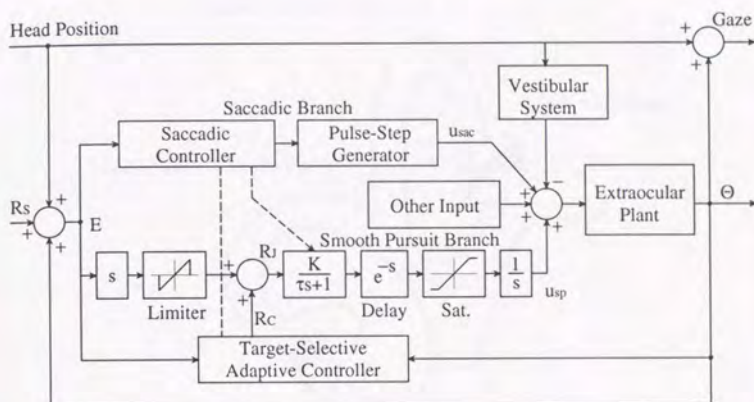


Fig. 2.2. The Target-Selective Adaptive Control (TSAC) model for the human eye movement system (This diagram is merged from 22) and 25)).

回転運動を実際に感じる感覚神経の末梢は膨大部稜 (Crista ampullaris) に集中しており、有毛細胞の働きでリンパ液の流動による壁面での摩擦応力を検出できるようになっている²⁸⁾。

また、流速の向きの判別は半規管ごとに感度を持つリンパ液の流動方向を変えることで実現されている。すなわち、6個の半規管は特定の回転方向に感度を有するふたつが対になって push-pull 動作することで向きも含めた角速度の検出を行なっていると言われて^{26) 29)}。向きの判別まで含めると半規管が6個あることは必然的であり、無駄のない構造である。

半規管の物理モデル³⁰⁾ 半規管内部を満たしているリンパ液を対称軸回りに自由回転する円環状の剛体としてモデル化する。(Fig. 2.4参照。なお、この図はリンパ液を剛体とみなしたものを図示しており、半規管に相当する外壁は省略されている。) この円環の慣性モーメントを I とし、円環が円管壁面から受けるトルクを T とする。 T は円管の角速度 Ω と円環の角速度 ω の差に比例するとすれば、

$$I \frac{d\omega}{dt} = \alpha(\Omega - \omega) = T \quad (2.1)$$

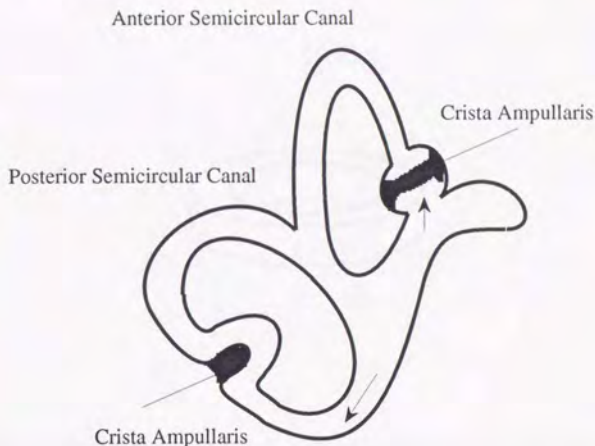


Fig. 2.3. Human semicircular canals of the left auris interna²⁷⁾. Only two of three canals are shown. "Crista ampullaris" is sensitive to the flow of lymph. Two arrows shown in the figure indicate the sensitive orientation.

となる。これより、入力を Ω 、応答を T と考えた伝達特性は、

$$\frac{T(s)}{\Omega(s)} = \frac{sI/\alpha}{sI/\alpha + 1} = \frac{sT_c}{sT_c + 1} \quad (2.2)$$

となる。実際には Ω が頭の回転角速度、 T が膨大部後で感覚神経に伝達される情報に相当する。

(2.2)式からこのモデルはハイパス特性を示すことがわかる。ここで T_c の実際の値は猫で4s程度、猿で6s程度であるとの報告されている³¹⁾。

この(2.2)式で表現される特性は半規管のモデルとして多くの研究で用いられている^{31) 32) 33)}。

RobinsonのVORモデル 半規管は(2.2)式で表される伝達特性を持つものとするれば、半規管の出力から元の角速度を算出する必要がある。このためには逆の伝達特性をもつ系へ半規管からの信号を入力すればよい。

Robinsonが提案した生体におけるVORのモデルでは、このような逆の伝達特性を正のフィードバックにより実現する。このRobinsonのモデルのうち角速度信号を生成する部分を抜き出したものをFig. 2.5に図示する。

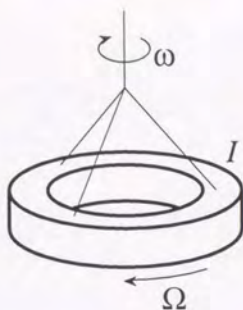


Fig. 2.4. A physical model of semicircular canal. Lymph is approximated as a solid ring rotating around its central axis.

半規管が検出する頭部回転は半規管の伝達特性 $\frac{sT_c}{s^2T_c+1}$ を受けて感覚神経に伝わる。Robinson のモデルではこの信号の遅延コピー (1 次遅れで表される系を通すことで得られる) をこの信号自身に前庭神経核において線形加算する構造になっている。近似的に $T_o \approx T_c$ とすれば、頭部の角速度と眼球の角速度の間の伝達特性は、

$$-\frac{de}{dh} = \frac{s \frac{T_c}{1-K}}{\frac{T_c}{s(1-K)} + 1} \quad (2.3)$$

となる。結局このモデルでは 1 次遅れ要素からなる正のフィードバックにより角速度が生成されている。

生体の視覚的自己運動検出のメカニズム

人間や生体の視覚において自己運動を視覚像から検出するメカニズムはまだ十分解明されていないとは言えない。

Gibson は視覚的運動は環境に対しての自己運動を知るための主要な情報源であると主張した³⁵⁾。その後の心理学実験でも、視覚的自己運動感覚が機械的自己運動感覚に優先して知覚される例が少なからず報告されている⁸⁾⁶⁾。また、視野の中央と周辺とに別の動き刺激を提示する実験により、自己運動感覚は周辺における運動が支配的であることがわかっている⁸⁾。

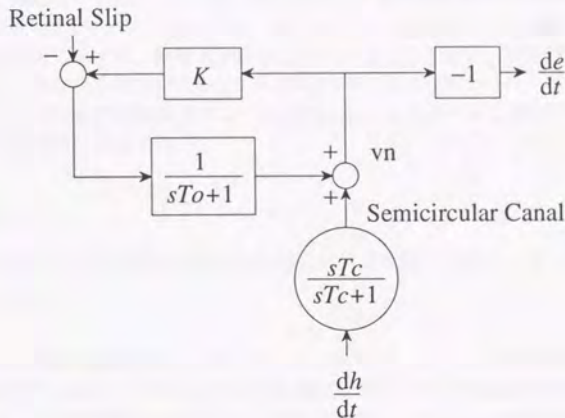


Fig. 2.5. Robinson's model of VOR³⁴⁾. Input signal of semicircular canal is the head angular velocity $\frac{dh}{dt}$. The canal signal is added to its stored (lagged) copy in vn (vestibular nucleus). The resultant signal is then multiplied by -1 to produce eye velocity $\frac{de}{dt}$.

むしろ、視覚から自己運動を検出する原理やアルゴリズムは、工学における受動的ナビゲーションの研究により明らかになってきている。

2.4.3 視覚像における自己運動と対象運動の排除

生体視覚における感覚運動統合

生体の視覚系を外から観察するとさまざまな刺激や応答が関与している。視覚的あるいは平衡覚的な刺激は、同時に複数の感覚器を経由して絶え間なく視覚系に入ってくる。また、それらの刺激により生じるサッケードやパーシュートなどの眼球運動は同時あるいは交互に発現している。

眼球運動モデルでは視覚あるいは平衡覚からの信号はまず個別の経路により眼球運動指令信号を生成する。多くの眼球運動モデルではこれらの信号の和がとられ、これが後続の眼筋の運動神経系へ伝送されるような構成になっている。

現実の眼球運動はもう少し複雑である。サッケード、パーシュート、固視微動あるいは輻輳開散などの運動は、同時に生じる場合もあれば特定の運動が他の運動を抑制すること

もある。後者の例は頭部回転により VOR が生じている時にはサッケードがほとんど見られなくなることである²²⁾。また、同じ視覚的な刺激どうしても、視野の中央に振動パターンを呈示すると OKN(すぐあとで述べる)が抑止されるという例が見られる³⁶⁾。

このように、生体においては視覚系からの信号は目的や構造の異なる複数の経路に枝分かれして眼球運動系に達する。眼球運動系の入力は共通であるから、複数の分枝を経由してきた信号は統合を行なう機構が介在して眼球運動系へ伝えられていると考えられる。

以下ではこのような感覚運動統合により実現される、視覚像の自己運動や対象運動を排除する仕組みを具体的に説明する。

自己運動の排除

自己運動の排除は、自己運動が回転運動の場合には原理的には次の2通りの方法により可能である。

半規管からの機械的自己運動感覚による場合 これは VOR と呼ばれる眼球運動である。この運動は前庭器官の一部をなす半規管で検出された角速度と逆の角速度で眼球をパーシュートの的に回転させることで実現されている。(VOR のメカニズムは 2.4.2 節参照)

この眼球運動は視覚像自体が流れないようにするため、視覚に対してフィードフォワード的な補償を行なう意味がある。

網膜像からの視覚的自己運動感覚による場合 生体の視覚は、視野の周辺を含む広い領域に並進的な運動刺激を提示されると、この動きを相殺するための眼球運動を示す。これは optokinetic nystagmus (OKN) と呼ばれる視覚性の反射運動である。

OKN は注視時には生じない、また、周辺に左右で異なる向きの運動刺激を提示しても生じないなどの特徴がある³⁷⁾。

対象運動の排除

対象運動を網膜像から排除するには、対象を注視し続けるようにパーシュートを行なう必要がある。Robinson のパーシュートモデルでは、これは対象の網膜像速度と現在の眼球速度の和を目標値として眼球速度を制御する運動として説明されている。

サッケードの影響の網膜像からの排除

サッケード中の網膜像は流れるがこの動きは知覚されない。これはサッケード抑止と呼ばれる問題であり、これを説明するモデルは (1) 神経系のメカニズムによる抑制作用 (2) サッケード前後の網膜像によるサッケード中の網膜像のマスキング作用 (のふたつに分類されている²⁾。

2.5 統合化視覚システムの原理

本節では本研究で構築した統合化視覚システムの原理を説明する。本システムは視覚の基礎機能を実現することを目的としている。

2.5.1 階層化と統合

生体視覚系の階層構造 すでに述べたように、人間の視覚系は狭義の視覚に平衡覚や眼球運動を含めて構成されている。これらの各系は末梢神経系あるいは中枢神経系の別々の部位にある程度のみまとまり(例えば神経節や神経核など)となって散在し、これらの間が神経により結合される構造になっている。この構造はモジュールを階層的に結合するモデルにより表現した例がある³⁸⁾。

情報処理系の階層構造 計算機科学ではハードウェアを含めて階層化・構造化あるいはモジュール化の考え方が浸透している。ロボットの視覚システムでも設計の容易さや拡張性を考慮した場合これらの概念を導入することは有用と思われる。

工学的システムにおいて階層化と統合の手法に期待される役割は、複雑なシステムを個々の問題に分割して再構成することで設計を容易にすることである。これは、

- 処理の複雑さをモジュールに閉じ込めやすい。
- モジュールを組み合わせでシステムが構成できる。
- システムの機械依存の部分が分離できる。
- システムに拡張性がある。
- システムを並列化分散化しやすい。

などの理由による。

この階層化と統合を有効に行なうには、まず、システムをどのようなモジュール群に分割するかを考える必要がある。

2.5.2 視覚と平衡覚による視線制御

視線制御機能の分割と統合のモデル

眼球運動では視覚情報と平衡覚情報が統合されて眼球運動系(生成系と駆動系)へ伝達される。これを模式的に表すと Fig. 2.6 のようになる。

Fig. 2.6 は、各系とそれらの入出力間関係を対象物や視線や自己の向き(あるいはその速度)に関して表したものである⁴⁾。

⁴⁾各入出力はその信号の形態(たとえば画像)を表すのではなく、その中に存在する位置や速度のような情報を表す。

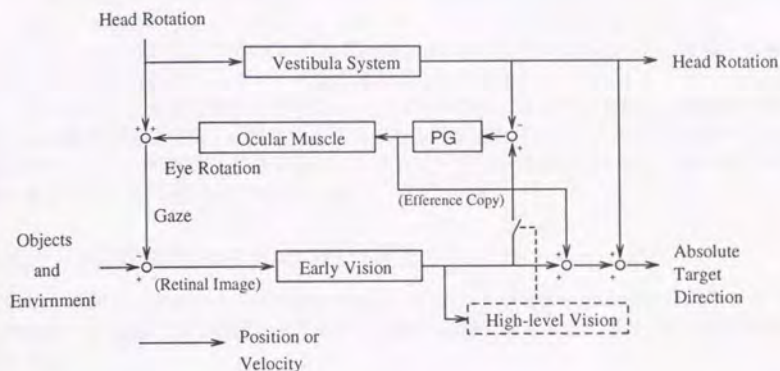


Fig. 2.6. Schematic diagram of relation among visual, vestibular, and oculomotor systems (more revised than ³⁹⁾). The early vision gets retinal image and extracts positional information. The vestibular system obtains the head rotation angular information, which is utilized to generate compensatory eye movement signal. The visual signal is sent to the eye movement generator if the lower system is made to gaze at a specific object by high-level vision. Absolute target position is perceived by adding the two sensory outputs and the eye motor signal.

Fig. 2.6の左側の信号の流れは、網膜像が対象や背景の配置や頭部および視線の向きなどの外部的な拘束条件で決まることを表している。それに対して右側の信号の流れは平衡覚および視覚で検出される自己や対象物の向きに間に成立する内部的な結合の形態を表している。

Fig. 2.6に示したシステムは、初期視覚系と平衡覚系が独立に動作可能であることを示している。すなわち、視覚系が単独で網膜像から対象物の網膜上の座標に対する位置や速度を計算し、平衡覚系が単独で自己の頭部の角速度などを検出するとしても、対象物の位置を表す出力を得ることができる。

したがって、各系は他の系とは干渉せずに動作するものとモデル化することができる。すなわちこれらの系は前節で述べたモジュールに対応させて分割できる。同じ考え方で眼球運動生成系と眼球駆動系もモジュールとして分離分割することができる。

このモジュール化がうまくいくためには、各モジュールの間に成立する上述の外部的な拘束条件にしたがった統合化が行なわれる必要がある。

例えば、頭部回転による視線の揺れを補償するためには外界に対する視線速度をゼロにすることが必要である。この場合は眼球駆動速度を頭部角速度と反対にする必要がある。これはFig. 2.6におけるVestibularからPGへ結合する経路に相当する。

また、対象物の追従を行なう時には、頭部回転がないとすれば眼球駆動速度を対象物速度に一致させることが必要である。これはFig. 2.6でのEarly VisionからPGへ結合する経路を閉じることに相当する。この時も同時に外からの頭部回転が加わるとすれば、眼

球駆動速度は対象速度と頭部角速度の差にする必要がある。これは上のふたつの目的を同時に達成することになり、これは Fig. 2.6が全体として達成する機能に相当する。

以上のようにすれば、このシステムでは Fig. 2.6右手に示すようにして対象物の外界に対する絶対的な位置を、各モジュールの出力から計算できる。

このような生体視覚に類似したモジュールとその統合によるモデル化は、視線制御機能と対象物追従機能を同時に動作させる必要のある統合化視覚システムの設計の参考となる。すなわち、ふたつの機能を独立に動作させるだけで目標が達成でき、個々の系の動作や設計を簡単化できる可能性を示唆している。

2.5.3 統合化視覚システムの構成要素

前節では統合化視覚システムの全体構成を決めることができ、これにより各モジュールで実現すべき機能がある程度決定された。本節では各モジュールに要求される信号処理を考える。

視覚モジュール

視覚モジュールは対象物の定位や追従のための情報を得ることが要求される。

対象物を定位することは、対象物を特定し対象物の位置を知るという手順を要する。対象物の特定は運動を特徴と見て背景と分離する手法などが利用できる。

追従のためには対象物の速度を知ることが望ましい。自己運動の計測や対象運動の計測には視野全体の平均的な速度ではなく、局所的な速度分布をする必要がある。

平衡覚モジュール

平衡覚モジュールは自己の回転運動あるいは並進運動を知ることが要求される。

これは機械的なレートジャイロや加速度センサの情報を信号処理することで得られる。

視線制御モジュール

これは視覚センサを設定された角度や角速度で回転させる駆動部分と、目標回転信号を生成する運動生成部分に分かれる。

運動生成部は2.4.1節で説明したような眼球運動モデルの機能を実現する必要がある。

駆動部分はカメラを台に載せて回転させるターンテーブルや、カメラを水平垂直2自由度で回転させられる回転機構を必要とする。

統合モジュール

統合モジュールは、各感覚モジュールからの信号を先に述べた物理的拘束条件にしたがって演算し、運動モジュールへ指令を伝える役割を持つ。

視覚の基礎機能の実現のためには、視覚情報として位置や速度、平衡覚情報として自己の回転角速度や並進速度を用いる。そして自己運動に対する安定化や対象運動に対する注

視を行なうための視線の変位量や速度を計算し、最終的に視線制御系へ伝えることが要求される。

第 3 章

視覚からの速度計算

3.1 従来研究

この節では、従来の主要な速度計算アルゴリズムを簡単にまとめ、それらの手法にどのような特徴や問題点があるかを整理しておく。

なお、本章の 3.1.2 節以降では、特に断らない限り画像の運動は 2 次元並進運動であるとする。

3.1.1 変位置探索による方法

この方法は、速度場上进行して移動する“特徴”がある一定時間にどれだけ変位したかを探索的な手順で知ることによって速度を推定する手法に要約される。“特徴”として画像上の点や線や面のような構造を利用してふたつの画像間での対応を探索する方法⁴⁰⁾や、ラプラシアンフィルタのようなエッジ強調を行なうフィルタをかけて“特徴”抽出⁴¹⁾後にふたつの画像間でパターンマッチをとる手法⁴²⁾などがある。

一般にこの手法で精度を得るためには変位置はある程度大きいことが要求され⁵⁾、画素以下の変位に対応することは容易ではない。また、変位置が大きくなると対応の多義性とと呼ばれるような問題が生じたり、探索やマッチングにかなり多くの計算時間を要したりする。

対応の多義性を解決するものとしては、エッジの動きの対応点探索において正則化手法を用いて多義性を解消しようという試みがある⁴³⁾。(これについては後の 3.1.5 節で改めて触れる。)

画像理解の研究においては変位置探索法の結果を前提とする形状や運動決定手法が多数提案されており^{17) 44) 45) 46)}、この分野での速度計算に対する需要は大きい。

3.1.2 相関法

基本原理

この方法は、速度場を移動する“特徴”が特定の2点間を横切って移動する時間と2点間の距離の比から速度が推定できることを基本にしている。

実際の濃淡パターンには容易に区別できるような明確な特徴が常に存在するとは限らず、しかも観測値には誤差が含まれていると考えるべきである。このような場合、2点における輝度変化の時系列信号の相互相関関数のピーク位置が時間差を表すことを利用して速度が推定できる。これが相関法による速度計算の基本原理である。

観測時間が十分長くとれる場合については、相関法の原理は2点で観測されるパターンの時間変化の相互相関関数を用いて説明できる。

速度場に沿って並進する濃淡パターンは速度を v と書けば $g(x, t) = g(x - vt)$ と書ける。速度場に沿って距離 Δx 離れた2点 x_1, x_2 で観測して得られる時間信号を $f_1(t), f_2(t)$ とする。このふたつの信号は観測雑音を考慮して、

$$f_1(t) = g(x_1, t) + \varepsilon_1(t) \quad (3.1)$$

$$f_2(t) = g(x_2, t) + \varepsilon_2(t) \quad (3.2)$$

となる。ふたつの信号の相互相関は雑音と信号の無相関性等を仮定すれば、

$$\begin{aligned} C_{f_1 f_2}(\tau) &= \int f_1(t) f_2(t + \tau) dt \\ &= \int g(x_1 - vt) g(x_2 - v(t + \tau)) dt \\ &= R_{gg}(\Delta x - v\tau) \end{aligned} \quad (3.3)$$

となる。自己相関関数 $R_{gg}(\tau)$ は $\tau = 0$ において最大値をとるので $C_{f_1 f_2}(\tau)$ が最大となる時間差 τ_{\max} がわかれば速度は、

$$\hat{v} = \frac{\Delta x}{\tau_{\max}} \quad (3.4)$$

として推定される。 $R_{gg}(\tau)$ が原点でのみ鋭いピークを持つようなパターンならば、この方法で対象の速度は一意に決定できる。

相関法による速度計算は相互相関関数により説明できるので、直接相互相関関数を求めてそこから速度を推定することが可能である。この手法は以前より測定に応用されている⁴⁹⁾。

時間軸上ではなく、空間軸上での相互相関を考えても速度が計算できる。この場合は速度場が一樣並進であれば2次元空間上で相互相関をとることで2次元速度が計算できる。この手法を基にして2次元流速分布を計測した研究が報告されている^{50) 51)}。

相互相関関数計算の問題点

相互相関関数がわかれば速度に関する情報を得ることができる。しかし、相互相関関数の計算は(3.3)式からわかるように一般に多くの積和演算を含むコストの高い処理を要する。2次元速度を決定する場合にはさらに多くの計算が必要とされる。

この困難を解決するために相関をとる範囲を1次元円周に限定して高速化を図った例も報告されている⁵¹⁾。また、相互相関関数を適当な方向とラグタイムごとに別々の積和演算器で並列計算し、これらの値を比較して相関が最大となる方向とラグタイムを推定することによって速度を計算する方法も考えられる。これは多くの視覚における相関型の速度検出のモデルで仮定されている構造である。

これらのモデルでは、(1) 光センサのすぐ後ろに相関を計算する要素相関器を並べ、(2) 上位の層で相関器の出力を比較して速度を算出する。このような速度センサは要素相関器がある決まった速度に反応するフィルタとみなせるところから同調型の速度検出器⁵²⁾とも呼ばれる。

運動検出のための相関器の範疇に含まれるモデルには、Reichardt モデル、その改良版モデル⁵³⁾、energy モデル⁵⁴⁾、Watson と Ahumada のモデル⁵⁵⁾等がある。

また、実際に要素相関検出器をアナログ LSI 上に作製することにより相関型の速度検出器を実現した例も報告されている⁵⁶⁾。

Reichardt モデル

Hassenstein と Reichardt は 1956 年に昆虫の実験を基にして要素運動検出器の理論を立て⁵⁸⁾、その後数年以内で相互相関に基づいた理論を発展させた。これが今日 Reichardt 検出器として知られる速度検出器である⁵²⁾。

Reichardt 検出器の基本動作を Fig. 3.1 にしたがって簡単に説明する。

このモデルでは、隣接して配置されたふたつの光センサで検出された濃淡パターン信号はそれぞれ一定時間 ε だけ遅延された後、他方の光センサの遅延前の出力と乗じられる。このようにして得られるふたつの信号の差が累積加算されて最終的な出力として得られるようになっている。

これから、Reichardt 検出器の出力は時間差 $\pm\varepsilon$ の相関信号の差に相当することがわかる。観測にかかるパターンの速度場が1次元とみなせる場合には出力の大きさはパターン速度に依存し、しかも遅延時間がパターン速度に一致した場合には出力の符号により速度の向きが判別できることになる。

Reichardt モデルには計算視覚に関する以下のような性質があることが明らかにされている。

2次元領域の連続場への拡張⁵²⁾ 2個の光センサが像面上でごく近く¹⁾に配置され、しかも感度を持つ速度が直交するふたつの相関器が組で配置されているとする。このような相関型速度検出原理の拡張は連続場への拡張と呼ばれている⁵²⁾。

像面上でのパターン速度を v とすれば、これらの相関器の出力対 v^* は、

$$v^* = -\varepsilon T v \quad (3.5)$$

¹⁾厳密には光センサ間隔 Δx 、対象パターンは基本周期 λ で μ 倍高調波までであるとすれば、 $\sin(2\pi\mu\Delta x/\lambda) \approx 2\pi\mu\Delta x/\lambda$ 程度の間隔であることが必要とされる。

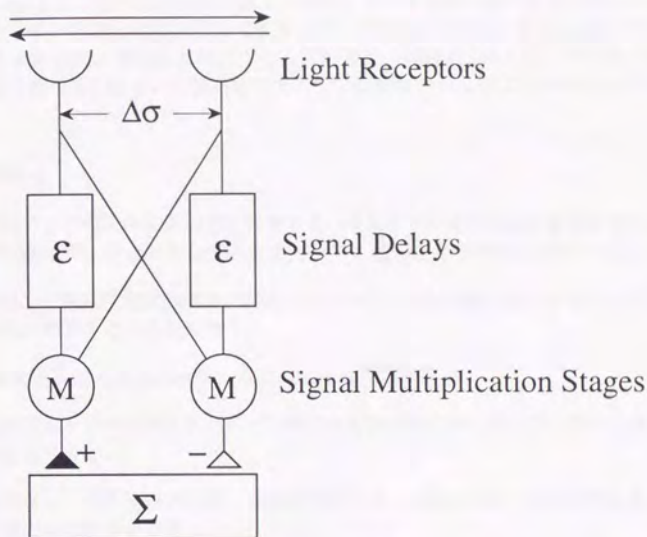


Fig. 3.1. Representation of the functional structure of an elementary movement detector (so called "Reichardt detector").

と書ける。ここで ε はFig. 3.1における遅延素子の遅延時間、 T は照度にも依存するテンソル行列で、

$$T \equiv -e^{2q} \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 q}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 q}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 q}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 q}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad \text{ただし } q = \log E \quad (3.6)$$

与えられる。この(3.5)式は相関法による2次元速度計算の原理を表す基本式である。

上のような相関器対が像面上の等照度線で囲まれた領域 Γ に密に配置されていてその領域上のパターンが v 様な速度で動いているならば相関器出力の領域内での平均に関して、

$$\iint_{\Gamma} \mathbf{v}^* dx dy \cdot \mathbf{v} \geq 0 \quad (3.7)$$

が成立する。つまり、相関器出力と真速度の内積は非負であり、これは両者が常に $\pm 90^\circ$ 以内の角をなすことを保証している。

光センサアレイからなる相関器 1次元の Reichardt 検出器は通常光センサ 2 個で構成されるが、これを拡張して光センサを n 個並べたことを考える。このように拡張すると $\prod_{i=1}^n f_i(t+\tau_i)$ という形の高次相関関数をとれるようになるが、この場合対象パターンが対称ならば十分長い時間の相関をとれば光センサ 2 個の場合に帰着されることが示されている⁵⁹⁾。このことから、相関法に起因する速度計算上の問題点(例えば、すぐ後で述べる出力の輝度依存性など)はセンサ数を増やすことでは解決されないことが明らかにされている⁵²⁾。

相関法の問題点

- 時間軸上での相関法による速度計測では、速度ゼロの時の検出が原理上できない。これに関連して、雑音が存在すると速度ゼロと遅い速度の判別が困難になる。
- 時間軸上で相互相関関数あるいはクロススペクトルを正確に推定するにはある程度以上の測定時間をとる必要がある。

また、速度同調型の相関検出器には次のような問題がある。

- 単一の要素センサには対象パターン輝度の影響が乗法的に残ってしまい、速度そのものを分離できない。
- 複数要素センサの情報を統合して使用するため、画像上の単一点の速度を知るだけでも多数の相関器が必要となる。
- 速度の分解能を向上させるために
 1. 空間分解能を上げるために検出器ピッチを小さくする。
 2. 時定数の違いが細かい相関器群を使用する。
 3. 輝度パターンの“特徴”をフィルタリングによって先に強調してから相関をとる⁵⁴⁾。

といった方法が提案されているが、これらにより上に述べた問題点が解決されるわけではない。

3.1.3 空間フィルタ法

基本原理

空間フィルタ法は一様並進するパターンの速度を計測する工学的な一手法であり、1963年に Ator が平行スリットを像面に重ねて空間積分して得られた時系列信号に周期構造が見い出され、それがスリットに垂直な速度成分を反映しているという実験を報告してから速度計測手法として知られるようになった⁶⁰⁾。

その後、空間フィルタとして使用されるレチクルパターンに依存する形での定式化が、空間周波数領域および空間積分後の時系列信号の時間周波数領域で行なわれ、速度計測法としての原理が固まった⁶¹⁾。

現在では並進パターンの時空間周波数領域での分布を考慮することで空間フィルタ法はより一般的に定式化されている⁵⁵⁾。

一樣並進する輝度パターンを $E(x, y, t)$ 、速度を $(v_x, v_y)^T$ とし速度は空間的にも時間的にも一定であると仮定する。時刻 $t = 0$ での輝度パターンを $E(x, y)$ と書き、これの 2 次元 Fourier 変換を $F(\xi, \eta)$ と書くことにする。並進するパターンを時空間周波数領域で表すと、 $E(x, y, t) = E(x - v_x t, y - v_y t)$ であることから容易に、

$$\begin{aligned} F(\xi, \eta, f) &\equiv \iiint E(x, y, t) e^{-2\pi j(\xi x + \eta y + ft)} dx dy dt \\ &= F(\xi, \eta) \delta(\xi v_x + \eta v_y + f) \end{aligned} \quad (3.8)$$

という結果が得られる。これは、画像パターンの時空間周波数成分が存在する領域は平面

$$\xi v_x + \eta v_y + f = 0 \quad (3.9)$$

上に限定され、しかも元の輝度パターンの空間周波数成分を時間周波数軸に沿ってシフトさせたものになることを意味する。

並進運動によって輝度パターン成分の存在領域が時空間周波数領域内で傾く様子を Fig. 3.2 に図示する。

ここで、特定の空間周波数成分だけを取り出すこと(空間フィルタリング)を考え、例えば空間周波数 ξ_0 および η_0 の成分だけを取り出す 2 種類の空間フィルタリングを行なうことを考える。このようにして得られたふたつの信号の時間周波数成分は Fig. 3.2 からわかるように、本来速度に比例する特定の時間周波数成分しか含まないはずであるからその周波数(卓越周波数)を知ることで時空間周波数成分が存在する平面領域((3.9)式に相当する)が決定できる。この平面の法線が元の速度を表しているのだから速度が推定できる。以上が直交化空間フィルタ法による 2 次元速度計測の基本原理である。

通常の空間フィルタ法では特定の空間周波数における時間周波数成分の傾きの大きさしか知ることができない。それゆえ速度の向きを推定することができない。この問題は、

1. 平面の傾きを人為的に一定既知量シフトさせ、その結果生じる見かけの平面の傾きの増減から平面の傾きを判定する。
2. 平面の傾きを空間フィルタリングの段階で完全に決定しておく。

等の手段により解決でき、実現例としてそれぞれ並進レチクルを用いる方法⁶²⁾、および位相直交交重によるヒルベルト変換対の生成による方法⁶³⁾が報告されている。

空間フィルタ法による速度計測は時空間周波数領域でのパターン成分の存在範囲を手がかりに速度を推定する手法なので、観測時間が短い場合や速度が時間的に変動する場合には存在領域が平面から時間軸方向に広がるために速度の推定が困難になる。前述の文献⁶³⁾においては瞬時周波数-瞬時位相推定法を導入してこの問題を解決することが試みられている。

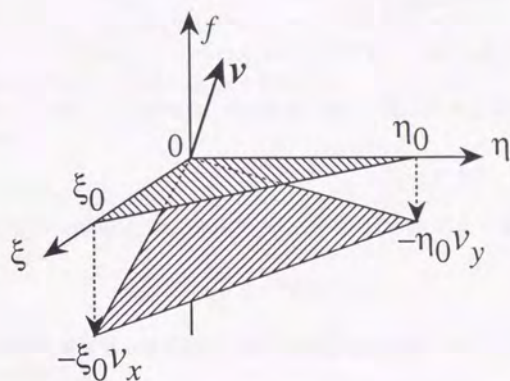


Fig. 3.2. The effect of motion on Fourier transform of a 3D space-time image is shown only for a quarter of the Fourier space. The Fourier components of stationary image, which exist only within ξ - η plane, are shifted along the time frequency axis when the image translates. The normal vector of the slant plane represents the velocity of motion.

空間フィルタ法の問題点

- 対象とするパターンに空間フィルタが応答する空間周波数成分が含まれていない場合は速度が推定できない。逆に、空間フィルタが応答しない周波数成分の情報は利用できない。
- 一般に空間積分をとる範囲をあまり狭くすることができないので対象速度の空間的な分布を測定するには不向きである。

3.1.4 時空間微分法

この方法は、速度場を移動する“不変で滑らかな特徴”がある微小時間内にどれだけ微小変化したようにみえるかを測定して速度を推定する手法と要約できる。

本論文では速度推定アルゴリズムにこの手法の範疇に含まれる計算アルゴリズムを利用した。後の説明の都合上、この手法をここで詳しく整理しておく。

時空間微分法

基本原理 速度場にある“不変で滑らかな特徴”のうち、最も基本的なものは速度場を流れる輝度分布そのものであることは明らかであろう。輝度は対象物との距離が変化しても不変な量であるから3次元の運動に対応することも可能である。

このようなパターンを観測して得られる像面上照度は対象輝度から一意に定まるものとし、以下の議論では両者は混乱のない限り区別しないことにする。

速度 v で運動するパターンの輝度は、その速度に沿って推移する座標系で観測すると不変である。すなわち、

$$\frac{DE}{Dt} = 0 \quad (3.10)$$

となる。ここで $\frac{D}{Dt}$ はLagrange微分を表す。上式を普通の微分により書き直すと、

$$\frac{\partial E}{\partial t} + v \cdot \nabla E = 0 \quad (3.11)$$

となる。ここで $\frac{\partial E}{\partial t}$ は輝度場の時間微分、 ∇E は輝度場の勾配であり、これらは画像のみから直接知ることができる。

(3.11)式はオプティカルフロー方程式とも呼ばれる⁶⁴⁾基本的な式であり、この方程式を原理とする速度計算手法を総称して時空間微分法と呼ぶことにする。

(3.11)式からの2次元速度推定に関する問題点を整理すると以下のふたつに要約できる。

1. ある時刻にある位置で得られる方程式はひとつしかない。(条件不足)
2. この方程式は時刻または位置が異なるふたつの時点での速度の関係を記述するものではない。

これらのことから、(3.11)式のみによっては速度場の解を一意に決定できないことがわかる。従来のアルゴリズムでは速度場にある種の仮定を導入することでこの問題を解決している。以下では代表的な手法を簡単にまとめておく。

速度場の空間的変動の滑らかさを仮定 Hornらは速度場が空間的に滑らかな変動をするものと仮定し、滑らかさを表す評価関数として、

$$\left(\frac{\partial v_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_x}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial y}\right)^2 \quad (3.12)$$

を用いてこれを(3.11)式の条件下で最小にすることを提案した。具体的には、

$$\iint \alpha^2 \left[\left(\frac{\partial v_x}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_x}{\partial y}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial v_y}{\partial y}\right)^2 \right] + \left(\frac{\partial E}{\partial x} v_x + \frac{\partial E}{\partial y} v_y + \frac{\partial E}{\partial t}\right)^2 dx dy \quad (3.13)$$

という評価関数を最小化する問題と定式化し、これを基にして2次元差分方程式による近似式、

$$\begin{cases} \left[\alpha^2 + \left(\frac{\partial E}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial E}{\partial y} \right)^2 \right] (v_x - \bar{v}_x) = -\frac{\partial E}{\partial x} \left(\frac{\partial E}{\partial x} \bar{v}_x + \frac{\partial E}{\partial y} \bar{v}_y + \frac{\partial E}{\partial t} \right) \\ \left[\alpha^2 + \left(\frac{\partial E}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial E}{\partial y} \right)^2 \right] (v_y - \bar{v}_y) = -\frac{\partial E}{\partial y} \left(\frac{\partial E}{\partial x} \bar{v}_x + \frac{\partial E}{\partial y} \bar{v}_y + \frac{\partial E}{\partial t} \right) \end{cases} \quad (3.14)$$

を導いて画像上での境界値問題として定式化し、差分方程式を反復解法によって解くことで2次元的速度分布を求めている⁶⁵⁾。

局所的一様性を仮定 安藤の局所最小2乗法は、速度 $(v_x, v_y)^T$ が領域 Γ 内で一定であるとの仮定をおき、評価関数

$$\iint_{\Gamma} \left(\frac{\partial E}{\partial x} v_x + \frac{\partial E}{\partial y} v_y + \frac{\partial E}{\partial t} \right)^2 dx dy \quad (3.15)$$

を最小化する速度 $(\bar{v}_x, \bar{v}_y)^T$ を求める問題として定式化する。この問題は統計的な正規方程式、

$$\begin{cases} S_{xx} v_x + S_{xy} v_y + S_{xt} = 0 \\ S_{xy} v_x + S_{yy} v_y + S_{yt} = 0 \end{cases} \quad (3.16)$$

(ここで S は例えば $S_{xy} = \iint_{\Gamma} \left(\frac{\partial E}{\partial x} \right) \left(\frac{\partial E}{\partial y} \right) dx dy$ などと定義される微分積和量。) を解くことで速度を求められる⁶⁶⁾。

(3.16)式は速度に関する算術方程式なので差分方程式(3.14)を解く問題に比べて容易に解ける。この性質を利用して実際にこのアルゴリズムをアナログ回路で高速に実現した例が報告されている⁶⁷⁾。

他に、正規方程式から速度を計算する手法を集積化アナログ回路で等価的に実現した例もある⁶⁸⁾。

輝度の2階微分を利用する方法

前節までの手法は輝度そのものを不変量として速度を計算している。画像上では、例えば輝度の勾配に関する量も同様に不変量となり得る。

輝度の勾配の不変性を利用した速度推定は、まずHadaniら⁶⁹⁾により提案された。その後Torreらのグループはこの方法を速度計算理論や正則化手法との関係を論じている⁷⁰⁾⁷¹⁾。後の便宜を兼ねて、以下でこれらの理論の概要をまとめておく。

基本原理⁷⁰⁾⁷¹⁾⁷²⁾⁷³⁾ オプティカルフロー方程式((3.10)式あるいは(3.11)式)は対象パターンの輝度が運動中不変であることを仮定している。この方程式の必要条件として、

$$\nabla \frac{DE}{Dt} = 0 \quad (3.17)$$

なる方程式を考えることができる²。この方程式は速度場に沿って並進する座標上で見ると、輝度場の時間変化が空間的に変動しないことを表す。オプティカルフロー方程式を満たす速度場 $\mathbf{v} = (v_x, v_y)^T$ がこの方程式をも満足することは、勾配をとる前から輝度の時間変化がゼロであることからわかる。

(3.17) 式左辺を変形すると、

$$\nabla \frac{DE}{Dt} = \frac{D}{Dt} \nabla E + M^T \nabla E \quad (3.18)$$

となる。ここで M^T は

$$M \equiv \begin{pmatrix} \frac{\partial v_x}{\partial x} & \frac{\partial v_x}{\partial y} \\ \frac{\partial v_y}{\partial x} & \frac{\partial v_y}{\partial y} \end{pmatrix} \quad (3.19)$$

なる 2×2 行列の転置行列である。

(3.18) 式の右辺第 1 項は、輝度勾配を速度場に沿って並進する座標系で観測したものであることを考えると、Lagrange 微分を普通の微分に直すことができ、

$$\frac{D}{Dt} \nabla E = \nabla \frac{\partial E}{\partial t} + H \mathbf{v} \quad (3.20)$$

となる。ここで H は輝度場の Hesse 行列でありその定義は、

$$H \equiv \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \end{pmatrix} \quad (3.21)$$

で与えられる。

(3.18) 式に (3.20) 式を代入すると、

$$H \mathbf{v} = -\nabla \frac{\partial E}{\partial t} + \nabla \frac{DE}{Dt} - M^T \nabla E \quad (3.22)$$

となる。

ここで (3.10) 式を仮定すれば、

$$H \mathbf{v} = -\nabla \frac{\partial E}{\partial t} - M^T \nabla E \quad (3.23)$$

を得る。これより H^{-1} が存在すれば速度場の形式解は

$$\mathbf{v} = H^{-1} \left(-\nabla \frac{\partial E}{\partial t} - M^T \nabla E \right) \quad (3.24)$$

と書かれる。

²厳密には (3.18) 式を見ればわかるように速度場の 1 階微分可能性を仮定しておく必要がある。

(3.24)式左辺の括弧内第2項は速度の勾配に依存する行列 M を含んでいるため、この方程式の厳密解は(3.24)式を速度 v に関する微分方程式あるいは差分方程式として解かなければ求まらない。

ここでもし、

$$\frac{\|M^T \nabla E\|}{\|\nabla \frac{\partial E}{\partial t}\|} \ll 1 \quad (3.25)$$

で表される仮定が成立するならば、(3.24)式は簡単に、

$$v \approx -H^{-1} \nabla \frac{\partial E}{\partial t} \quad (3.26)$$

という速度に関する算術方程式で表される近似解を持つ⁷⁰⁾。

この場合にはある時空点における5つの輝度の2階微係数 $\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}, \frac{\partial^2 E}{\partial y^2}, \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}, \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial t}, \frac{\partial^2 E}{\partial y \partial t}$ を知ることができればその時点での速度が他の情報なしに一意に定まることになる。

(3.25)式の仮定を解釈すると、速度の空間的な変動が輝度勾配の時間変化を輝度勾配自身の大きさと規格化したものより十分小さいことを仮定することになる。これは前掲の、速度の空間変動が滑らかであることを仮定した手法(3.1.4節, 31ページ)において仮定された(3.12)式と類似した条件を表している。

(3.12)式では速度の空間的な変動が小さいことを仮定する必要性(たとえば、評価関数に速度の1階微分を選び2階微分-ラプラシアンを選ばない理由⁶⁵⁾)はあまり議論されていない。ここで説明した手法では速度場の空間的な変動が小さいことは近似式(3.26)式が成立するために必要であると説明される。

輝度勾配の不変性の仮定 以上の議論では、速度が計算可能であることの根拠は輝度の不変性に求められ、これは通常の時空間微分法と同じである。それに対し、輝度勾配の不変性を最初から仮定することで簡略化した速度推定式を導くこともできる。

今、対象パターンは速度場上の少なくともある点の近傍で並進運動していると仮定する。この場合、その点の速度と同じ速度で並進する座標系で対象パターンの輝度勾配を観察すれば時間変化は見られない。すなわち、

$$\begin{aligned} \frac{D}{Dt} \nabla E &= 0 \\ \Leftrightarrow \nabla \frac{\partial E}{\partial t} + H v &= 0 \end{aligned} \quad (3.27)$$

が成立する³⁾。したがって、 $|H| = 0$ でなければ速度は、

$$v = -H^{-1} \nabla \frac{\partial E}{\partial t} \quad (3.28)$$

として一意に求まる。これは(3.24)式において $M = O$ とおいた場合に一致する。

³⁾(3.27)式に対しては輝度場の不変性は十分条件でしかない。

輝度勾配からの導出量に注目する速度計算手法 上に示したように、輝度勾配の不変性が仮定できれば速度場が得られる。この仮定が成立する典型的な運動は並進であった。

並進以外の運動でも輝度勾配からの導出量が変わらない場合がある。このことを利用して並進以外の運動成分を検出できることが報告されている⁷³⁾。各種の運動成分に対してどのような量が速度に沿って移動する座標上で不変になるかを Table 3.1 に要約して示す。

Table 3.1. Motion components and their invariants along the velocity⁷³⁾.

一様拡大・縮小	$\frac{D}{Dt} \left[\frac{\partial E}{\partial y} \right] = 0$ (ただし $\frac{\partial E}{\partial x} \neq 0$ の場合)
剛体回転	$\frac{D}{Dt} \left[\left(\frac{\partial E}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial E}{\partial y} \right)^2 \right] = 0$
剪断変形 1	$\frac{D}{Dt} \left[\frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial E}{\partial y} \right] = 0$
剪断変形 2	$\frac{D}{Dt} \left[\left(\frac{\partial E}{\partial x} \right)^2 - \left(\frac{\partial E}{\partial y} \right)^2 \right] = 0$

3.1.5 速度計算上の問題点

本節では速度計算理論における問題点を整理する。これらの問題の多くは以前から心理学での運動知覚実験結果およびそのモデルとの関連で論じられていたが、工学的な速度推定においても基本原理にかかわる最も重要な問題点となっている。

条件不足問題

これはオプティカルフロー方程式 ((3.10) 式あるいは (3.11) 式) を基礎とする速度計算アルゴリズムに特有の問題であり、パターンによらず発生するという特徴がある。

この問題は、ある点での輝度の時空間微係数 $\frac{\partial E}{\partial x}$, $\frac{\partial E}{\partial y}$, $\frac{\partial E}{\partial t}$ がわかったとしても速度 $(v_x, v_y)^T$ は一意に定まらず、せいぜい (3.11) 式で表される速度平面上の直線 (constraint line⁶⁵⁾) 上にあることしかわからないという問題である。この原因は速度が 2 自由度の未知数でありながら、オプティカルフロー方程式が独立な方程式をひとつしか与えられないことにある⁷⁴⁾。

すでに見たように、この問題を解決するために速度場の滑らかさを仮定する方法 (3.1.4 節、31ページ) や局所最小 2 乗法 (3.1.4 節、32ページ) などが提案されている。これらの手

法はある程度の広がりを持った領域で速度場にある種の先験的な仮定をおくことで複数点での測定結果を寄せ集めて仮定に矛盾しない最適な速度場を推定するものといえる。

条件不足問題はオプティカルフロー方程式が不定方程式であることが直接的な原因であるが、より根本的にはスカラー量である輝度を不変量という“特徴”とみる手法であることにその原因があると解釈できる。したがって、“特徴”として1点において2自由度を持った量、すなわちベクトル量を考えることができればこの問題を解決できる可能性がある。

つまり、あるベクトル量が運動に対して不変な量であればオプティカルフロー方程式と類似の方程式が各点ごとにふたつずつ得られることになり、ふたつの方程式が互いに独立ならば条件不足とならずに連立方程式として解けることになる。

輝度勾配の不変性を利用する方法(3.1.4節、32ページ)は、そのようなベクトル量として輝度勾配を選んだものであり、輝度勾配の

- 従来法と同じ濃淡パターン情報だけから速度を計算できる。
- 従来法と同様、原理がすべて微分量だけで記述できる。

という特徴は速度計算に適している。

ベクトル不変量は輝度パターンから導出されるものだけでも無数に考えられる。(例えば、輝度パターンにDOGフィルタリング⁴¹⁾を施した画像上での輝度勾配⁷¹⁾やTable 3.1に示したいずれかの微分不変量など)また、分光画像やカラー画像のスペクトルの違う画像の同一点の輝度値の組もそのようなベクトル量になり得る。

Aperture Problem

aperture problem(覗き穴問題、開口問題、窓問題と呼ばれることもある)とは、2次元速度推定が不可能となるような対象パターンが存在するという問題である。これは前節の条件不足問題とは違って、およそ運動する対象物のパターンを利用して速度を推定する手法に共通した問題である。その中でも特にパターンの局所的な“特徴”に注目する手法ほどこの問題による影響が大きい。

典型的なaperture problemはある速度で2次元運動する直線パターンの挙動によって例示できる。すなわち、このようなエッジ状パターンがある方向へ一定の速さで運動している場合を考えると、この方向と速さを一意に定めることはできないことが容易に推察できる(Fig. 3.3参照)。

以下でaperture problemが生じる条件が前節で述べた種々の速度計算手法でどのように定式化されるかを考察する。説明は局所性に注目する手法から順に行なう。

輝度勾配の不変性を利用する時空間微分法の場合 (3.27)式が解を持つ必要十分条件は

$$|H| \neq 0 \quad (3.29)$$

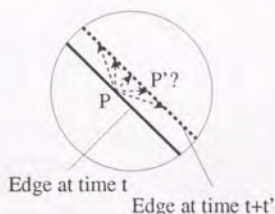


Fig. 3.3. An illustration of the aperture problem. If the edge pattern is observed through the aperture, the motion velocity of the edge cannot be determined uniquely.

である。これは対象パターン上で $|H| = 0$ なる点では速度を一意に定めることができないことを意味する。これがこの手法で aperture problem の生じる条件を表す⁴。

これは、ある点における行列式を計算すれば点における速度推定が可能か否かが判定できるという意味を持つ。行列 H はこの速度計算手法の中間生成量として得ることができる。

輝度の不変性を利用する時空間微分法の場合 前掲の (3.11) 式によれば、たとえある点における微係数 $\frac{\partial E}{\partial x}$, $\frac{\partial E}{\partial y}$, $\frac{\partial E}{\partial t}$ がわかったとしても速度は constraint line 上にあることしかわからない。ここで、対象輝度パターンがある方向に沿っては様な波板状となるパターン (Fig. 3.4(b) 参照) であるものと仮定すれば、constraint line は画像上のいたるところで同じになってしまうので、このような場合には原理上速度の推定は不可能になる。

前掲の速度場に空間変動が滑らかであるとの仮定をおく手法 (3.1.4 節、31ページ) ではこのような場合を判定できない。

局所最小 2 乗法 (3.1.4 節、32ページ) では、このような場合を、

$$J_{DET}^2 \equiv \begin{vmatrix} S_{xx} & S_{xy} \\ S_{xy} & S_{yy} \end{vmatrix} \quad (3.30)$$

の値が一定値より小さくなったかどうかにより判定することができる⁶⁶⁾。

相関法の場合 3.1.2 節、26ページで見たように、相関型の速度検出器では光センサ間隔を無限小にすると相関器出力は速度に対して (3.5) 式のように線形関係で応答する。この式に含まれる行列 T は (3.6) 式に見られたように輝度の対数関数の Hesse 行列を含む。したがってこの場合も速度が正しく推定できなくなるパターンの条件は Hesse 行列式で与えられる。

⁴ただし、 $|H| = 0$ が任意の速度計算アルゴリズムで一般的に aperture problem の生じる条件になっているわけではない。この反例は本節の後半 (37ページ) で与えられる。

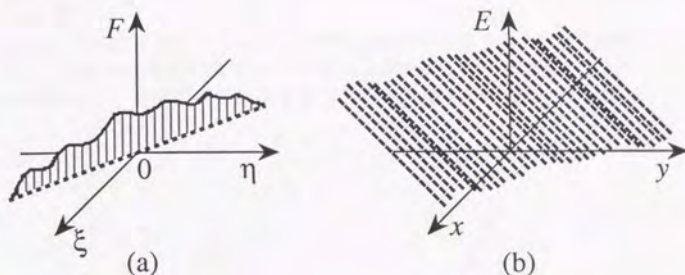


Fig. 3.4. An example of two indication of image with zero Gaussian curvature. (a) The image has its spatial frequency components only on a line across the origin. (b) The image does not change its grayness in the direction perpendicular to that mentioned above explanation.

ところで、輝度の Hesse 行列式 $|H|$ と対数輝度に関する Hesse 行列式 $|T|$ の間には一般に、

$$|T| = E^2 |H| - E (\nabla E)^T \Delta \nabla E \quad (3.31)$$

(Δ は H の余因子行列)

という関係が導ける (付録 A.1.1, 139 ページ参照)。これから、 $|H| = 0$ であっても $|T|$ は、

$$|T| = -E (\nabla E)^T \Delta \nabla E$$

であるから、たとえば輝度勾配に垂直な方向の輝度の 2 階微分が非零であれば値を持つ可能性があることがわかる。これは aperture problem が生じる条件が方法依存であることの証明になっている。ただし、先に考えた波板状の画像では $|T|$ もいたるところゼロになることは上式から明らかであり、このようなパターンでは方法によらず速度の決定ができなると予想される。

画像の正則化手法

画像の正則化 (regularization) は、本来解を持たない問題を許容できる解のクラスを制限した上で変分原理に基づいて解くものと要約されている⁷⁵⁾。

オプティカルフローの決定に関して、前述の速度場の滑らかさを仮定する手法 (3.1.4 節, 31 ページ) は正規化手法のひとつに分類されている。

また、正規化手法を利用してエッジの速度を決定する方法が提案されている⁴³⁾。これは、エッジパターン⁷⁷⁾の運動を一意に定めることは広義の aperture problem とみなすことができ、一般に不可能であるという問題⁷⁷⁾⁷⁸⁾を、正規化手法により解決する方法を与えている (Fig. 3.5(a) 参照)。

例えば Fig. 3.5(b) において、エッジの単位法線ベクトル $N(s)$ と単位接線ベクトル $T(s)$ それぞれにエッジ速度の法線方向成分 v^\perp は画像から直接知ることができる。しかし、エッジ速度の接線方向成分 v^\parallel の値を一意に決定することは原理上不可能なはずである。

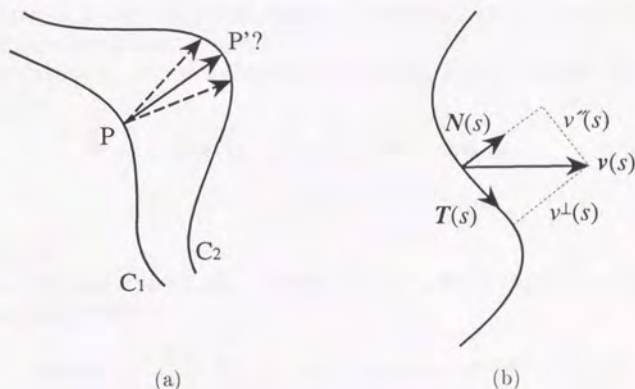


Fig. 3.5. Edge motion ambiguity problem (from ⁴³⁾). (a) The curve C_1 is rotated, translated and transformed over time to yield the curve C_2 . The velocity of the point P is ambiguous. (b) Decomposition of velocity. The local velocity vector $v(s)$ is decomposed into components perpendicular and tangent to the curve.

この問題を解決するために、 v^\perp が正確に求まっているならば、エッジに沿った速度変動の 2 乗和、

$$\|Pv\| = \int_C \left(\frac{\partial v}{\partial s} \right)^2 ds \quad (3.32)$$

を最小化する v を求める手法。あるいは、 v^\perp に誤差を許容するならば、

$$\|N \cdot v - v^\perp\|^2 + \lambda \int_C \left(\frac{\partial v}{\partial s} \right)^2 ds \quad (3.33)$$

(λ は平滑化パラメータと呼ばれる)

を最小化する v を推定する手法などが提案されている。また、同様の手法を並列化して解く方法の提案も行なわれている⁷⁹⁾。

3.1.6 Hesse 行列式の性質

前節の議論により、Hesse 行列式が aperture problem 等の問題に関係があることが示された。ここでは Hesse 行列式のいくつかの性質を考察する。

Hesse 行列式の空間周波数成分による表示

3.1.4節で説明した速度計算手法においては、Hesse 行列式はそのパターンから速度が計算できる可能性の度合を示す。特に、Hesse 行列式が小さくなれば Hesse 行列の逆が存在しなかったり、誤差が大きくなるといった好ましくない条件になる⁷⁵⁾。この意味で Hesse 行列式の値は大きいほど速度推定が安定になると予想される。

本節では Hesse 行列式の値が帯域制限条件の下で具体的にどのような範囲の値をとり得るかを典型的な画像について調べる。

空間上の点を $\mathbf{r} = (x, y)^T$ 、空間周波数領域上の点を $\mathbf{u} = (\xi, \eta)^T$ と書けば、画像 $E(x, y)$ の Fourier 変換は

$$F(\xi, \eta) \equiv \iint E(x, y) e^{-2\pi j(x\xi + y\eta)} dx dy \quad (3.34)$$

$$E(x, y) = \iint F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \quad (3.35)$$

と定義される。

画像上の任意の点 \mathbf{r} における Hesse 行列式を $Hes(\mathbf{r})$ と書けば、これは上で定義した画像の空間周波数成分を用いて、

$$Hes(\mathbf{r}) = \frac{(2\pi)^4}{2} \iiint |\mathbf{u} \times \mathbf{u}'|^2 F(\mathbf{u}) F^*(\mathbf{u}') e^{2\pi j(\mathbf{u} - \mathbf{u}') \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{u} d\mathbf{u}' \quad (3.36)$$

$$(d\mathbf{u} = d\xi d\eta)$$

と表現できる。(付録 A.1.2節, 140ページ参照) この式を用いれば Hesse 行列式を画像の空間周波数成分から求めることができる。

Hesse 行列式の値の範囲

ここでは典型的な条件の画像で Hesse 行列式の値がどの程度になるかを考察する。

Hesse 行列式は空間原点でのみ考えることにし、かつ画像は原点に関して対称でしかも帯域制限されたものに限定するものとすれば、(3.36) 式は空間周波数領域上の極座標表示 (ρ, θ) によって、

$$Hes(0, 0) = \frac{(2\pi)^6}{4} \left| \int_0^{\frac{1}{2\Delta x}} \rho^3 F(\rho) d\rho \right|^2 \quad (3.37)$$

と表せる。この式を含め以下の議論では便宜上 $\Delta x = \Delta y$ とする。

ある点における Hesse 行列式はその点の輝度に依存する。極端な例では、同じ表面パターンと同じ場所の Hesse 行列式でも照明条件が異なるだけで違う値になってしまう。この不

都合をなくすために Hesse 行列式をその点の輝度の 2 乗で正規化するのが適当である。今の場合この正規化 Hesse 行列式は、

$$\frac{Hes(0,0)}{|E(0,0)|^2} = \frac{(2\pi)^4 \left| \int_0^{\frac{1}{2\Delta x}} \rho^3 F(\rho) d\rho \right|^2}{4 \left| \int_0^{\frac{1}{2\Delta x}} \rho F(\rho) d\rho \right|^2} \quad (3.38)$$

と書ける。

(3.38) 式を基に、Fig. 3.6 のようないくつかの典型的な空間周波数分布を持つ画像の正規化 Hesse 行列式を計算した結果を Table 3.2 にまとめる。

Table 3.2. Value of normalized Gaussian curvature for typical images.

	$F(\rho)$ (for $0 < \rho < \left \frac{1}{2\Delta x}\right $)	$\frac{Hes(0,0)}{ E(0,0) ^2}$
(A)	$\delta\left(\left(\rho - \frac{1}{2\Delta x}\right) - 0\right)$	$\frac{24.4}{(\Delta x)^4}$
(B)	1	$\frac{6.09}{(\Delta x)^4}$
(C)	$\frac{1}{2\Delta x} - \rho$	$\frac{2.19}{(\Delta x)^4}$
(D)	$e^{-\frac{1}{2}(2\pi\sigma)^2\rho^2}$	$\frac{1}{\sigma^4} \dagger$
(E)	$\delta(\rho)$	0

†if σ is roughly greater than Δx

Table 3.2 より、典型的な空間周波数成分を持つ画像の Hesse 行列式の実際の値が予想できる。

また、Hesse 行列式の下限に関しては、例えばかなり緩やかな $\sigma = 5\Delta x$ の Gauss 関数状の輝点の中心で $\frac{0.0016}{(\Delta x)^4}$ と見積られる。これから、正規化 Hesse 行列式は画素ピッチ Δx を空間長さの単位にして規格化した値で少なくとも 10^{-3} 程度よりは大きいことが望ましいと予想される。この予想は速度計算のシミュレーション実験 (3.3.1 節, 57 ページ) で実験的に確認する予定である。

3.2 空間微係数推定法

3.2.1 空間微係数推定における誤差要因

まず、前述の時空間微分法において空間微係数推定の誤差がどのように扱われているかを整理する。

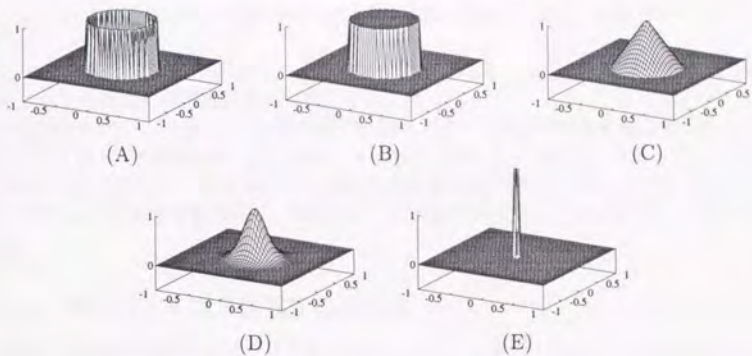


Fig. 3.6. Spatial frequency components of typical images corresponding to Table 3.2. Note that indicated spatial frequency is normalized by $\frac{1}{\Delta x}$.

速度場の滑らかさを仮定する手法(3.1.4節, 31ページ)では、ある1時点における3種類の微係数を矛盾しないように推定するために、 $2 \times 2 \times 2$ (時間差分を含む)の最小 support での差分近似を行なうことが提案されている。そして微係数推定誤差は評価関数(3.14)式の最小化においてパラメータ α を誤差と同程度に設定することで対応することが提案されている。

局所最小2乗法(3.1.4節, 32ページ)では、空間微係数は局所領域内で積和される。文献⁸⁰⁾によれば、画素雑音により速度は小さい方へ偏る。また、文献^{81), 82)}では、 S_{xx} や S_{yy} に含まれる誤差の大きさを仮定して微分積和量から静止画像や運動画像の特徴量を導いている。

輝度勾配の不変性を利用する方法(3.1.4節, 32ページ)では、空間微係数の推定においてガウシアンフィルタによる画像の平滑化が必要であるとされ、実験でも $\sigma = 5$ 程度のものが常套的に用いられている^{73) 70)}。

最後に述べた輝度勾配の不変性を利用する速度計算法では、微係数の推定に support の大きな微分演算子を使うことに等価である⁴¹⁾。これは速度が不連続な境界領域での速度推定に不都合である。また、本来パターンが有する空間周波数の高い成分に含まれる情報が有効に利用できないことを意味する。

したがってこの手法でも、画像の平滑化を行わない、support のなるべく小さい微分演算子が使えるようにすることが望ましい。

微係数推定量は次のふたつの誤差を含んでいる。

1. 画素雑音に起因する誤差

2. 差分近似に起因する誤差

1. は量子化や撮像機器による雑音を含む偶然誤差であり、通常は輝度パターンに依存しない。

2. は真の微係数と差分近似による推定値との差であり、輝度パターンを Taylor 展開したときの 2 次以上の輝度変化の和に依存する。

画素雑音を減少させるには、画像の量子化数を上げたり機器の雑音を減らす以外に、画素の明るさではなく微係数値を A/D 変換により量子化するなどが考えられる。また、Prewitt や Sobel のオペレータ⁸³⁾のように 3×3 領域内で画素平均と差分を行なうことも考えられる。

以下では 2. に起因する誤差に、微係数推定の段階で対策することを意図した手法を検討する。

3.2.2 差分による微係数推定の問題点

通常、輝度の微係数は差分近似で置き換えられる。これは、網膜上の光受容器やビデオカメラのエリアイメージセンサ上の光センサが空間的に離散的に配置されているため、一般には微分や微係数を直接知ることができないことに起因している。

例えば、ある点での 1 階微係数は簡単に前後 2 点の値から、

$$\left. \frac{\partial E}{\partial x} \right|_{x=0} \approx \frac{1}{2\Delta x} (E_1 - E_{-1}) \quad (3.39)$$

(Δx は受容器のピッチ)

として、あるいは前後 4 点の値から、

$$\left. \frac{\partial E}{\partial x} \right|_{x=0} \approx \frac{1}{12\Delta x} (E_{-2} - 8E_{-1} + 8E_1 - E_2) \quad (3.40)$$

のようにして近似されている⁸⁴⁾。

このような近似において微係数の推定精度を良くするひとつの手段として、光センサを間隔を密にして配置して Δx を小さくすることが考えられる。

しかしながら、現実の網膜上の光受容器やシリコンチップ上の光センサはすべて有限の間隔で配置されているためこのような手段をとれない。特に、網膜では周辺領域では光受容器ピッチが粗くなるという特性⁸⁵⁾があるが、これは周辺視領域での微分値の推定に関して好ましくない要因となるはずである。

本節では、このような状況で微係数を推定する方法について考察する。

3.2.3 サンプリング定理を基にした微係数表現

空間方向に離散的な視覚系においては微係数を必要な精度で推定することが望まれる。ここではそのための準備として、光学的撮像で得られる画像の帯域制限の仮定のもとで微係数を表現する式を導く。

サンプリング定理

物理的な手段で撮像される画像においては、

1. 対象パターンがそもそも高い空間周波数成分を有さない場合がある。
2. 一般の撮像系は有限の開口を持ち、必ず収差があり、極端な場合には焦点が外れていることもある。
3. ビデオカメラ用のイメージセンサでは保護ガラス面にアンチエイリアス用フィルタを配置したものがあがる。
4. 像面に配置された光センサはゼロでない有限の受光面積を持つ。
5. 生体においては固視微動⁵のような運動と視覚細胞の応答特性の遅さにより像が等価的にはけたようになる可能性がある。

等の物理的あるいは生理学的な条件によってほとんどの場合帯域制限を受けていると仮定できる。あるいは、もしこの条件が成立していないでパターンがエイリアシングを生じているとすれば速度を計測することがそもそも不可能であるからこのような場合は除外してよいとも考えられる。

以下ではこのような帯域制限されている画像を $E(x, y)$ としてその空間周波数の上限が W で与えられるものとする。これは以下のサンプリング定理が成立する条件を満たす。

2次元サンプリング定理

x, y 方向のサンプル間隔をそれぞれ $\Delta x, \Delta y$ とする。この時 $|W| < \frac{1}{2\Delta x}$ かつ $|W| < \frac{1}{2\Delta y}$ であれば画像 $E(x, y)$ は格子点でのサンプル列 $\{E_{m,n} \mid E_{m,n} = E(m\Delta x, n\Delta y)\}$ を用いて

$$E(x, y) = \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{\sin \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)} \frac{\sin \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)} E_{m,n} \quad (3.41)$$

と表せる⁶。

項別微分による導関数の導出

ここで $E(x, y)$ は1階(全)微分可能と仮定すれば、画像の微分値 $\frac{\partial E}{\partial x}$ や $\frac{\partial E}{\partial y}$ は(3.41)式を項別微分すれば得られる⁸⁹⁾。同様に、 $E(x, y)$ が2階微分可能と仮定すれば $\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}$ や $\frac{\partial^2 E}{\partial y^2}$ およ

⁵少なくとも50Hz以上の振動成分を含むトレモアに関してはこの項の条件は成立するであろう。

⁶一般の画像 $E(x, y)$ ではフーリエ級数展開した時の調和成分が有限次であるとは仮定できない。しかし、この仮定が可能な場合には元の信号を復元するには調和成分が N 次未満として $2N+1$ の長さのサンプル列があれば十分であることが示されている⁸⁸⁾。

$\nabla^2 \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}$ は (3.41) 式を 2 回分項別微分すれば得られる。これらを実際に式で書くと、

$$\frac{\partial E}{\partial x} = \frac{1}{\Delta x} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{\sin \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)} \times \left[\frac{\cos \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)} - \frac{\sin \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)^2} \right] E_{m,n} \quad (3.42)$$

$$\frac{\partial E}{\partial y} = \frac{1}{\Delta y} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{\sin \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)} \times \left[\frac{\cos \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)} - \frac{\sin \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)^2} \right] E_{m,n} \quad (3.43)$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial x^2} = \frac{1}{(\Delta x)^2} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{\sin \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)} \left[-\frac{2 \cos \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)^2} + \left(\frac{2}{\pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)^3} - \frac{\pi}{\left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)} \right) \sin \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right) \right] E_{m,n} \quad (3.44)$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial y^2} = \frac{1}{(\Delta y)^2} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \frac{\sin \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)} \left[-\frac{2 \cos \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)^2} + \left(\frac{2}{\pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)^3} - \frac{\pi}{\left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)} \right) \sin \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right) \right] E_{m,n} \quad (3.45)$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} = \frac{1}{\Delta x \Delta y} \sum_{m=-\infty}^{\infty} \sum_{n=-\infty}^{\infty} \left[\frac{\cos \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)} - \frac{\sin \pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)}{\pi \left(\frac{x}{\Delta x} - m \right)^2} \right] \times \left[\frac{\cos \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)} - \frac{\sin \pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)}{\pi \left(\frac{y}{\Delta y} - n \right)^2} \right] E_{m,n} \quad (3.46)$$

となる。

(3.42) 式から (3.46) 式は任意の点での微分値を画像上の離散的な点での値 $E_{m,n}$ から補間的に求める方法を示している。

微係数の級数表現

実用上は連続的な導関数ではなくサンプル点における微係数の値を知るだけで十分であろう。そこで上式から特定のサンプル点 $(x = k\Delta x, y = l\Delta y)$ での微係数を表現する式を導

く。これは (3.42) 式から (3.46) 式において $x = k\Delta x, y = l\Delta y$ を代入して、

$$\left. \frac{\partial E}{\partial x} \right|_{\substack{x=k\Delta x \\ y=l\Delta y}} = \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-\infty \\ m \neq 0}}^{\infty} \frac{(-1)^{m-1}}{m} E_{k+m, l} \quad (3.47)$$

$$\left. \frac{\partial E}{\partial y} \right|_{\substack{x=k\Delta x \\ y=l\Delta y}} = \frac{1}{\Delta y} \sum_{\substack{n=-\infty \\ n \neq 0}}^{\infty} \frac{(-1)^{n-1}}{n} E_{k, l+n} \quad (3.48)$$

$$\left. \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \right|_{\substack{x=k\Delta x \\ y=l\Delta y}} = \frac{1}{(\Delta x)^2} \left[\sum_{\substack{m=-\infty \\ m \neq 0}}^{\infty} \frac{2(-1)^{m-1}}{m^2} E_{k+m, l} - \frac{\pi^2}{3} E_{k, l} \right] \quad (3.49)$$

$$\left. \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \right|_{\substack{x=k\Delta x \\ y=l\Delta y}} = \frac{1}{(\Delta y)^2} \left[\sum_{\substack{n=-\infty \\ n \neq 0}}^{\infty} \frac{2(-1)^{n-1}}{n^2} E_{k, l+n} - \frac{\pi^2}{3} E_{k, l} \right] \quad (3.50)$$

$$\left. \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \right|_{\substack{x=k\Delta x \\ y=l\Delta y}} = \frac{1}{\Delta x \Delta y} \sum_{\substack{m=-\infty \\ m \neq 0}}^{\infty} \sum_{\substack{n=-\infty \\ n \neq 0}}^{\infty} \frac{(-1)^{m+n}}{mn} E_{k+m, l+n} \quad (3.51)$$

となる。これから各サンプル点での微係数はその点に隣接するサンプル点での値の荷重和で求められることがわかる。

x 方向への 1 階微係数および 2 階微係数を求めるための荷重係数 c_m と d_m をそれぞれ、

$$c_m = \frac{(-1)^{m-1}}{m}$$

および

$$d_m = \begin{cases} \frac{2(-1)^{m-1}}{m^2} & m \neq 0 \\ -\frac{\pi^2}{3} & m = 0 \end{cases}$$

と定義して、これらの荷重係数列を Fig. 3.7 および Fig. 3.8 に、対応する補間関数 ((3.42) 式等に含まれる荷重関数) と共に図示する。また、(3.46) 式の x, y 各 1 階微分の補間関数を Fig. 3.9 へ図示しておく。

3.2.4 有限次数での近似方法

打ち切り誤差の影響

(3.47) 式から (3.51) 式は、微係数がサンプル点回りでの無限級数により表現できることを表す。

しかし、現実の画像で実際に級数和を計算することを考えると、次のような問題が考えられる。

- 画像の外側の点の輝度は知ることはできない。

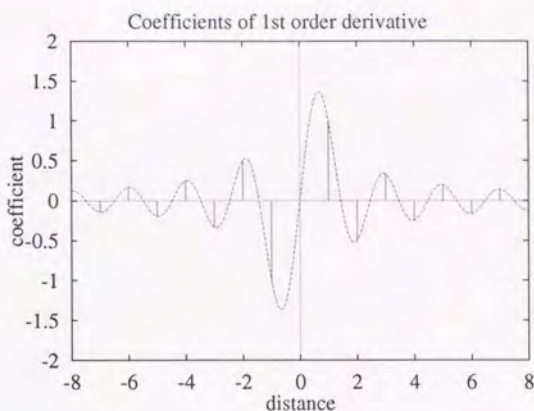


Fig. 3.7. Dashed curve is the interpolation function of the first order derivative. Impulses indicate c_m for $m = -8$ to $m = 8$, which are coefficients of a interpolation series which converge to the differential coefficient at a given sampling point.

- 速度が領域毎に不連続な画像では、運動領域の境界を越えて級数和を計算することは速度計算にとって無意味である。

そこで比較的少ない項数で無限級数和を近似する必要がある。

まず、例として、1階微係数を推定するのにある点(便宜上原点としよう)の前後 N 点の値を用いて、

$$\left. \frac{\partial E}{\partial x} \right|_{x=0, y=0} \approx \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} E_{m,0} \quad (3.52)$$

と近似することが考えられる。

この場合問題となるのはこの近似でもたらされる打ち切り誤差の影響である。(3.47)式は画像が正の値であるから交代級数と見ることができる。一般に交代級数は収束が遅いものが多いため、単純に有限項で打ち切ると誤差が大きくなる⁸⁹⁾⁹⁰⁾。今の場合、(3.47)式の第 N 項の大きさは第1項の大きさの $1/N$ でしかないから、 N があまり大きくないと第 N 項までの近似と、第 $N+1$ 項までの近似とで値が大きく異なってくるという問題が生じる。

デジタルフィルタの観点からすると、(3.52)式は微係数を推定する FIR フィルタを矩形窓により設計したことに相当し、先の段落で述べた問題は周波数領域での Gibbs 現象⁸⁸⁾によりリップルが生じることに相当する。(Fig. 3.14(b),(d)、60ページ参照)このような場

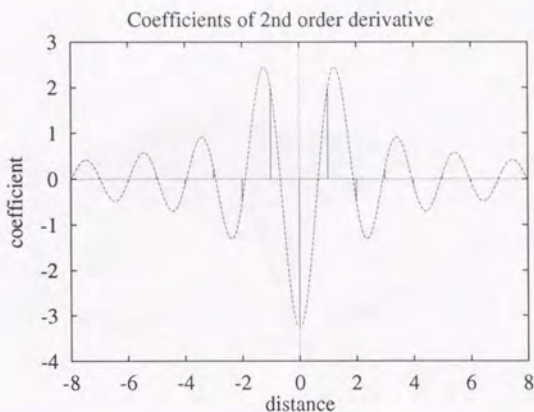


Fig. 3.8. Dashed curve is the interpolation function of the second order derivative along the same axis. Impulses indicate d_n for $m = -8$ to $m = 8$, which are coefficients of a interpolation series which converge to the second order differential coefficient at a given sampling point.

合、一般に窓関数を選ぶことで特性を改善することが行なわれる。また、Chebyshev 近似や線形計画法に基づく方法⁹¹⁾で FIR フィルタを設計することもできる。

本研究ではこの問題を Euler の変換によって交代級数の収束を改善する数値計算上の手法を導入して改善することを試みる。

Euler の変換

Euler の変換とは、 $\Delta x_n = x_{n+1} - x_n$ を第 1 階差分、 $\Delta^2 x_n = \Delta(\Delta x_n)$ を第 2 階差分、一般に第 r 階差分を $\Delta^r x_n = \Delta^{r-1} x_{n+1} - \Delta^{r-1} x_n$ とし、収束する交代級数を

$$\sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k x_k = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{\infty} \left(-\frac{1}{2}\right)^n \Delta^n x_0 \quad (3.53)$$

と変換することである⁸⁹⁾⁷⁾。こうすることで収束の遅い交代級数の収束を桁違いに改善することができると言われている。

実際、(3.53) 式右辺の級数を、あまり大きくない項数 (たとえば N) までの部分、

$$\frac{1}{2} \sum_{n=0}^N \left(-\frac{1}{2}\right)^n \Delta^n x_0 \quad (3.54)$$

⁷⁾(3.53) 式の略証は文献⁹²⁾に示されている。

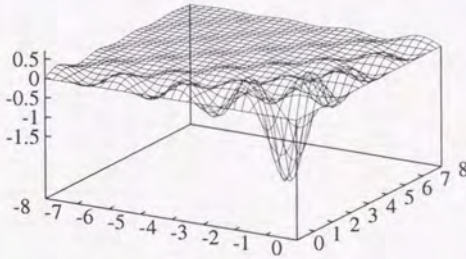


Fig. 3.9. Rough sketch of the interpolation function of the second order derivative along the x - and y -axes. This figure indicates only a quarter of the domain for convenience.

で近似した場合、左辺の級数を N よりずっと大きい項まで計算したのと同じ精度が得られることが多く、この性質は数値計算で利用されている⁸⁹⁾。

この変換を利用して $N = 7$ までの差分級数で元の交代級数を近似するための補正量(元の交代級数の各係数に乗じる量。)を Table 3.3(Euler's factor) に示す。(Table 3.3には (3.52) 式の係数 (original) および (3.52) 式を補正した係数 (modified) も示してある。同様に、表の右端には 2 階微係数について示してある。)

Table 3.3からは、級数和に対する寄与は次数の大きい項ほど小さくなるように修正されることが分かる。特に、 $n = 7$ の項は元の値の 1% 程度まで抑えられているのが分かる。これは空間微係数の計算において離れた点からの寄与が小さくなることを意味する。このことは速度計算のための微係数推定に有利である。

3.2.5 空間微係数近似の打ち切り誤差

ここでは、3.2節で導出した空間微係数の有限項近似による打ち切り誤差の影響を定量的に考察する。便宜上本節の議論は画像を 1 次元関数 $E(x)$ と考えて行なう。

まず念のため、本研究での 1 階微係数推定法が画像平均に関して不偏であることを示す。

Table 3.3. Modified coefficients of approximation series of the first and second order derivatives.

index of term	Euler's factor	coefficients of approximation series			
		first order		second order	
		original	modified	original	modified
7	0.016	0.143	0.002	0.048	0.001
6	0.063	-0.167	-0.010	-0.056	-0.003
5	0.227	0.200	0.045	0.080	0.018
4	0.500	-0.250	-0.125	-0.125	-0.063
3	0.773	0.333	0.258	0.222	0.172
2	0.938	-0.500	-0.469	-0.500	-0.469
1	0.992	1.000	0.992	2.000	1.984
0	1	0	0	-3.290	-3.290
-1	0.992	-1.000	-0.992	2.000	1.984
-2	0.938	0.500	0.469	-0.500	-0.469
-3	0.773	-0.333	-0.258	0.222	0.172
-4	0.500	0.250	0.125	-0.125	-0.063
-5	0.227	-0.200	-0.045	0.080	0.018
-6	0.063	0.167	0.010	-0.056	-0.003
-7	0.016	-0.143	-0.002	0.048	0.001

例えば点 x における 1 階微係数を (3.52) 式と同様に有限級数近似した時の打ち切り誤差は、

$$\epsilon(x) \equiv \frac{\partial E}{\partial x} - \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} E(x+m\Delta x) \quad (3.55)$$

と定義される。これの画像全体での平均を考えると、

$$\begin{aligned} \int \epsilon(x) dx &= \int \frac{\partial E}{\partial x} dx - \int \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} E(x+m\Delta x) dx \\ &= \int \frac{\partial E}{\partial x} e^{-2\pi j \xi x} dx \Big|_{\xi=0} - \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} \int E(x+m\Delta x) e^{-2\pi j \xi x} dx \Big|_{\xi=0} \\ &= 2\pi j \xi F(\xi) \Big|_{\xi=0} - \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} e^{2m\pi j \xi \Delta x} F(\xi) \Big|_{\xi=0} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 &= 0 - \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} F(0) \\
 &= 0
 \end{aligned} \tag{3.56}$$

であるから、近似式の不偏性が示された。

次に、打ち切り誤差の分散を見積るために、画像全体での2乗和を考えると、

$$\int |\epsilon(x)|^2 dx = \int \left| \frac{\partial E}{\partial x} - \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} E(x+m\Delta x) \right|^2 dx$$

となる。ここで Parseval の等式により、

$$\begin{aligned}
 &= \int \left| 2\pi j\xi F(\xi) - \frac{1}{\Delta x} \sum_{\substack{m=-N \\ m \neq 0}}^N \frac{(-1)^{m-1}}{m} e^{2m\pi j\xi \Delta x} F(\xi) \right|^2 d\xi \\
 &= \int |2\pi j\xi F(\xi)|^2 \cdot \left| 1 - 2 \sum_{m=1}^N (-1)^{m-1} \frac{\sin 2m\pi\xi \Delta x}{2m\pi\xi \Delta x} \right|^2 d\xi
 \end{aligned}$$

となる。画像は帯域制限されているとして帯域の上限を W とすれば、

$$= \int_{-W}^W |2\pi j\xi F(\xi)|^2 \cdot \left| 1 - 2 \sum_{m=1}^N (-1)^{m-1} \frac{\sin 2m\pi\xi \Delta x}{2m\pi\xi \Delta x} \right|^2 d\xi$$

となる。ここでさらに Cauchy-Shwarz の不等式を適用すると、

$$\begin{aligned}
 &\leq \sqrt{\int_{-W}^W |2\pi j\xi F(\xi)|^4 d\xi} \sqrt{\int_{-W}^W \left| 1 - 2 \sum_{m=1}^N (-1)^{m-1} \frac{\sin 2m\pi\xi \Delta x}{2m\pi\xi \Delta x} \right|^4 d\xi} \\
 &= \sqrt{W \int_{-W}^W |2\pi j\xi F(\xi)|^4 d\xi} \sqrt{\int_{-1}^1 \left| 1 - 2 \sum_{m=1}^N (-1)^{m-1} \frac{\sin 2m\pi W \Delta x \lambda}{2m\pi W \Delta x \lambda} \right|^4 d\lambda}
 \end{aligned} \tag{3.57}$$

を得る。(3.57) 式で第1因子は対象パターンにのみ依存し、第2因子は微係数の近似の方法に依存することに注意すれば、第2因子から近似の打ち切り誤差の影響を評価できる。

以下で近似の次数 N が誤差にどのように影響するかを、最も条件の厳しくなるサンプル間隔 Δx が最大の場合について考える。

$\Delta x = \frac{1}{2W}$ とすると (3.57) 式の第2因子は、

$$\sqrt{\int_{-1}^1 \left| 1 - 2 \sum_{m=1}^N (-1)^{m-1} \frac{\sin m\pi\lambda}{m\pi\lambda} \right|^4 d\lambda} \tag{3.58}$$

となる。これは微係数をサンプリング補間によって推定する近似式の分散の上限に比例する関数であり、しかも対象画像やその帯域に依存しない部分だけを取り出したものになっ

ている。同様にして微係数を Euler の変換によって推定する近似式の分散の上限に比例する関数を導くことができ、

$$\sqrt{\int_{-1}^1 \left| 1 - 2 \sum_{m=1}^N (-1)^{m-1} E_u(m, N) \frac{\sin m\pi\lambda}{m\pi\lambda} \right|^4 d\lambda} \quad (3.59)$$

となる。ここで $E_u(m, N)$ は Euler の変換による係数補正量⁸である。特に、 $N = 1$ の場合は $E_u(1, 1) = 0.5$ となるのでこの近似は前後 2 点の差を用いる差分近似に一致する。

(3.58) 式と (3.59) 式を実際に数値積分した結果を Fig. 3.10 に図示する。

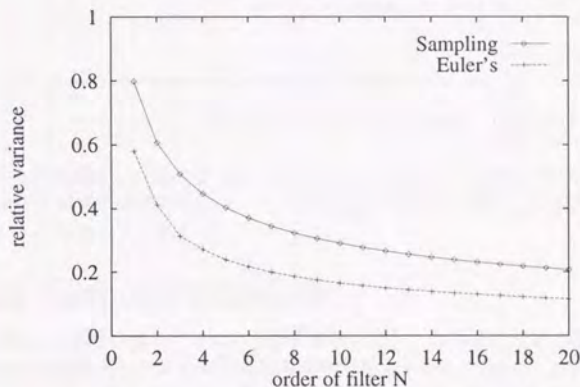


Fig. 3.10. Relationship between the order of filter and truncation error. The variance monotonically decreases as the order increases. The filter modified by Euler's transform shows lower value at any N .

Fig. 3.10からは以下のことがわかる。

1. N が有限の範囲では正の値をとり、次数が大きくなると近似誤差の分散が単調に減少する。
2. Euler の変換で係数を補正したフィルタの方が同じ次数ならば約 1/2 の分散となる。
3. いずれの場合も $N \geq 3$ ならば普通の差分より打ち切り誤差の分散は小さくなる。

⁸例えば、 $N = 7$ の場合の $E_u(m, N)$ については具体的な数値を Table 3.3 第 2 カラム (50 ページ) に示してある。

以上のことをまとめると、サンプリング補間による微係数の推定およびそれを Euler の変換により修正した推定は、

- 不偏推定である。
- フィルタ次数を大きくすれば真の微係数に近づく。
- Euler の変換により補正したフィルタは推定誤差の分散がより小さくなる。

という性質を持つ。

2階微分についても同様の議論により評価できる。2階微分において(3.58)式および(3.59)式に相当する上限の評価量は結局、

$$\sqrt{\int_{-1}^1 \left| 1 - \frac{1}{(\pi j \lambda)^2} \left[\sum_{m=1}^N \frac{4(-1)^{m-1}}{m^2} \cos m \pi \lambda - \frac{\pi^2}{3} \right] \right|^4 d\lambda} \quad (3.60)$$

および、

$$\sqrt{\int_{-1}^1 \left| 1 - \frac{1}{(\pi j \lambda)^2} \left[\sum_{m=1}^N \frac{4(-1)^{m-1}}{m^2} E_u(m, N) \cos m \pi \lambda - \frac{\pi^2}{3} \right] \right|^4 d\lambda} \quad (3.61)$$

となる。これらを数値積分した結果を Fig. 3.11 に示す。これから、2階微分の場合にもフィルタ次数を増やすと誤差の分散が減少し、しかも Euler の変換で補正したほうが誤差の2乗和の上限が小さくなることがわかる。

3.2.6 Euler の変換の信号処理論的意味

本研究では Euler の変換によりフィルタ係数を修正した。この手法は収束の遅い級数を計算する数値計算上の技法としてよく用いられる手法である⁸⁹⁾⁹⁰⁾。しかし、この手法を FIR フィルタの設計に利用した場合の意味は明らかではない。本節ではこの変換の信号処理論的意味を説明することを試みる。

準備として、次の補題を確認しておく。

補題 帯域制限された関数 $E(x)$ は、 $x = 0$ に関して対称な関数と反対称な関数に分解でき、それぞれの関数も帯域制限されている。

略証 $E(x)$ のフーリエ変換を実部と虚部に分解して逆フーリエ変換すれば $E(x)$ を分解した関数が得られることから証明できる。

関数 $E(x)$ を対称成分と反対称成分に分解した場合、原点での1階微係数は反対称成分、2階微係数は対称成分だけを考えれば十分である。これは微係数推定の級数に関しても同じであり、(3.47)式や(3.49)式も反対称あるいは対称な級数と考えて良い。以下では対称な級数が Euler の変換により安定になる理由を考察する。(反対称な級数に関しても同様の議論が成立する。)

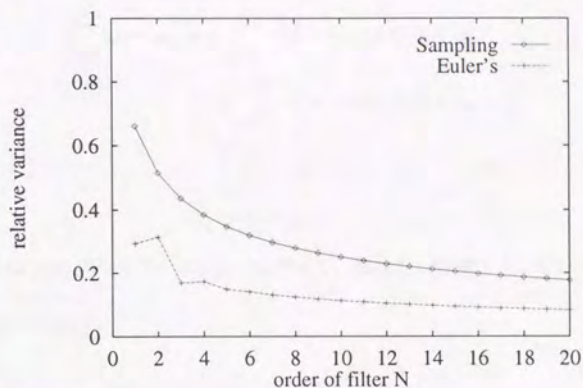


Fig. 3.11. Relationship between the order of the filter for the 2nd derivative and truncation error. The variance almost monotonically decreases as the order increases. The filter modified by Euler's transform shows lower value at any N .

Eulerの変換 前記文献⁸⁹⁾によれば、第 r 階差分を $\Delta^r x_n = \Delta^{r-1} x_{n+1} - \Delta^{r-1} x_n$ として、交代級数

$$\sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n x_n \quad (x_n \geq 0)$$

が収束するならば、

$$\sum_{k=0}^{\infty} (-1)^k x_k = \frac{1}{2} \sum_{n=0}^{\infty} \left(-\frac{1}{2}\right)^n \Delta^n x_0 \quad (3.53)$$

(再掲)

と変形でき、この交代級数の変形が Euler の変換と呼ばれる。

まず、(3.53) 式左辺の級数は、

$$g_n = g_{-n} = (-1)^n \frac{x_n}{2} \quad (3.62)$$

なる正負に対称な数列 $\{g_n\}_{n=-\infty}^{\infty}$ の和を用いて表せるから、

$$\frac{1}{2} \sum_{n=0}^{\infty} \left(-\frac{1}{2}\right)^n \Delta^n x_0 = \sum_{n=-\infty}^{\infty} g_n + g_0 \quad (3.63)$$

となる。ここで数列 $\{g_n\}$ は適当な帯域制限関数 $g(x)$ (帯域の上限は $1/2$) によって、

$$g_n = g(n) = \int \delta(x-n) g(x) dx \quad (3.64)$$

と表せることに注意する。

以上の定義から、求めたい級数和は、

$$\begin{aligned}
 \sum_{n=-\infty}^{\infty} g_n + g_0 &= \sum_{n=-\infty}^{\infty} \int \delta(x-n)g(x)dx + g_0 \\
 &= \int \sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(x-n)g(x)dx + g_0 \\
 &= \left[\sum_{n=-\infty}^{\infty} \delta(\xi-n) * G(\xi) \right]_{\xi=0} + g_0 \\
 &= G(0) + g_0
 \end{aligned} \tag{3.65}$$

となる。(G(ξ) は g(x) のフーリエ変換) したがって、級数和を計算することは G(0) を推定することと考えて良い。

(3.53) 式右辺の各項は、

$$\begin{aligned}
 \frac{1}{2} \left(-\frac{1}{2}\right)^n \Delta^n x_0 &= \frac{1}{2^{n+1}} [g_{-n} + ng_{-n+1} + n(n+1)g_{-n+2} + \dots + \\
 &\quad 2g_0 + ng_1 + n(n+1)g_2 + \dots + g_n] \\
 &= \frac{1}{2^{n+1}} \left[\int \delta(x+n)g(x)dx + n \int \delta(x+n-1)g(x)dx + \dots + \right. \\
 &\quad \left. \int 2\delta(x)g(x) + \dots + \int \delta(x-n)g(x)dx \right] \\
 &= \frac{1}{2^{n+1}} \int [\delta(x+n) + n\delta(x+n-1) + \dots + \\
 &\quad 2\delta(x) + \dots + \delta(x-n)] g(x) e^{-2\pi j \xi x} dx \Big|_{\xi=0} \\
 &= \frac{1}{2^{n+1}} [e^{2\pi j \xi n} + ne^{2\pi j \xi (n-1)} + \dots + \\
 &\quad 2 + ne^{-2\pi j \xi} + \dots + e^{-2\pi j \xi n}] * G(\xi) \Big|_{\xi=0} \\
 &= \frac{1}{2^{n+1}} \int [(1 + e^{2\pi j \xi})^n + (1 + e^{-2\pi j \xi})^n] G(\xi) d\xi \\
 &= \int \cos^n \pi \xi \cos n\pi \xi G(\xi) d\xi
 \end{aligned} \tag{3.66}$$

となる。これより、(3.53) 式右辺の第 N 項までの部分 and は、

$$\frac{1}{2} \sum_{n=0}^N \left(-\frac{1}{2}\right)^n \Delta^n x_0 = \int \left[1 + \cos^{N+1} \pi \xi \frac{\sin N\pi \xi}{\sin \pi \xi} \right] G(\xi) d\xi \tag{3.67}$$

と計算できる。

(3.67) 式中に現れる重み $\cos^{N+1} \pi \xi \frac{\sin N\pi \xi}{\sin \pi \xi}$ は N が大きくなると $\xi = 0$ 付近でのみ値を持つようになる。(Fig. 3.12 に $\cos^{N+1} \pi \xi \frac{\sin N\pi \xi}{\sin \pi \xi}$ が N に応じてどのような形になるかを図示する。)

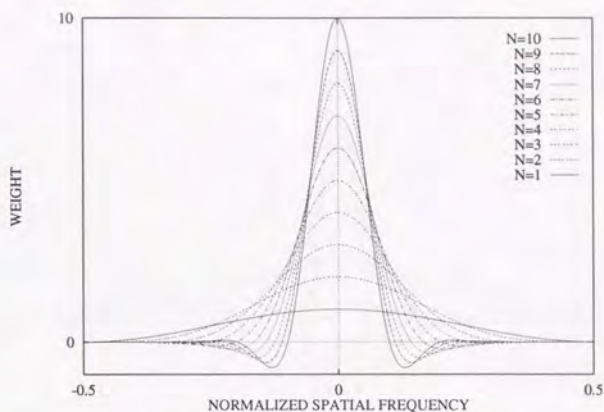


Fig. 3.12. Weight function of partial sum of the series modified by Euler's transformation in frequency domain. The horizontal axis is normalized by the sampling frequency. As the order of the sum increases, the support of the weight function is more confined around the zero frequency.

すなわち、Eulerの変換を施した級数の部分和は項数が大きくなると周波数領域の $\xi = 0$ 付近からのみ寄与を受けるようになる。

一方、Eulerの変換を施さない級数 $\sum_{n=0}^{\infty} (-1)^n x_n$ の第 n 項を考えると、 g_n の対称性より、

$$(-1)^n x_n = \int \cos 2n\pi\xi G(\xi) d\xi \quad (3.68)$$

であり、この部分 and は、

$$\sum_{n=0}^N (-1)^n x_n = \int \frac{1 - \cos 2\pi\xi + \cos 2N\pi\xi - \cos 2(N+1)\pi\xi}{2(1 - \cos 2\pi\xi)} G(\xi) d\xi \quad (3.69)$$

となる。この部分 and は n が大きくなっても ξ の稠密な領域で値を持ち続ける。(Fig. 3.13参照)

Eulerの変換を施した級数の部分 and は $\xi = 0$ を中心にしたピークを持つ。そのため、周波数の高い領域からの影響が項数の増加により急激に減少する。それに対し、Eulerの変換を施さない場合は項数が増加してもあらゆる周波数領域からの寄与がいつまでも残り、項数をひとつ増やすだけで部分 and の値が大きく変化することになる。

Eulerの変換により級数計算が安定になる理由は上のようにして説明できる。

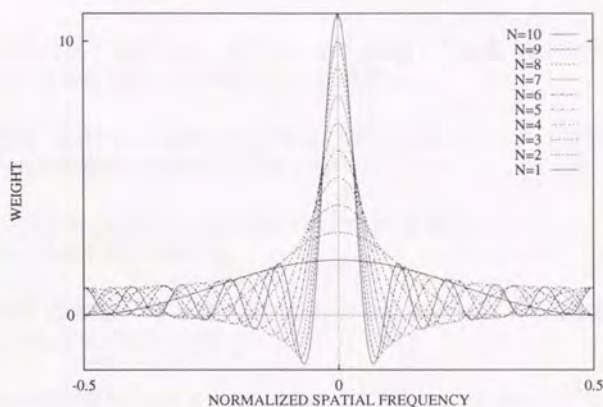


Fig. 3.13. Weight function of partial sum of the original series in frequency domain. The horizontal axis is normalized by the sampling frequency. It is shown that even if the number of the term of the partial sum is large, the contribution from higher frequency is sustained.

3.3 実験

3.3.1 シミュレーションに基づく実験

ここでは3.2節で述べたサンプリング定理に基づく微係数推定法を、輝度勾配の不変性を利用する時空間微分法での微係数推定フィルタとして利用できることを確認するためのシミュレーション実験を行なう。

実験方法

空間微係数計算フィルタ 実験はワークステーション上でプログラムにより行なった。使用した速度計算のアルゴリズムでは、画像上の各画素ごとに速度ベクトルが計算できる。このためには各画素ごとに5種類の微係数演算子 ($\frac{\partial^2}{\partial x^2}$, $\frac{\partial^2}{\partial y^2}$, $\frac{\partial^2}{\partial x \partial y}$, $\frac{\partial^2}{\partial x \partial t}$, $\frac{\partial^2}{\partial y \partial t}$ に相当) の働きをする5種類のフィルタを施す必要がある。このうち空間微係数推定の3種類のフィルタは(3.49)式、(3.50)式および(3.51)式を基にして得られ、残りの2種類の時空間2階偏微分係数推定フィルタは(3.47)式および(3.48)式をさらに時間方向にフィルタ処理することで得られる。

実験では下に示すような5種類の空間微係数推定フィルタを使用して、各フィルタの違いが速度推定にどのように影響するかを比較した。

- (a) 単純差分 1 近傍画素 (3×3 画素) まで使用。1 階微分は前後 2 画素による中心差分、2 階微分は中心点を含む前後 3 点による 2 階差分で近似。
- (b) サンプリング補間 (次数 ± 7) 7 近傍画素 (15×15 画素) まで使用。サンプリング定理から導出される係数をそのまま使用 (Table 3.3 参照)。
- (c) Euler の変換 (次数 ± 7) 7 近傍画素まで使用。係数は上のサンプリング補間を第 7 項までの Euler の変換でさらに修正 (Table 3.3 参照)。
- (d) サンプリング補間 (次数 ± 3) 3 近傍画素 (7×7 画素) まで使用。サンプリング定理から導出される係数をそのまま使用。
- (e) Euler の変換 (次数 ± 3) 3 近傍画素まで使用。係数は上のサンプリング補間を第 3 項までの Euler の変換でさらに修正。

いずれの場合も時間微係数は前後 2 時点の画像の時間差をとる中心差分で近似した。これらの 1 階および 2 階フィルタのサンプル前の連続画像に対する空間周波数特性を Fig. 3.14 (59、60 ページ) のそれぞれのグラフで図示する。この図では空間周波数は画素ピッチで規格化しており、帯域制限条件は -0.5 から 0.5 の周波数成分しか含まないことに相当する。この図から、おおむね、フィルタは次数が大きくなるにつれて (a) \rightarrow (d), (e) \rightarrow (b), (c) の順に理想的特性 (f) に近づく様子が読みとれる。

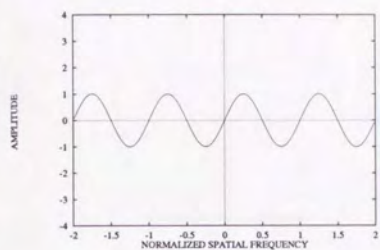
実験対象画像 使用した画像は大きさ 256×256 画素モノクロ 256 階調であり、パターンは正弦関数を組み合わせて作った規則パターン 2 種類、ある範囲の分散を持った Gauss 広がりをもつ点をランダムに配置して作ったもの 5 種類、それに実験室情景を実際にビデオカメラで撮像した情景を使用した。正弦状画像およびランダム画像のパラメータをそれぞれ Table 3.4 および Table 3.5 に、実際の画像を Fig. 3.15 および Fig. 3.16⁹⁾ に図示する。

IMAGE1 は x, y 方向それぞれに周期 5 画素の正弦関数の積、IMAGE2 は x, y 方向それぞれに周期 10 画素と $10/\pi$ 画素の正弦関数を重ね合わせた関数の積で表現される。IMAGE3 から IMAGE6 までは順に画像が局所的に滑らかになっていくように選び、IMAGE7 はさまざまな分散を持ったシミ状の輝点をランダムに配置した。

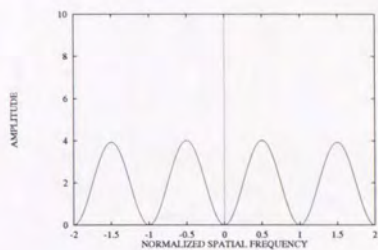
実験室情景 (IMAGE8) は実際にビデオカメラを微小角度ずつ回転させて擬似的な動画像にして取り込んだ。

シミュレーションに使用した動画像は 1 フレーム間の変位が $0.05 \sim 1.0$ 画素の範囲で変位するものを別々に作成した。なお、画像はそれぞれの変位ごとに画素以下の動きまで正確にシミュレートするようにしてある。IMAGE5 に関しては斜め方向に $v_x : v_y = 2 : 1$ の割合で並進する動画像も作成して実験に使用した。

⁹⁾ Fig. 3.16 に示したシミュレーション画像は図を見やすくするために輝度を反転してある。

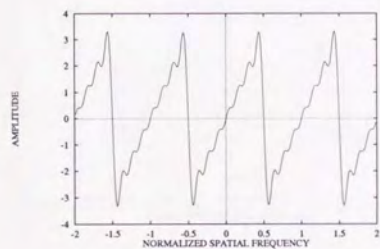


first derived

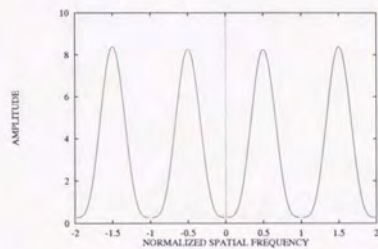


second derived

(a)

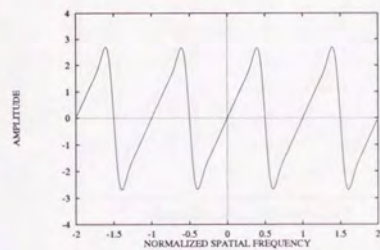


first derived

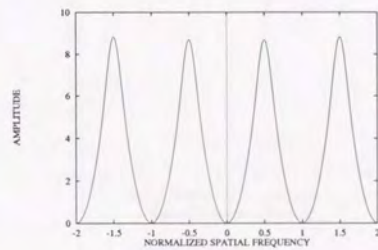


second derived

(b)



first derived



second derived

(c)

(Figure to be continued)

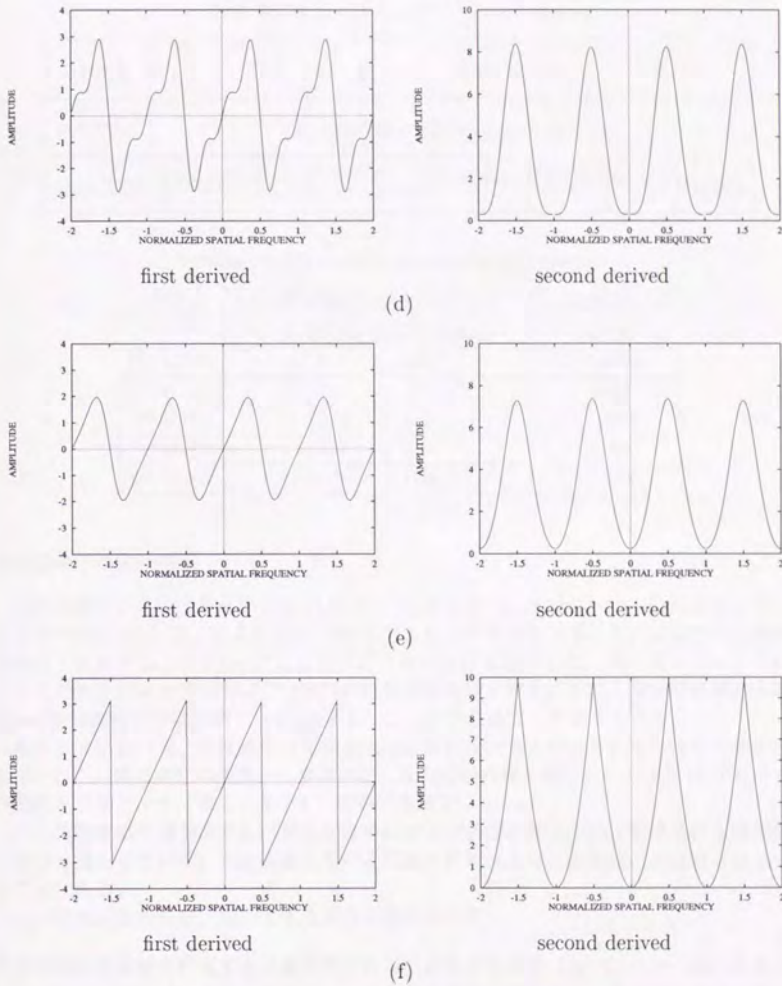


Fig. 3.14. Transfer function of filters approximating first or second derivative. Vertical axes of the 1st and 2nd derivatives indicate imaginary and real part, respectively. (a) The filter "simple differential." (b) The filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) The filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) The filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) The filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . (f) The filter of infinite order.

Table 3.4. Sharpe of simulated sinusoidal images.

TITLE	PATTERN FUNCTION
IMAGE1	$(\sin 10\pi\Delta xi \times \sin 10\pi\Delta yj + 1) \times 127$
IMAGE2	$\left(\frac{\sin 20\pi\Delta xi + \sin 20\Delta xi}{2} \times \frac{\sin 20\pi\Delta yj + \sin 20\Delta yj}{2} + 1 \right) \times 127$

Table 3.5. Parameter of simulated random images.

TITLE	STANDARD DEVIATION OF GAUSSIAN BLOB (pixel)	NUMBER OF BLOB
IMAGE3	0.1 ~ 0.5	50000
IMAGE4	0.5 ~ 1.0	16000
IMAGE5	1.0 ~ 3.0	2000
IMAGE6	3.0 ~ 8.0	500
IMAGE7	1.0 ~ 10.0	200

正弦画像での実験結果

正弦画像での実験結果を Fig. 3.17(65ページ) および Fig. 3.18(67ページ) に図示する。それぞれの図は IMAGE1 および IMAGE2 を対象にした結果を示す。各図は前述の空間微係数推定フィルタ (a) から (e) ごとに別のグラフに分けて表示した。横に並んだふたつのグラフのそれぞれは x 方向および y 方向の速度の計算値を表す。なお、図中の横軸の正規化 Hesse 行列式の数値は画素ピッチ (Δx または Δy) で規格化して示してある。

各グラフにおいて、計算速度は正規化 Hesse 行列式の大きさごとに平均化したものをプロットした。同じ速度の画像から計算されたものは折れ線で結び、その速度 (2 フレーム間の変位を画素ピッチで表したものは) は図中に凡例で示した。

正弦画像は第 2 章で説明した速度計算手法および微係数推定手法に要求される帯域制限の仮定を満たしている。正弦画像を用いた実験の目的は主にこの理論の基礎的な検証をすることにある。

この実験結果からは、次のような事項が読みとれる。

輝度勾配の不変性を利用する速度計算アルゴリズムの妥当性 Fig. 3.17(a)~(c)、あるいは Fig. 3.18(a)~(c) においてパターン速度と計算速度が比例し、その値もほぼ一致している。また、 y 方向の速度成分は検出されない。この実験で用いた画像は理想的なものであるが、アルゴリズムの実行可能性が示されたと言える。より現実的な条件での実験は次節以降で行なう。

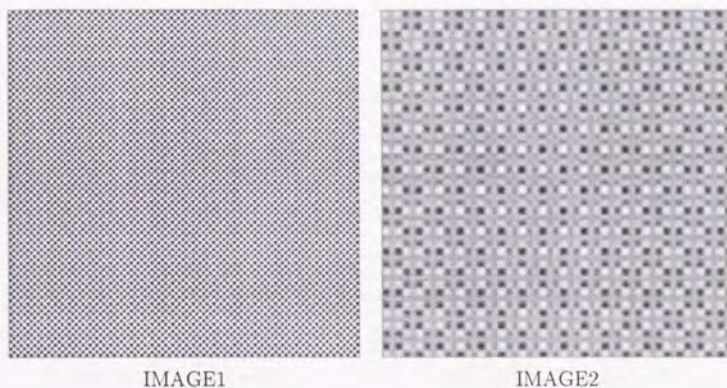


Fig. 3.15. Simulated sinusoidal images. (for spec. see Table 3.4)

サンプリング補間による微係数推定の妥当性 サンプリング補間による微係数推定および Euler の変換による修正が有効であることは以下の事項により示される。

1. 次数 ± 7 の微係数推定フィルタを用いた結果(b)および(c)は、次数 ± 3 より良い結果を示す。これは次数が高いほど打ち切り誤差が減少するためと説明できる。
2. 空間周波数成分がより高い IMAGE1 では、次数 ± 7 の微係数推定フィルタを用いた結果(b)および(c)は、単純差分を用いた結果より Hesse 行列式依存性が小さい。これは微係数推定が単純差分より正確であることを示唆している。
3. 次数 ± 3 のフィルタ(d)および(e)では単純差分より結果が悪化する。

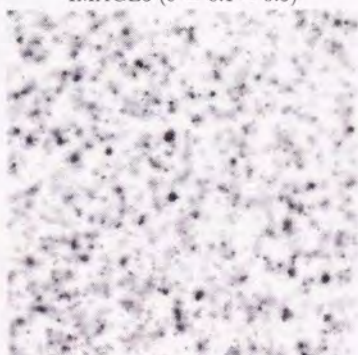
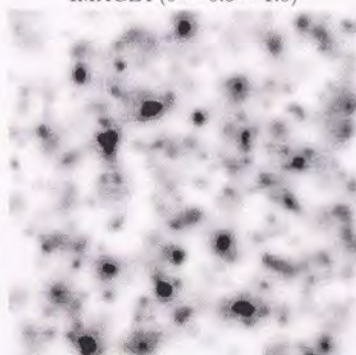
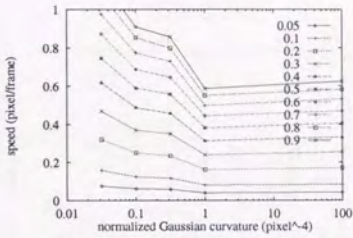
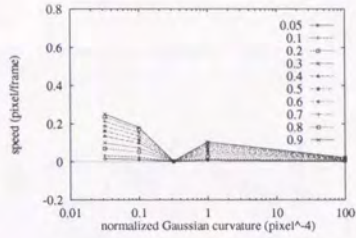
IMAGE3 ($\sigma = 0.1 \sim 0.5$)IMAGE4 ($\sigma = 0.5 \sim 1.0$)IMAGE5 ($\sigma = 1.0 \sim 3.0$)IMAGE6 ($\sigma = 3.0 \sim 8.0$)IMAGE7 ($\sigma = 1.0 \sim 10$)

IMAGE8 (Real Image)

Fig. 3.16. Simulated random images. (for spec. see Table 3.5)

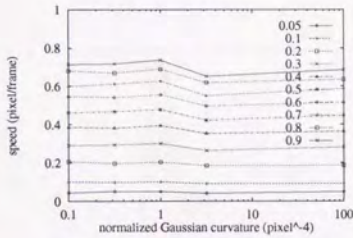


x-direction

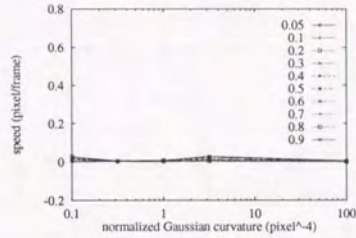


y-direction

(a)

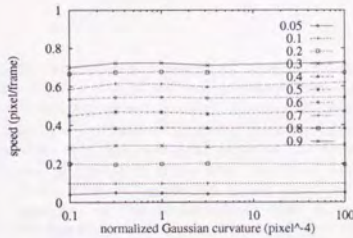


x-direction

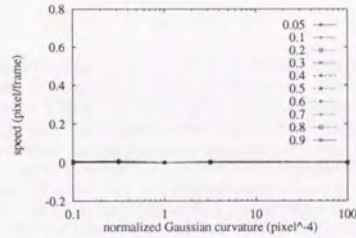


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

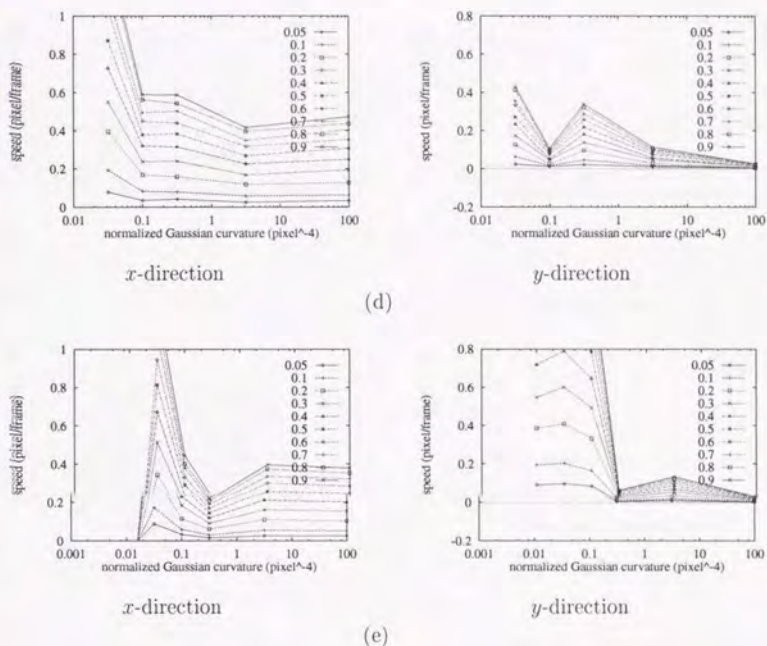
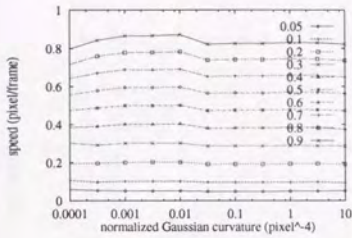
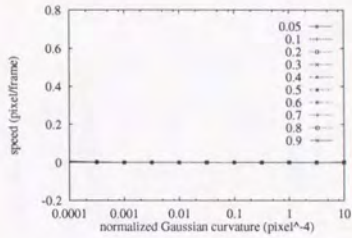


Fig. 3.17. Experimental results of velocity estimation for IMAGE1 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($||H|/E^2||$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . IMAGE1 is composed of the product of two sinusoidal functions with the same period $5\Delta x$ but with different directions perpendicular to each other. In these graphs, the ideal result would be horizontal lines with the same speed as labeled on each curve. Fig. (a) shows the unexpected elevation of estimated speed at lower Gaussian curvature. Fig. (c) shows the best result except for the saturation of estimated speed over 2 pixel/frame, which is probably due to the estimation error of temporal derivatives. Fig. (d) and (e) show quite unstable results.

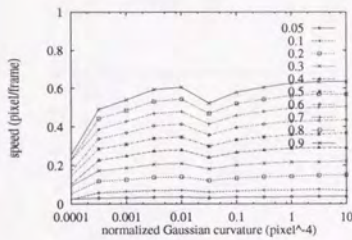


x-direction

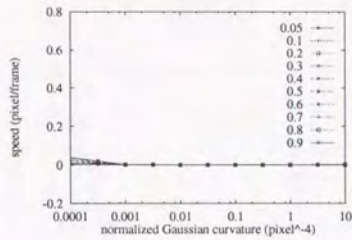


y-direction

(a)

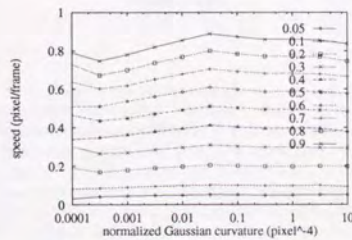


x-direction

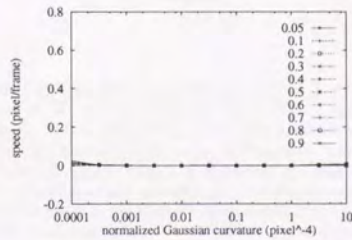


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

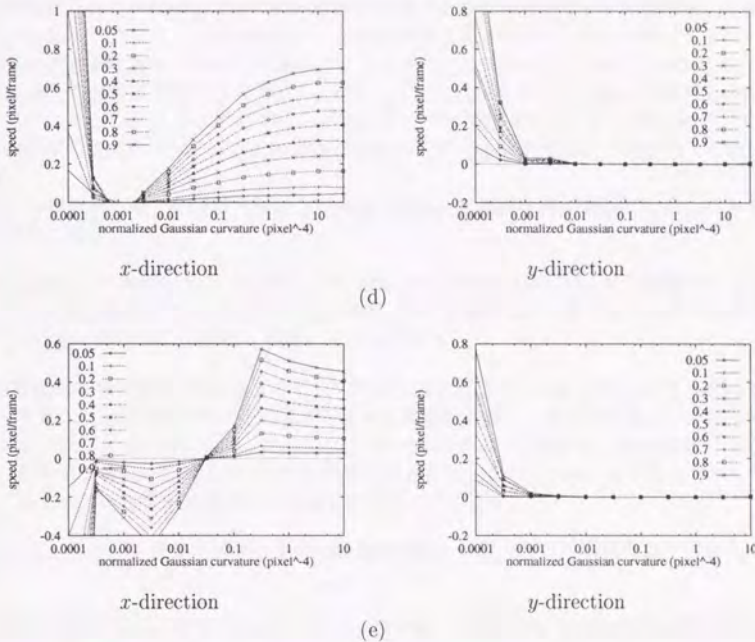


Fig. 3.18. Experimental results of velocity estimation for IMAGE2 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($|H|/E^2$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . IMAGE2 is composed of the product of two composite sinusoidal functions. (see Table 3.4) Fig. (a) shows more stable result than that shown in Fig. 3.17(a). Fig. (b) shows that the calculated speed is smaller than the true pattern speed. Fig. (c) shows more unstable result than that shown in Fig. 3.17(c). Fig. (d) and (e) show quite unstable results.

ランダム画像での実験結果

ランダム画像を用いた実験結果を Fig. 3.19(71ページ) から Fig. 3.24(81ページ) へ図示する。

ランダム画像は Gauss 関数状の広がりを持った輝点で構成されているから厳密な意味では帯域制限されていない。そのため正弦画像の場合よりも理想的でない要因が多いと予想され、現実ビデオカメラ等で撮像される情景画像に近い性質があると期待される。

実験結果は正弦画像の場合と同様に、フィルタごとに別々の図に分割して図示した。各図は前述の空間微係数推定フィルタ (a) から (e) ごとに別のグラフに分けて表示した。横に並んだふたつのグラフのそれぞれは x 方向および y 方向の速度の計算値を表す。なお、図中の横軸の正規化 Hesse 行列式の数値は画素ピッチ (Δx または Δy) で規格化して示してある。

これらの結果から、3.1.6節で検討した正規化 Hesse 行列式の適正範囲に関連して次のことが読みとれる。

正規化 Hesse 行列式の上限 分散の小さい画像 (IMAGE3, IMAGE4) から計算される正規化 Hesse 行列式の大きさは高くなる傾向があり上限は 300 を越える。その一方で分散の小さい画像では上限は 3 程度にまで低下する。

正規化 Hesse 行列式の下限 速度が安定に計算される正規化 Hesse 行列式の大きさは下限を持ち、それ以下では速度計算が不安定になる。ただし、具体的な値はフィルタの種類に依存して一定しない。IMAGE3, IMAGE4, のような分散の小さな画像では推定が安定な Hesse 行列式の下限は比較的大きくなる。また、Hesse 行列式の大きさが極端に小さいと推定速度は多くの誤差を含むようになる。

その他、ランダム画像を対象とする実験結果全般から読みとれる事項を以下にまとめておく。

計算速度と真の速度はほぼ比例する ほとんどの場合、計算された速度は画像の速度に比例して現れる。例外は、

1. パターン変化の最も細かい IMAGE3 で次数の小さいフィルタ (d) または (e) を用いた場合。
2. 正規化 Hesse 行列式の大きさが小さい位置で次数の小さいフィルタ (d) または (e) で推定された速度。

である。

計算速度は真の速度よりも低く推定される ほとんどの結果において、計算で推定された速度は実際の画像の速度よりも低い値になる。実際の速度に最も近い値が推定されたのは中程度の構造の画像 IMAGE4, IMAGE5 の場合であり、これより構造の細かい画像でも粗い画像でも速度は低めに計算される傾向がある。

計算速度は Hesse 行列式の大きさに依存する 原理上は計算で推定される速度は Hesse 行列式に依存しない(この場合、速度は水平な直線となりその高さが真の速度を表すはずである)¹⁰。しかし実際は、Hesse 行列式に依存する結果が得られた。

推定速度が安定となる Hesse 行列式の大きさは測定可能範囲の中間にある 最も構造の細かい IMAGE3 を除けば、輝度で正規化した Hesse 行列式の大きさが中程度の値、約 0.1 から 1 の場合に計算速度が安定になる傾向がある。これは使用したフィルタの種類を問わない。

フィルタの次数が±3 の場合、推定速度精度は良くない 次数±3 のフィルタは速度推定が他と比較して良くない。すなわち、

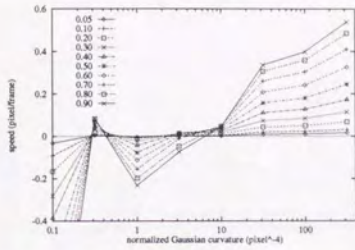
- 次数±3 のフィルタ (d) および (e) は、次数±7 のフィルタ (b) または (c) や単純差分よりも速度推定が不安定になることが多い。この傾向は構造の大きい IMAGE6、IMAGE7 (Fig. 3.22(d)(e)、Fig. 3.23(d)(e)) あるいは構造の細かい IMAGE3 (Fig. 3.19(d)(e)) で顕著である。

速度に直交する成分の推定値はほとんどゼロになる Fig. 3.19 から Fig. 3.23 では、画像や微係数推定フィルタのどのような組合せであっても、シミュレーション画像の並進方向に直交する速度成分が小さくなる。特に、

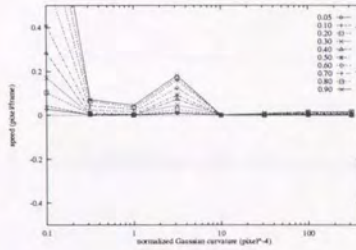
1. どの画像・フィルタであっても y 方向速度がほとんどゼロになる Hesse 行列式の大きさが存在する。
2. Euler 変換 (次数±7) のフィルタ (c) では、IMAGE3 や IMAGE4 で Hesse 行列式が小さい点を除けば、 y 方向速度推定値がほぼゼロになる。
3. 単純差分フィルタ (a) での y 方向の速度推定値が次数±3 のフィルタ (d) および (e) よりも推定結果が良くなる傾向がある。

斜めに並進する画像の各速度成分を推定できる 斜め方向に並進する画像ではその速度の直交 2 成分が正しく計算されることが Fig. 3.21 の x, y 方向成分の比が正しく 2:1 であり、しかもこの x 方向成分が Fig. 3.24 の x 方向成分と一致することから読みとれる。これと前項とを合わせて考えれば、ランダム画像からでも 2 次元速度が正しく計算できることがわかる。

¹⁰本シミュレーションで理想的でない要因は、(1) 画像は厳密には帯域制限されていない、(2) サンプリング補間フィルタが有限項で打ち切られている、(3) 画素の量子化が 256 階調、(4) 浮動小数演算の誤差、が主要なものである。実景画像では他に (5) ビデオカメラ系の雑音、(6) カメラ視野移動量の誤差などが加わる。これらの影響については考察の節で考える。

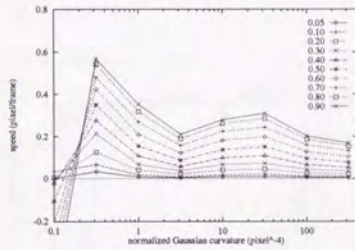


x-direction

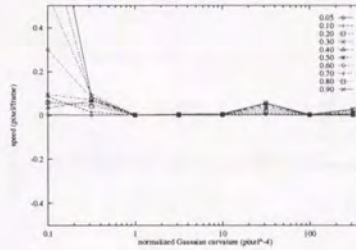


y-direction

(a)

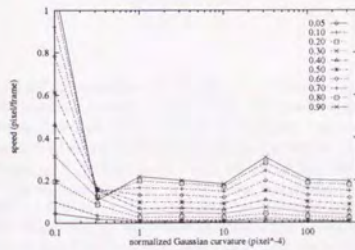


x-direction

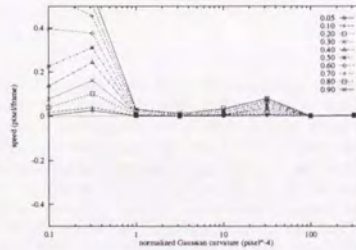


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

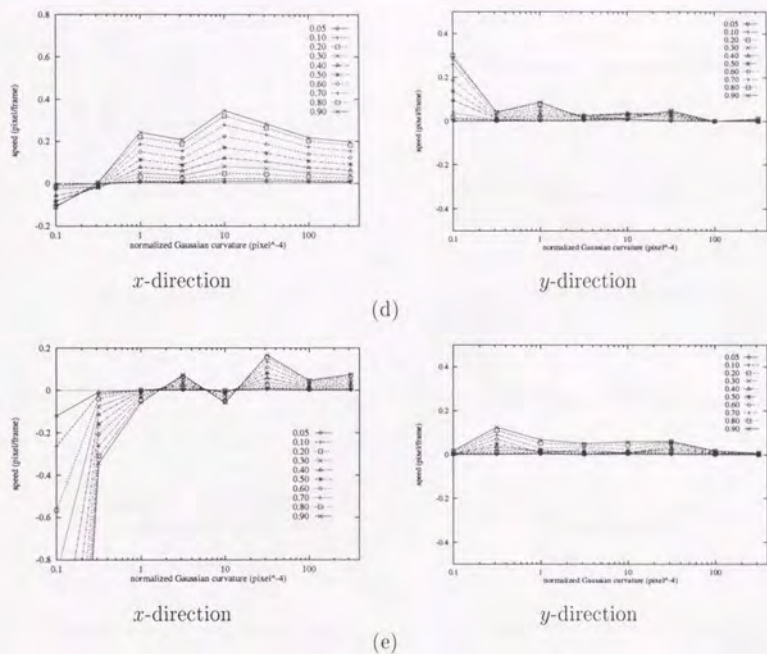
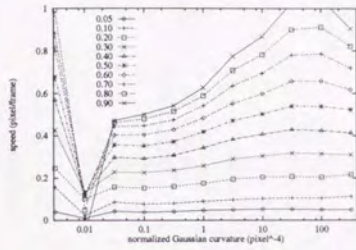
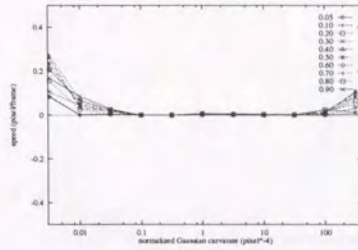


Fig. 3.19. Experimental results of velocity estimation for IMAGE3 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($|H|/E^2$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . As IMAGE3 has the finest texture than any other images, the Fourier component will distribute to higher spatial frequency. So the velocity estimation is supposed to be more erroneous than any other image. In Fig. (a) and (e), there are some regions where the opposite velocity is estimated incorrectly, while Fig. (b) or (c) estimate the right velocity orientation. In general, the velocity component along y axis is estimated much smaller than that along x .

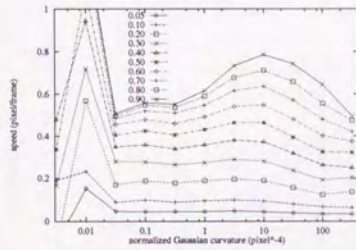


x-direction

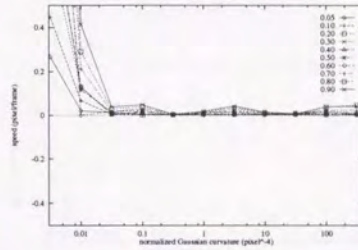


y-direction

(a)

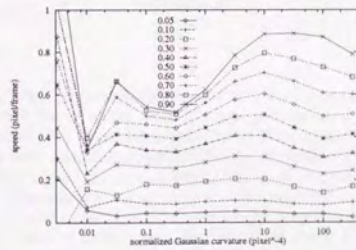


x-direction

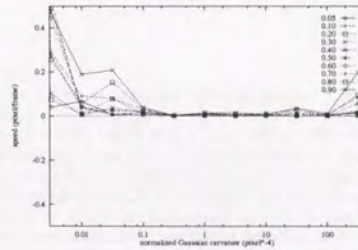


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

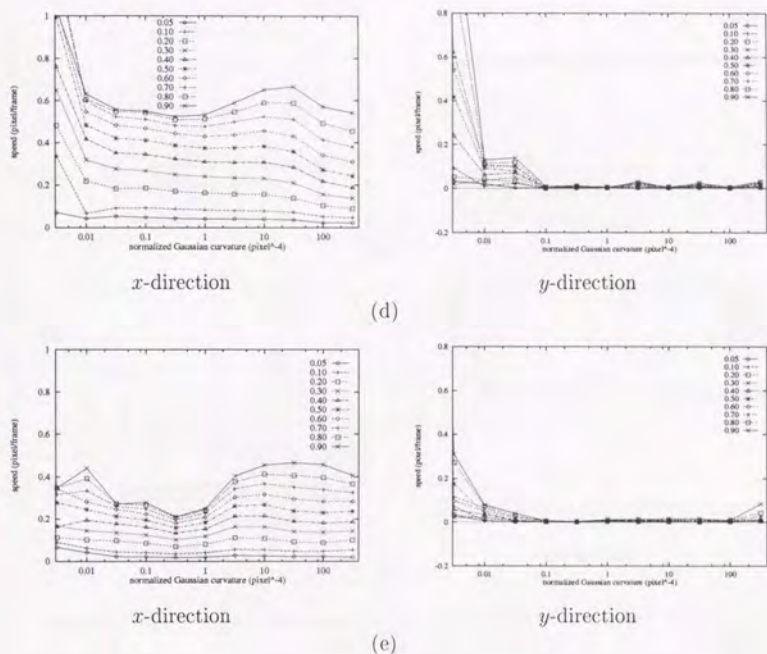
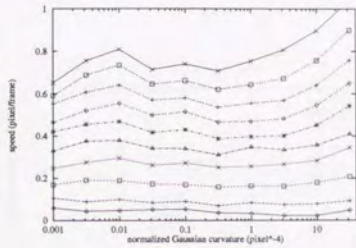
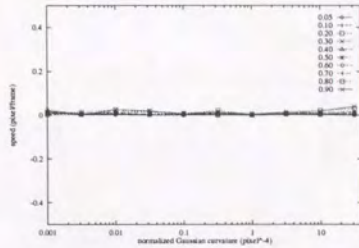


Fig. 3.20. Experimental results of velocity estimation for IMAGE4 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($|H|/E^2$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . Velocity estimation is more stable than Fig. 3.19. The estimated velocity around $|H|/E^2 = 1$ show similar behavior independent of the kind of filter, where most of calculated points happen to lie for this image. By the way, the dependency on the Gaussian curvature in Fig. (b),(c) or (d) is somewhat slighter than Fig. (a).

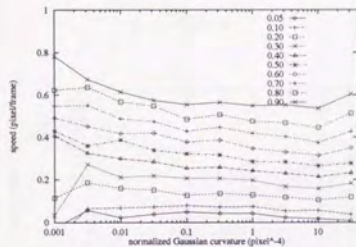


x-direction

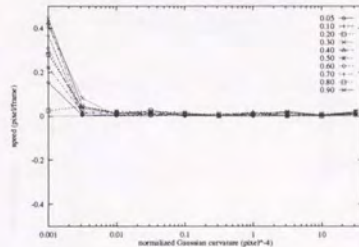


y-direction

(a)

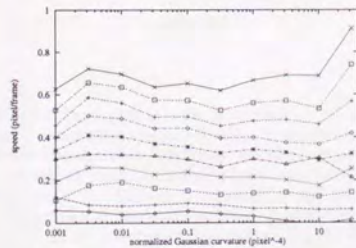


x-direction

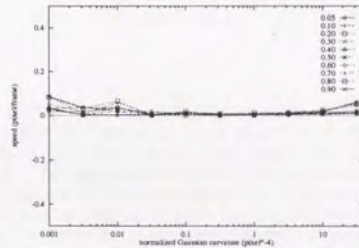


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

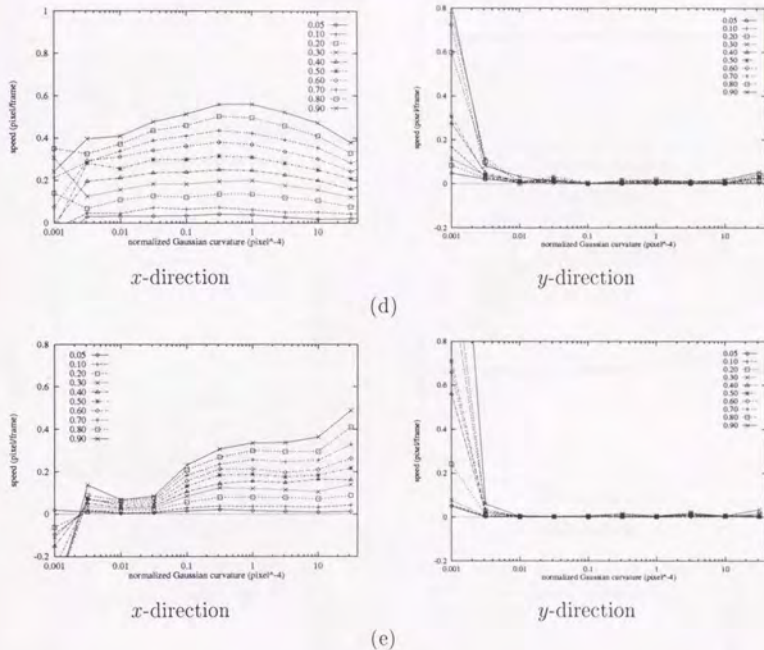
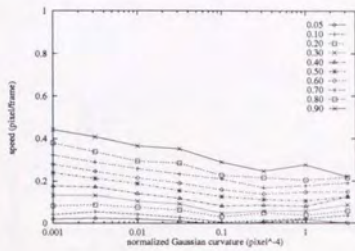
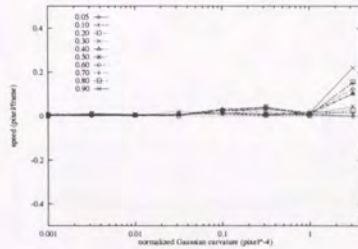


Fig. 3.21. Experimental results of velocity estimation for IMAGE5 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($||H/E^2||$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . As a whole, the stability of estimation is still better than the previous images (Fig. 3.19 and Fig. 3.20). Velocity estimation in y direction is also well.

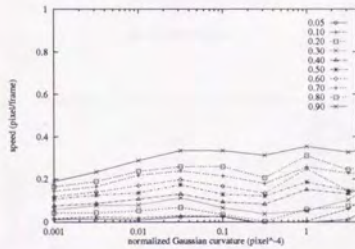


x-direction

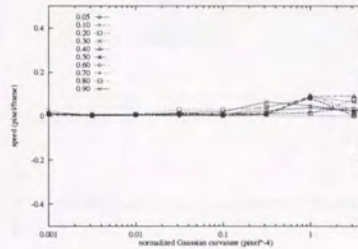


y-direction

(a)

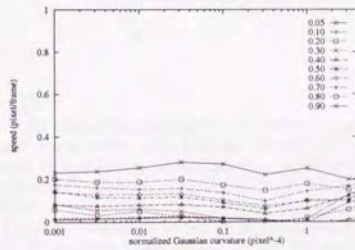


x-direction

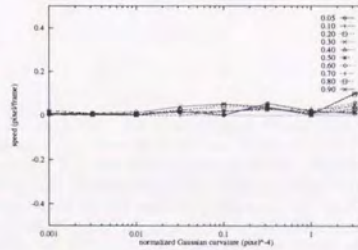


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

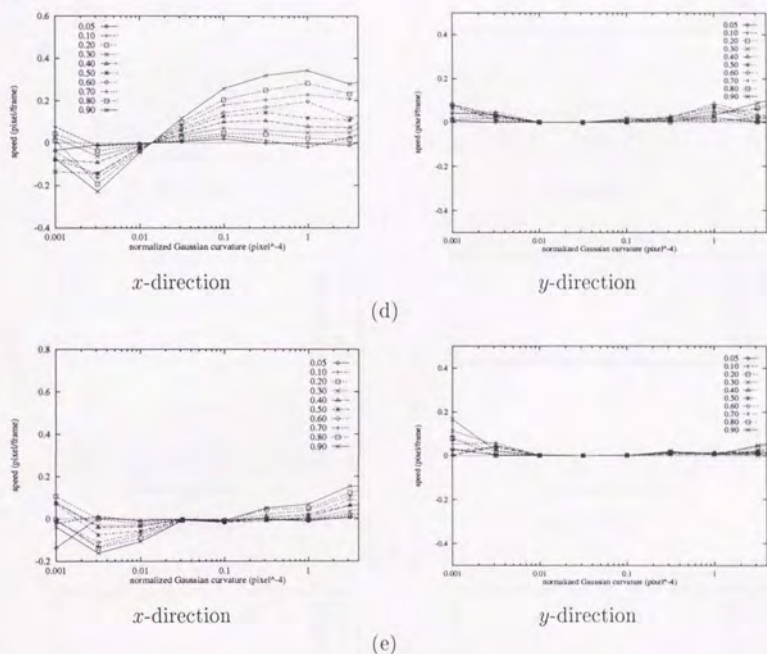
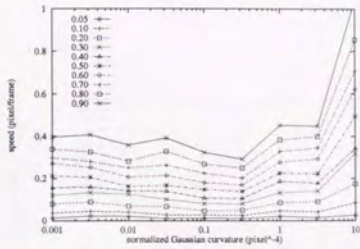
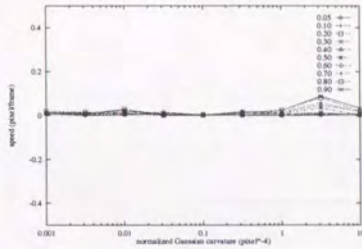


Fig. 3.22. Experimental results of velocity estimation for IMAGE6 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($||H|/E^2|$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 .

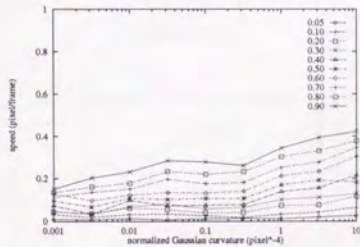


x-direction

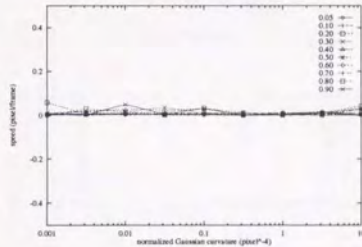


y-direction

(a)

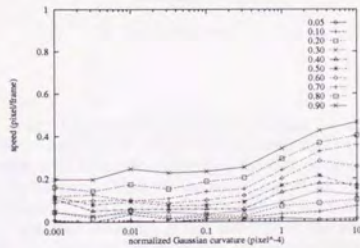


x-direction

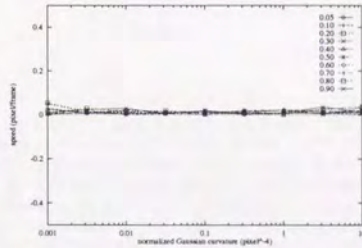


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

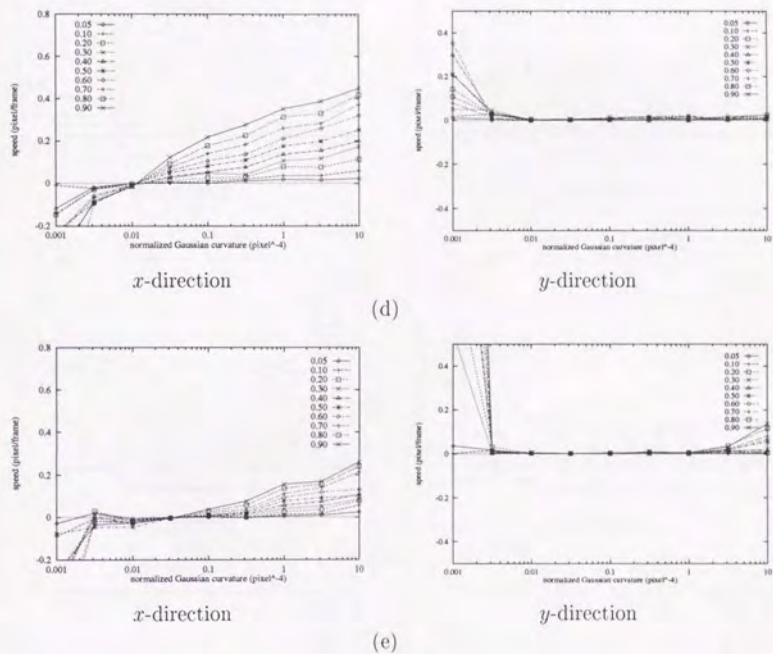
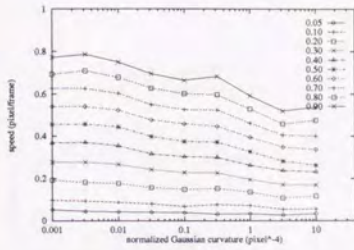
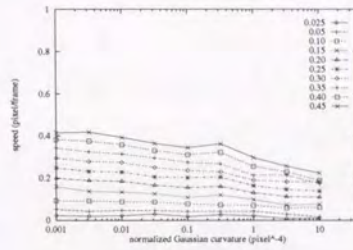


Fig. 3.23. Experimental results of velocity estimation for IMAGE7 with five different filters. The title of each curve shows object image translation speed along x direction in pixel per frame (i.e. $\Delta x/\Delta t$). Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($|H|/E^2$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 .

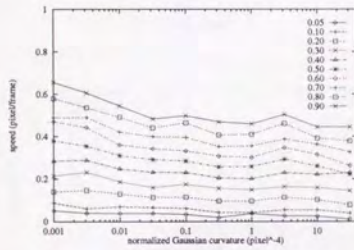


x-direction

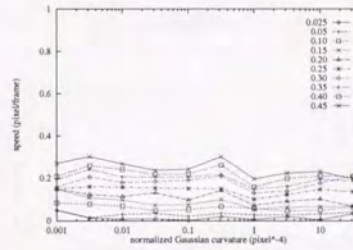


y-direction

(a)

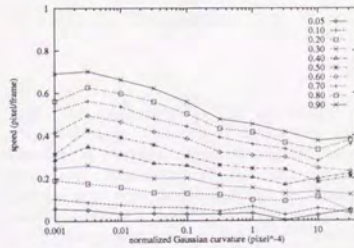


x-direction

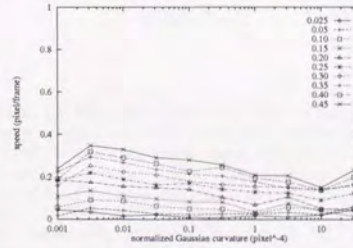


y-direction

(b)



x-direction



y-direction

(c)

(Figure to be continued)

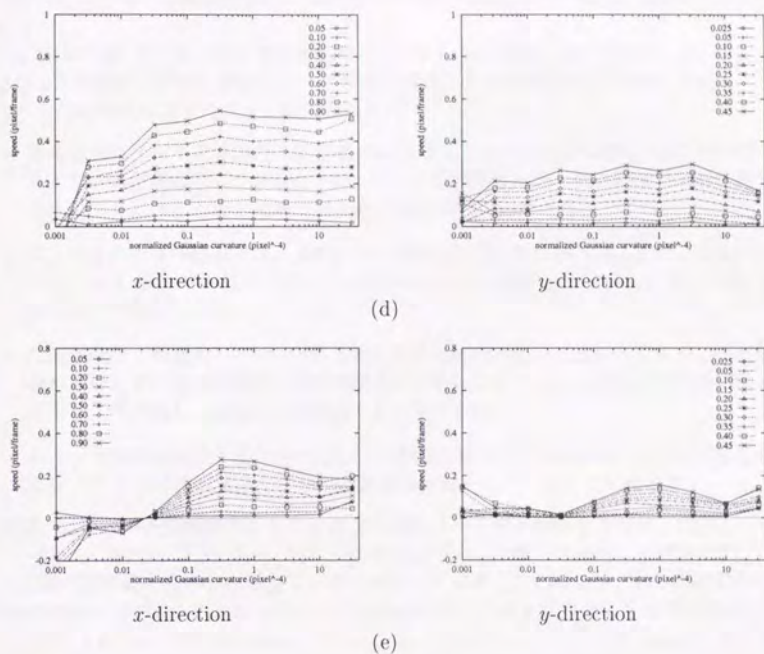


Fig. 3.24. Experimental results of velocity estimation for IMAGE5 moving in oblique direction ($v_x : v_y = 2 : 1$). The title of each curve shows the component of image translation velocity along the direction in question. Vertical axis indicates calculated velocity component along x (left hand) and y (right hand). Horizontal axis indicates normalized Gaussian curvature ($|H|/E^2$). (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . These results indicate the ratio of calculated velocity components are almost the same as that of the object image.

情景画像での実験結果

実際にビデオカメラで撮像した実験室内の情景画像 (IMAGES) から、ランダム画像の場合と同じフィルタ 5 種で速度を計算した結果を Fig. 3.25 に示す。前節の実験により、輝度で正規化した Hesse 行列式の大きさが 0.1 から 1 程度の場合に安定な結果が得られることが分かった。そこで、実験結果はこの範囲のものを一画面ごとに平均して図示するようにした¹¹。

Fig. 3.25 では、フィルタごとの計算結果を (a) から (e) に図示した。各グラフには x 方向および y 方向速度成分を、対象パターン速度を横軸にとって重ねてプロットした。

これらの結果から以下のことが読みとれる。

- 単純差分フィルタでは速度の計算値がばらつく (Fig. 3.25(a) 参照)。それ以外のフィルタでは測定値のばらつきは小さい。これは正弦画像やランダム画像では単純差分でも他のフィルタと同等の結果が得られたのとは対照的である。
- ばらつきの小さい結果では、速度が真の速度より低く推定される。また、次数の小さいフィルタ (Fig. 3.25(d), (e)) では次数の大きいもの (Fig. 3.25(b), (c)) より計算速度が小さく推定される。
- 対象速度が 1 画素/フレーム時間を越えると速度の計算値が逆に低下する。これは現象から考えて、時間微係数を単純時間差分で近似したことによる誤差が主因と考えられる。これに関しては 3.4.2 節で述べる予定である。
- パターンが速度成分を持たない y 方向の計算速度はいずれの結果でも推定速度はゼロに近い。これは 2 次元速度計測の必要条件を満たしていることを意味する。

実験ではひとつの動画画像当たり約 6 万点の速度ベクトルを計算するのに、RISC ワークステーション (SONY NWS-3460, MPU R3000 20 MHz, 公称 17 MIPS 3.2 MFLOPS) における浮動小数演算を利用した場合で、単純差分フィルタ (a) で約 0.5s、最も時間のかかる次数 ± 7 のフィルタ (b) または (c) (15×15 画素の FIR フィルタに相当する処理を含む) を用いた場合でも約 3.5s で結果を得ることができた。したがって、データ表現形式や演算装置を工夫した約 100 倍程度演算速度の速い計算機を利用すれば、いまの計算アルゴリズムをそのまま使ったとしてもほぼ NTSC フレーム時間での密な速度計算が可能になる¹²。

3.3.2 実時間速度計測

実験方法

対象物は直径 40cm の円筒面に張ったパターン (2 種) を一定速度で回転させて用いた。これを約 30cm 離れたビデオカメラで真横から撮像し、得られた画像を ImPP ボードで実

¹¹ 本手法では Hesse 行列式は初期段階で計算・評価可能なのでこの選択操作は実時間計測においても十分可能である。

¹² この程度の計算資源は計算機技術の発展によりそう遠くない時期に手近に利用できるようになると期待される。

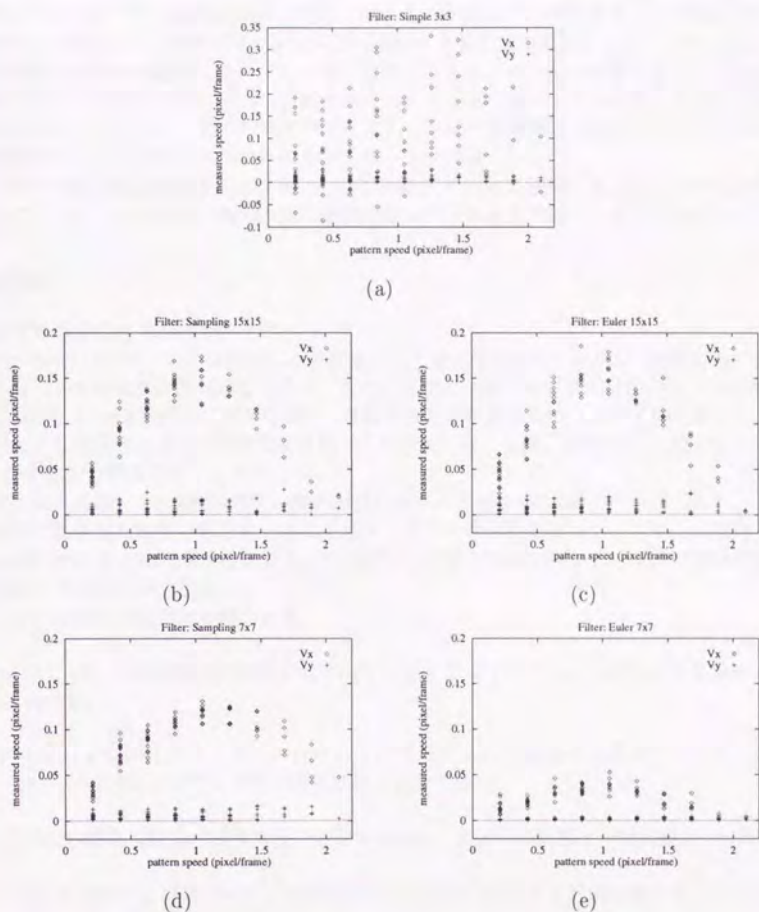


Fig. 3.25. Experimental results of velocity estimation for real scene (picture of our laboratory). Two velocity components v_x and v_y are plotted at the same graph. Vertical axis indicates calculated velocity component along x and y . Horizontal axis indicates the translation speed of the image. (a) Experimental result of the filter "simple differential." (b) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 7 . (c) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 7 . (d) Experimental result of the filter "interpolated by the sampling theorem" of order ± 3 . (e) Experimental result of the filter "modified by Euler's transformation" of order ± 3 . The measured speed is quite stable except for (a). As a whole, measured speed linearly increases till the image speed reaches about 1 pixel/frame, and then it decreases as if the image speed declined at the opposite rate. This is supposed to be due to the aliasing in temporal domain since time derivatives are approximated by simple differential values at not so infinitesimal interval.

時間処理する。カメラは外部同期で使用することにより、A/D 変換された画像の 1 画素がイメージセンサの 1 画素に正確に対応するように調整した。ビデオカメラは露光時間を 1/1000s に設定して、対象パターンが高速に運動する場合でも像流れがないようにした。

空間微係数計算に使用したフィルタは、前節のシミュレーション実験で用いた Euler の変換を施した次数±7 のフィルタ (前節でのフィルタ (c)) に相当するものである。時間微係数は連続する 2 フレーム間の時間差分で近似し、フレーム時間は 1/30s とした¹³。これらの計算はすべて ImPP プログラムの整数演算のみで実現した。

これらの微係数は連続する 2 フレーム目の画像上で 15×15 領域おきにひとつずつ計算したので、1 フレーム当たり 16×16 点の速度分布が 1/30s おきに得られることになる。

実験結果

実験結果を Fig. 3.26 に図示する。

Fig. 3.26 において、(A) は白地に小さな黒い円を適当な密度でランダムに配置したパターンを観測して得られた計算速度を示す。また (B) はより細かいパターンを、カメラを約 5° 視軸 (結像系の光軸) 回りに傾けて観測して得られた計算速度を示す。いずれの場合も水平方向とそれに垂直方向の計算速度を重ねてプロットした。なお、観測値は 1s 間 (30 フレーム) の平均と分散値で示してある。

Fig. 3.26 において、横軸は視野中央の対象パターン速度を cm/s 単位で表示したが、これは実験に使用した装置の配置から考えてイメージセンサの画素ピッチとフレーム時間の比 (pixel/frame) に大体同じ数値になる。したがって前節の結果である Fig. 3.25 の横軸の数値と対応させることができる。

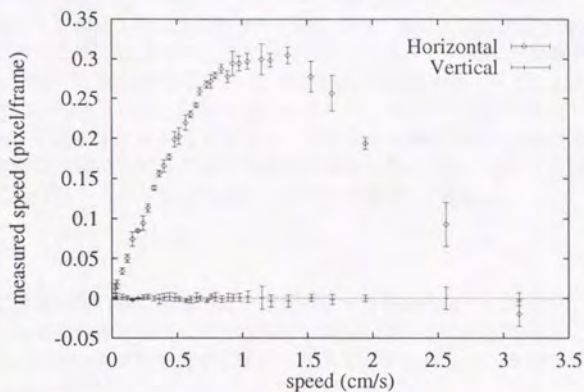
これら結果から次のことがわかる。

- (A)、(B) とも速度の大きさが 0.7cm/s 程度まではほぼパターン速度と計算速度が比例する。
- 0.7cm/s を越えるとパターン速度の上昇に対する計算速度の上昇が鈍り、さらにパターン速度が上昇すると計算速度は逆に減少する。
- 以上の結果は前節の実景画像によるシミュレーションの結果と一致する。
- (B) において、対象パターンの並進の向きを逆向きにすると計算速度も正しく対称な逆向きの結果を得る。

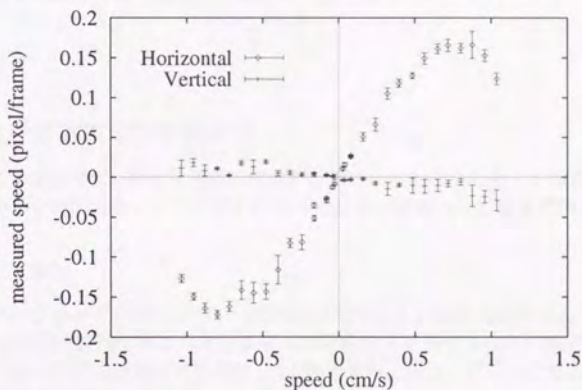
3.3.3 速度追従実験

ここでは前節までの実験を受けて、速度追従型の視線制御実験を行なった結果を報告する。

¹³ 画像は 1 フレーム 2 フィールドのうち 1 フィールドのみを使用した。



(A)



(B)

Fig. 3.26. Experimental results of velocity estimation in real time. Two velocity components v_x and v_y are plotted at the same graph. Vertical axis indicates calculated velocity component along x and y . Horizontal axis indicates the translation speed of the image in cm/s. (A) An experimental result of velocity estimation of a pattern translating along x axis. Measured component along x is almost proportional to pattern velocity where the pattern velocity is less than 0.7cm/s. It is clear that estimated velocity component along y axis is almost always zero. (B) Another experimental result of velocity estimation. It is clear that the two estimated velocity components are concentrated on curves symmetrical to the origin, respectively.

実験方法

対象パターンは前節の Fig. 3.26(A) と同じものを使用する。まず対象パターンを張り付けた円筒を一定速度で回転させておきカメラは静止させておく。この状態で速度を計測し、もし速度が観測されたなら観測された速度と同じ向きにカメラの視線を加速するように設定しておく。この動作を継続的に行なえば、最終的には視線速度とパターン速度の速度偏差がなくなるものと期待される。結果を先に述べるとこの期待は完全に実現した。ここでの興味はパターンの速度が 1cm/s をずっと越える場合にも速度偏差ゼロに収束し得るかかどうかであり、本節の実験はこの点の確認を目的に行なった。なお、ここで使用したシステムは前節と同じく実験システム 2 (6.1.2節、127ページ参照) である。

実験結果

まず、実際に視線制御的に観測された速度パターン例を Fig. 3.27 に示す。

実験の結果、対象速度が 2.8cm/s までなら常に対象パターンに追従できることが確認された。すなわち、計算速度が対象速度に関して単調増大する約 1cm/s を越えても対象速度に追従できることを意味する。

また、 2.9cm/s を越えるとパターンと逆方向に視線が移動してしまうことがあり、 3.1cm/s を越えると常に逆方向に視線が移動した。これは前節の結果 Fig. 3.26(a) でパターン並進速度が 3.0cm/s を越えると計算速度が反転するのと一致する。

3.4 考察

3.4.1 速度計算実験での誤差要因

前節の速度計算実験では、ほぼ理想的に速度が計算されたものから多くの誤差を含んだものまで多様な結果が得られた。ここではそのような結果の原因となる誤差要因を整理する。

空間微係数近似の誤差

本研究ではサンプリング定理に基づいて空間微係数をより正確に近似することを試みた。その際本来ならば無限級数であるべき計算式を有限級数で近似することで打ち切り誤差が発生する。打ち切り誤差の理論的な評価は 3.2.5 節ですで行なった。ここでは実験結果にみられるこの誤差の影響を考える。

まず、次数 ± 3 のフィルタ (d) および (e) の速度計算結果が他のフィルタに比較して良くないことはこの打ち切り誤差が主要な原因であると予想される。

また、Fig. 3.14 からわかるように、Euler の変換で補正した 1 階微係数推定フィルタ (c) または (e) は、同次数の補正しないフィルタ (b) または (d) よりも特性が平坦 (帯域内で単調) になる。これによりたとえば対象の空間周波数成分が特定の範囲にある場合に速度推定値が低めになるような不都合がなくなると予想される。

時間微係数近似の誤差 前章の速度計算実験では時間微係数は2画像間の時間差分で近似した。一般に、このような時間差分に起因する誤差は2画像間でのパターンの変位が対象画像の持つパターンの波数に比較できる程度になると顕著になる。

たとえば、空間周波数成分の比較的低いIMAGE2での実験結果 Fig. 3.18ではパターン速度と計算速度はほぼ比例しているのに対し、空間周波数成分がそれより高いIMAGE1での実験結果 Fig. 3.17ではパターン速度が大きくなるにつれて計算速度が飽和する傾向を示している。これは上述の理由によると推定される。

シミュレーション実験および実地実験のいずれの場合でも、フレーム間での変位が1画素程度までの場合にはこの方法でもほぼ速度に比例する結果が得られた。しかし、さらに変位が大きくなると計算される速度が低下し、さらに大きくなると逆向きの速度を誤出力するようになった。これは時間微係数の推定誤差が主要な原因となっていると予想される¹⁴。時間微係数の近似に関しては3.4.2節で改めて考察する。

帯域制限仮定の正当性 実験で使用した画像のうち、正弦関数パターンのIMAGE1およびIMAGE2以外は厳密には帯域制限条件が成立していないはずである。特にIMAGE3ではこの傾向が顕著である。画像が帯域制限されていない場合の挙動は Fig. 3.14に示したフィルタの周波数特性により予想できる。ここで問題となる可能性があるのは、1階微係数推定フィルタにおいて、たとえば規格化周波数0.5をわずかに越える成分があるとあたかも反対符号の成分が存在するかのような誤差となる点である。

ところで、空間的に離散化された画像から速度を計算する場合に、もし対象とするパターンが帯域制限されていないとすれば、見かけの速度が逆方向になる(空間的エイリアシング)可能性があるので速度計測自体無意味なはずである。したがって、得られた離散画像はすでに正しく帯域制限されていると仮定してよく、本研究で用いた空間微係数推定法が帯域制限されていない場合に対応していなくても原理的な欠点とは言えない。むしろサンプリング補間により帯域上限まで特性が悪化しないようにする効果のほうが重要であると考えている。

計算速度が実際の速度より低くなる理由の検討 実験では計算速度が実際の速度より小さくなる傾向が見られた。IMAGE1やIMAGE2のような正弦関数ではこの傾向は小さいのに対し、ランダム画像や実際の情景あるいは実時間実験ではこの傾向が顕著である。ランダム画像では空間周波数成分が中間的な場合(Fig. 3.20およびFig. 3.20)には計算速度が実際の速度に最も近いが、空間周波数がそれより高くても低くても計算速度が低下する傾向がある。

これはいずれかの過程で誤差が混入しているためと考えられるが、各微係数から速度を計算し累積する過程では浮動小数を使用しているので、この部分では十分な精度が保たれていると考えられる。したがって、この誤差は微係数を計算するまでの過程に原因があると推定している。具体的には、以下の理由によると考えている。

¹⁴ビデオカメラでは一般に速度が上がると露光時間の関係で画像が流れるようになるが、実地実験ではビデオカメラを1/1000sの露光時間に設定したのでこの影響はほとんどない。

画像の空間周波数が高い場合、画像の高周波成分の存在は空間微係数推定誤差を生じる。これにより速度推定式(3.28)式における ∇E は大きくなるが、それ以上に H^{-1} の各成分が小さくなるために全体では速度が小さく推定される。

画像の空間周波数が低い場合、輝度を表現する数値の量子化数(256階調)に起因して差演算の誤差が増大し、推定微係数の誤差が大きくなる。以後は上と同じ理由により速度の推定値が低くなる。

ただし、これらの仮説の検証は今後の課題である。

3.4.2 時間差分に起因する誤差

本研究では時間微係数は隣接2フレーム間差分あるいは前後2フレーム間差分のいずれかで近似して考えた。

時間差分に起因する誤差は通常のビデオカメラを使用する限り避けられない問題であり、速度計算理論を工学的に応用する場合には現実に大きな問題点になっている。この問題は観測対象パターンの高い空間周波数成分をなんらかの方法で削除すればある程度は回避できるが、これにより新たな速度計算上の問題を生じる可能性もあり本質的な解決方法とは言い難い。

この問題を本質的に解決するには、やはり視覚センサ上で時間方向に連続な処理を行なう必要がある。あるいはフレーム間時間が画素ピッチと対象速度との比にくらべて十分密になるようにすることが望まれる。既存のイメージセンサでこのような機能を実現できる見通しはまだない。

ところで、必要なのは時間軸上で連続な処理ではなく、むしろ時間微係数が必要な時点での時間分解能の高い処理である。もし、隣接フレーム間時間が短い画像が得られるならば、全体では比較的長いフレーム周期であってもふたつのフレーム間の時間微係数だけは正確に求められるはずである。このようなイメージセンサならば現在の技術でも実現できると思われる。あるいは、時間方向の処理をイメージセンサ上で走査前に行なってしまうことも考えられる。これも現在の半導体技術レベルで十分可能であると思われる。

以上のことより、この問題はイメージセンサの改良で解決すべきであると考えられる。本研究で用いた速度計算手法のアナログ回路による実現可能性についてはすぐ後の3.5.1節で改めて述べる。

3.5 速度計算法の拡張

ここでは本研究で定式化した微係数推定法とそれを利用する速度計算の実現方法の可能性を考察する。

3.5.1 アナログ回路による実現について

本研究では微係数推定フィルタをデジタルプロセッサにより実現した。この方法は自由度の高い方法であるが、現実のビデオカメラの制約により時間微係数の推定精度が高くで

きないという本質的な問題点があった。これは速い運動を対象とする場合や、即応性が要求される場合に深刻な問題となる。

ここではこれらの問題点を解決する可能性を探るためにアナログ回路による実現方法を検討する。

空間微係数推定のアナログ回路による実現

空間的に連続な照度分布を連続量のままで出力するセンサは、人工生体を問わず存在しない。したがって、本来ならば画像の空間導関数を厳密に扱うことは不可能である。しかし、画像が帯域制限されていれば適切なサンプル間隔で得られた離散画像は帯域制限後の連続画像を再現できる。この考え方により帯域制限画像の導関数が現実には扱えることはすでに3.2節で述べた。また、あるサンプル点での微係数はその回りのサンプル値の簡単な交代係数の和で表せるから、これを利用して速度計算が可能であることもすでに議論した。

本節ではある点での微係数を求めるためのアナログ回路の構成を考える。

受動的抵抗回路網 まず、通常の受動的な空間的に一様な抵抗回路網による空間微係数計算の可能性を検討した。すでにこの種の回路網を利用すれば空間的なエッジ強調が実現できることが報告されている⁶⁸⁾。

Fig. 3.28に示すような光センサ出力を空間的に一様な抵抗回路網に接続して実現できるフィルタは、一般に係数がセンサからの距離の指数に反比例するものに限られる。したがって、1階あるいは2階の微係数推定に必要な距離あるいは距離の2乗に反比例する係数のフィルタをこのような回路網によって厳密な形で実現することは困難と思われる。

能動的回路網 ここでは微係数推定フィルタを画像上の各点ごとにアナログ加算器と差動増幅器のような能動素子を組み合わせることを考える。

例としてある点での1階微係数を計算するための回路をFig. 3.29に模式的に示す。

この図で、光センサまでの距離に反比例する係数は加算器の入力抵抗の逆数で表されるから、各抵抗の値は微係数を求めたい点からの距離に比例するようにすれば可能である。これは、例えばIC上で同一シート抵抗を距離に比例する数だけ直列にすることで可能であり、アナログICでの実現に有利と思われる。

隣接する光センサ出力は符号を交代させて加算せねばならない。これは正と負の別々の加算器でそれぞれの出力を加算後に差をとることで実現できる。

2階微係数の実現は同様の回路で抵抗を距離の2乗に比例するようにすれば可能である。

2階偏微分 $\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}$ の計算は直接 $n \times n$ 領域内の光センサ出力を重みづけして加算することで実現できる、あるいは上で述べた1階微係数計算回路を2段にして、初段は光センサ出力の各行ごとの荷重和をとり、2段目でさらに行出力の荷重和をとることで実現することもできる。

このようにして得られた5個の微係数 $(\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}, \frac{\partial^2 E}{\partial y^2}, \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}, \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial t}, \frac{\partial^2 E}{\partial y \partial t})$ を(3.28)式に代入すれば速度ベクトルが計算できる。これを実現するには乗算、加算および除算機能のある素子があれば十分である。これを実現するためのアナログ回路の構成をFig. 3.30に示す。

3.5.2 最小2乗推定法への拡張

ここでは本手法で用いた輝度勾配の不変性を利用する速度計算を、最小2乗法で拡張する場合を考える。この速度計算方式に最小2乗法を導入する目的は、信号に含まれる雑音の影響や時間微分量推定誤差の低減、あるいは aperture problem の解決にある。

速度の最小2乗推定量の導出

まず、(3.27)式を変形して、次のような雑音 ϵ を考慮したモデルを作る。

$$\left(\frac{\partial}{\partial t}\nabla E\right)_i = -H_i v + \epsilon_i \quad (3.70)$$

添字 i は第 i 番目の測定にかかる量であることを意味する。ここで以下のふたつの仮定、

1. 誤差は主に時間微係数の推定誤差に起因する。
2. 少なくとも平均化範囲内で速度が一定。

の下での(3.70)式の正規方程式とその解は、

$$\sum_i H_i \left(\frac{\partial}{\partial t}\nabla E\right)_i = -\sum_i H_i^2 v \quad (3.71)$$

$$\hat{v} = -\left(\sum_i H_i^2\right)^{-1} \sum_i H_i \left(\frac{\partial}{\partial t}\nabla E\right)_i \quad (3.72)$$

となる。ここで、

$$\sum_i H_i^2 = \sum_i \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}\right)_i^2 + \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}\right)_i^2 & \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}\right)_i \left[\left(\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}\right)_i + \left(\frac{\partial^2 E}{\partial y^2}\right)_i\right] \\ \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}\right)_i \left[\left(\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}\right)_i + \left(\frac{\partial^2 E}{\partial y^2}\right)_i\right] & \left(\frac{\partial^2 E}{\partial y^2}\right)_i^2 + \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}\right)_i^2 \end{pmatrix} \quad (3.73)$$

$$\sum_i H_i \frac{\partial}{\partial t}\nabla E = \sum_i \begin{pmatrix} \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x^2}\right)_i \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial t}\right)_i + \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}\right)_i \left(\frac{\partial^2 E}{\partial y \partial t}\right)_i \\ \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y}\right)_i \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial t}\right)_i + \left(\frac{\partial^2 E}{\partial y^2}\right)_i \left(\frac{\partial^2 E}{\partial y \partial t}\right)_i \end{pmatrix} \quad (3.74)$$

であるから、正規方程式の解(3.71)式は(3.73)式および(3.74)式に現れる独立な5個の2階微分積和量だけで表せる。この式は最小2乗法を施す前の各測定量 H_i および $\left(\frac{\partial}{\partial t}\nabla E\right)_i$ で成立する(3.27)式中の2階微分量を、それらの積和量で置き換えたものになる。すなわち、局所的に成立する構造は、微分量を最小2乗法で寄せ集めても消えてしまわずに新たな積和量間の関係として保存される。これは平均をとる範囲を段階的に拡大していくような多層階層化の実現に役立つ性質であると期待できる。この最小2乗法の構造をアナログ回路的に実現する方法をFig. 3.31に図示する。これは3.5.1節で示したFig. 3.30の回路の入力段に正規方程式を計算する部分を付加した構造になっている。

以下では(3.71)式の意味をもう少し詳しく考える。

aperture problem との関係

H_i^2 が非負定値行列であることを考えれば、 $\sum_i H_i^2$ の逆が存在しないのは、 $|H_i|$ がすべてゼロであってすべての H_i がある行列の定数倍になっている場合に限る。つまり、最小 2 乗法を適用すればすべての点で aperture problem を生じていてもパターン の “方向性” の異なる 2 点が測定点のどこかに含まれていさえすれば速度が決定できることになる。

輝度の勾配の不変性を利用した速度計算に最小 2 乗法を用いると、局所的な速度がいわば closed-form に求まるという特徴が領域速度一定という仮定のために弱まる。しかしながら観測誤差の除去、aperture problem の解消といった目的には有効であると予想される。

空間平均する場合

(3.71) 式の平均を空間に関して行なう場合、特に観測点が密な場合には別の形に表現できる。Hamilton-Cayley の定理より $H_i^2 - (\nabla^2 E_i)H_i + |H_i|I = O$ (∇^2 は Laplace 演算子) であるから、平均化範囲を全空間にとると、

$$\iint H^2 dx dy = \iint (\nabla^2 E) H dx dy - \iint H \nabla^2 E dx dy \quad (3.75)$$

であるが、(A.18) 式よりこの式の右辺第 2 項はゼロになることがわかる。これより正規方程式 (3.71) 式の解は、

$$\hat{v} = - \left(\iint (\nabla^2 E) H dx dy \right)^{-1} \iint H \frac{\partial}{\partial t} \nabla E dx dy \quad (3.76)$$

と書き直せる。

時間平均する場合

(3.71) 式の平均を時間に関して行なうことも考えられる。この場合に期待できる効果は時間微係数推定誤差の影響の排除である。この手法については付録の A.1.5 節で述べる。

3.5.3 照度の変動する条件下への拡張

本節では輝度の勾配の不変性を利用する速度計算法が時間的に変動する照明条件下へ拡張できることを示しその意味を考察する。

原理

運動する対象パターン表面の反射率 $\gamma(x, y, t)$ とし、これが時間的に変動する照度 $I(t)$ で照明されているとする。この時観測される輝度は α をある定数として、

$$E(x, y, t) = \alpha \gamma(x, y, t) I(t) \quad (3.77)$$

と書ける。いま、輝度の対数を 3.1.2 節と同じ記号 $q = \log E$ を用いて表すと、

$$q(x, y, t) = \log \alpha + \log \gamma(x, y, t) + \log I(t) \quad (3.78)$$

となる。ここで対数輝度 q をパターンと考えると、元の輝度パターンが不変となる条件では対数輝度の勾配の不変性を仮定できるから、 q の Hesse 行列を H_q と書けば、

$$H_q v = \frac{\partial}{\partial t} \nabla q \quad (3.79)$$

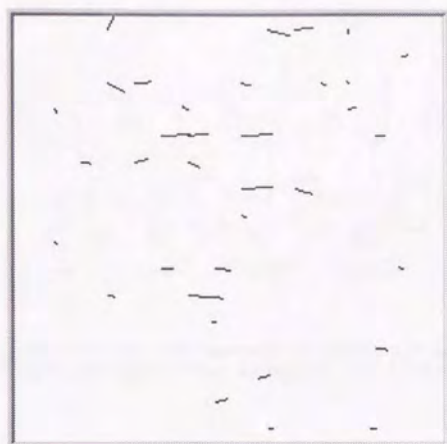
が成立する。ところで、定数項 $\log \alpha$ や時間のみに依存する $\log I(t)$ の寄与は (3.79) 式においては空間微分操作で完全に消えてしまう。すなわち、対象の輝度値を対数変換したパターン上の輝度勾配値は照明の時間変化に依存せず、対象反射率パターンだけに依存する¹⁵。

応用上の利点

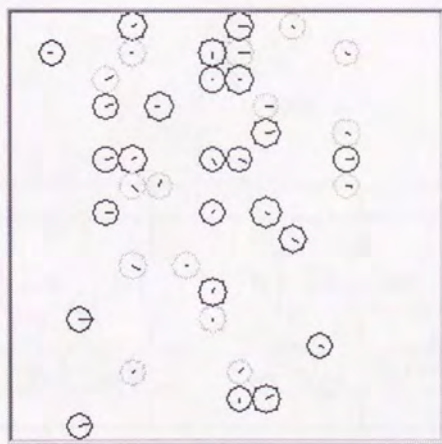
例えば蛍光灯のように時間的に変動する照明に照らされた条件下でも、照明が一様でありさえすれば速度計算が正確に行なえると期待される。しかも照明の具体的な時間変動の様子を全く知る必要がなく、ビデオカメラを照明のフリッカに同期させる必要もない。これは整備されない環境下での視覚センサにとって有利な条件である。また、光センサ出力¹⁶から輝度の対数値を得るにはわずかにダイオード 1 個の追加¹⁰⁵もしくは MOS FET 2 個の追加^{68, 12})で可能であり、実現は容易である。

¹⁵なお、乗法的に混入する雑音を除去するために輝度値の対数をとる点は画像処理におけるホモモルフィックフィルタと共通している。

¹⁶半導体光センサの出力は一般に輝度に比例する。



(a)



(b)

Fig. 3.27. Examples of measured velocity field. Measured pattern is translated in horizontal direction. (a) Measured velocity vectors are selectively displayed where the Gaussian curvature is greater than a certain threshold. (i.e. only the points where the pattern variation is large enough to bring reliable information about the motion are to be selected.) (b) Measured velocity vectors are displayed with the magnitude (radius of the circles) and the sign (solid circle is plus and stippled circle is minus) of the Gaussian curvature.

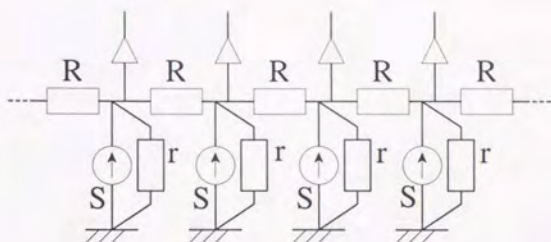


Fig. 3.28. Schematic diagram of a typical resistor network. "S" transduces incident light on its surface to current output. The voltage of each node represents the resultant current summation and is detected by the follower.

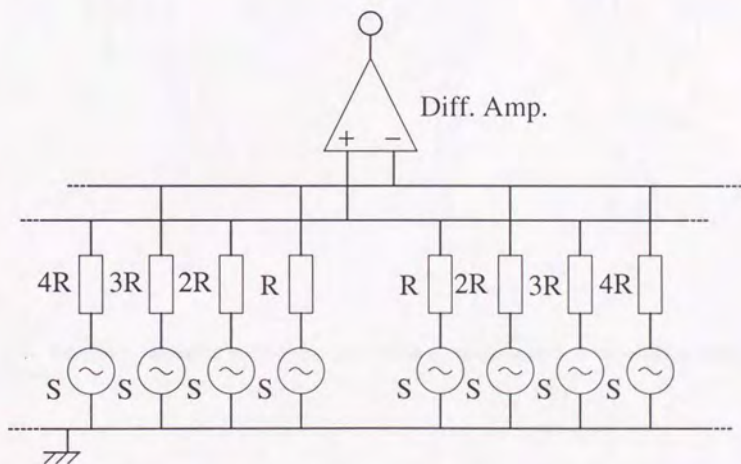


Fig. 3.29. Schematic diagram of an analog FIR circuit to calculate the derivative of first order. "S" photo sensors emit voltage output and the contribution of each receptor is governed by the resistor attached to it. The differential amplifier sums the weighted output with sign and the derivative coefficient is got.

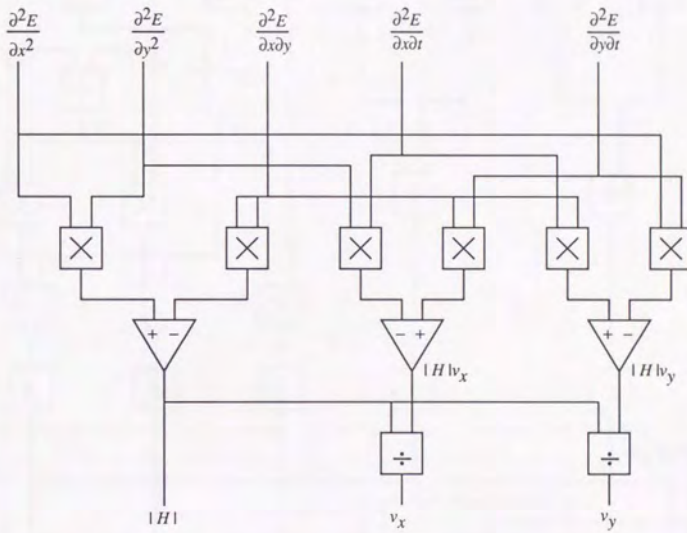


Fig. 3.30. Schematic diagram of velocity calculator based on the invariance of the gradient of image in translation.

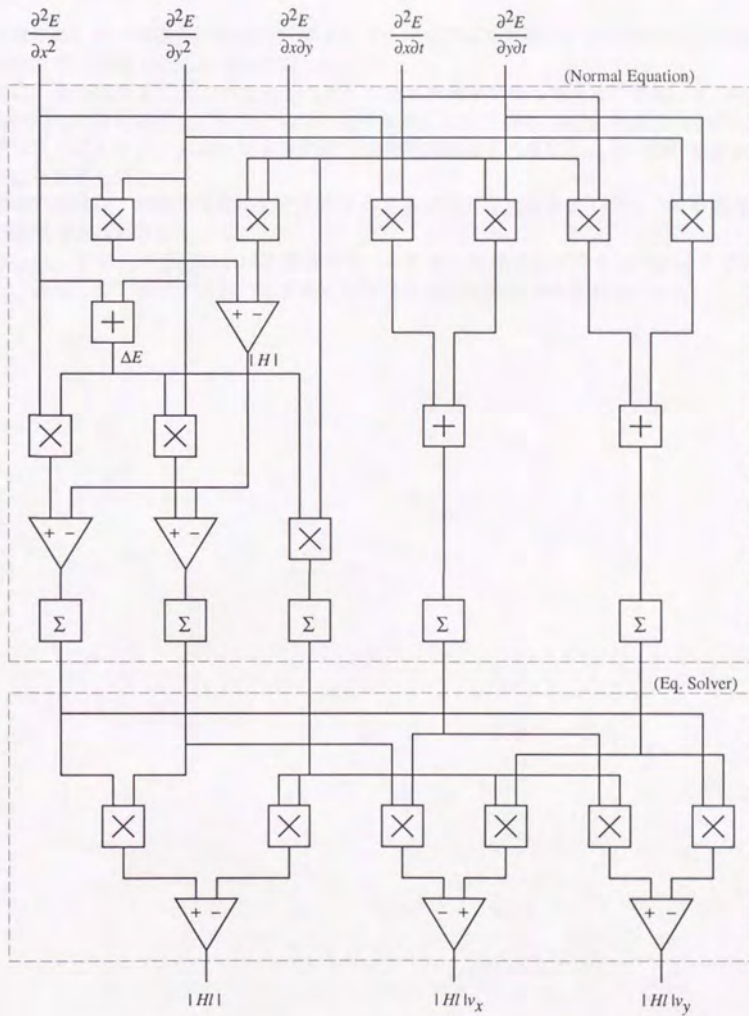


Fig. 3.31. Schematic diagram of a circuitry realization of a least square estimation method of image velocity. Normal equation is built up at the first step and then it is solved.

3.6 速度計算のまとめ

本章では、まず画像から速度を計算するアルゴリズムを整理し、特に局所的な情報からの速度計算の原理上の問題点を考察した。

次に、従来の輝度勾配の不変性を利用した速度計算手法を改善するために、Eulerの変換を利用した微係数推定フィルタの設計法を提案した。この改良により速度分布が安定に測定できることをシミュレーション実験と実時間実験により確認し、上の設計法が有用であることを示した。

本章の結果は、視覚の基礎機能を実現するために必要な速度計算モジュールを構成する上で有用であると考えている。

今後は、まずこの手法における画素雑音への対策を考慮せねばならないと考えている。また、提案したアナログ回路による速度計算法は現在実証実験を準備中である。

第 4 章

角速度センサによる自己運動検出

4.1 原理

4.1.1 角速度センサの原理

現在ある角速度センサは、角速度測定の基本原則で大きく分類すると、回転数を計数するもの、回転線速度を測定するもの、電磁誘導の法則を利用するもの(発電気式¹⁰⁶)、遠心力を利用するもの¹⁰⁶)、コリオリの力を利用するもの¹⁰⁷)、光のサグナック効果を利用するもの¹⁰⁸)等に分類できる。本研究が対象とする角速度センサは自己の回転運動を静止している基準なしでも検出できるいわゆるレートジャイロであり、これには振動ジャイロや光ファイバージャイロなどが該当する。

角速度センサの例として振動ジャイロの仕組みを説明する。これと第 2 章で説明した生体の半規管センサは本研究で試作する新しい角速度センサ(原理は 4.1.2 節で説明する)との対比上重要である。

振動ジャイロの原理

振動ジャイロはコリオリの力を利用して角速度を測定する。この原理を Fig. 4.1 で説明する。

いま角速度 ω で音叉状の振動体が回転しているとする。音叉はこの回転に直交する方向に振動しているとしていま音叉先端の速度が v であるとすれば、この音叉は回転と振動の両方に直交する方向にこれらの大きさに比例するコリオリの力 F を受ける。これをなんらかの手段で検出できれば角速度センサとして利用できる。これが振動ジャイロの原理である。

実際のセンサは振動体にセラミック柱を使用し、励振と検出に圧電素子を利用している。なお、同じ原理を利用するセンサでは音響式ジャイロが提案されている¹⁰⁷)。

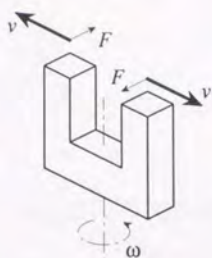


Fig. 4.1. Principle of a model of the vibratory gyroscope.

4.1.2 流体を利用する角速度推定法

第2章では生体の角速度センサである半規管が角速度を検出する仕組みを説明した。その検出原理は基本的には半規管内を満たしている流体の流速を測定してその信号をフィルタリングして目的とする角速度を得るものであった。

ところで、流体を利用する角速度推定方法としては半規管のように流速を検出するのではなく圧力を検出する方法も考えられる。これは流体運動を記述する Navier-Stokes 方程式に変数として流速の他に圧力も現れることを考えれば、圧力に角速度に関する情報が含まれることが推測される。むしろ、圧力と流速を基にする方法は互いに相補的な特性、つまり片方の限界を他方が補うという性質を持つと期待される。本節ではこの原理による角速度検出の可能性を論じる。

測定原理

外力のない場合、非圧縮性のニュートン流体では Navier-Stokes 方程式、

$$\frac{Dv}{Dt} = -\frac{1}{\rho} \text{grad } P + \nu \nabla^2 v \quad (4.1)$$

v : 流速ベクトル

ρ : 密度

P : 圧力

ν : 動粘度

が成立する。

この方程式を Fig. 4.2 に示すようなある軸を中心に角速度 ω で回転している座標系で記述し直すと、

$$\frac{Dv}{Dt} = (r - r_o) \times \frac{d\omega}{dt} + 2v' \times \omega + \omega \times (r \times \omega) - \frac{1}{\rho} \text{grad } P + \nu \nabla^2 v' \quad (4.2)$$

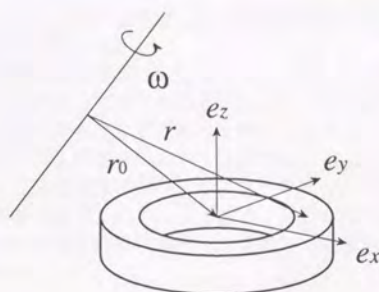


Fig. 4.2. System of coordinates of the fluid circular sensor. The circular ring with cylindrical inner- and outer- wall is filled with fluid. Three orthogonal elementary vectors e_x, e_y, e_z are attached to the circular canal. Then the canal rotates around an eccentric axis with angular velocity ω .

となる。ここで'の付いた量は回転する座標系上で見た量である。 ω が一定で $v' = 0$ となる定常状態を考えると(4.2)式は

$$0 = \omega \times (\mathbf{r} \times \omega) - \frac{1}{\rho} \text{grad } P \quad (4.3)$$

のようになり、これは遠心力と流体の圧力勾配による力が釣り合っていることを意味する。

ここで、Fig. 4.2に示すような断面形状が長方形で内径 a 、外径 b の内部が流体で満たされた円環が上述の座標系上に固定されて角速度 $\omega = (\omega_x, \omega_y, \omega_z)^T$ で回転しているとする。このとき内周と外周での圧力分布の平均値の差と角速度との間には、

$$\begin{aligned} \overline{P(b)} - \overline{P(a)} &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} (P(b, \theta) - P(a, \theta)) d\theta \\ &= \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \int_a^b \text{grad } P \cdot (\mathbf{e}_x \cos \theta + \mathbf{e}_y \sin \theta) dl d\theta \\ &= \frac{\rho}{2\pi} \int_0^{2\pi} \int_a^b (\omega \times (\mathbf{r} \times \omega)) \cdot (\mathbf{e}_x \cos \theta + \mathbf{e}_y \sin \theta) dl d\theta \\ &= \frac{\rho}{4} (b^2 - a^2) (\omega_x^2 + \omega_y^2 + 2\omega_z^2) \end{aligned} \quad (4.4)$$

という関係がある。したがって、たとえば角速度 ω が e_z と同じ向きであるとわかっている場合には、

$$\overline{P(b)} - \overline{P(a)} = \frac{\rho}{2} (b^2 - a^2) \omega_z^2 \quad (4.5)$$

であることを用いて円環の角速度の大きさを知ることができる。すなわち、この原理を利用すれば円環が取り付けられている物体の角速度を計測できることになる。

4.1.3 圧電膜による圧力の検出原理

本節では圧電膜による圧力の検出原理と圧力の面積積分効果を説明し、本研究で試作した装置の圧力検出原理を考察する。

後で述べる実験で使用した圧電膜の材質はPVDFであり、両面にNi/Cu電極が蒸着されている。圧電膜をセンサとして使用する形態はふたつに大別される。ひとつは厚み方向に歪みを加えたときに厚み方向に生じる電場を検出する方法、もうひとつは長手方向に応力を加えた時に表面に生じる電荷を検出する方法である (Fig. 4.3(a) 参照)。本実験では後者の効果を利用して圧力を電荷量に変換し、これをチャージアンプによって電圧出力を得られるようにした。後者の形態を利用した理由は、電荷を出力にできれば圧電膜上での圧力積分が1枚の電極上で自動的に実現されるのに対し、電圧出力だと電極の分割が必要になってしまうためである。

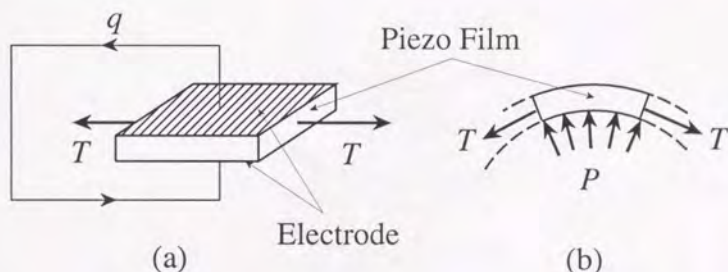


Fig. 4.3. An illustration of piezoelectric effect. (a) When the film is placed in tension, the volume of the film increases and the excessive surface electrons flow the closed circuit. (b) Pressure normal to the cylindrical film causes the stress tangential to the film.

上で述べた機能の実現には厚み方向に加わる圧力を長手方向の応力に変換する構造がなければならない。この構造が円筒状の圧電膜で実現できることは Fig. 4.3(b) により説明される。

いま、円筒状の圧電膜のある領域に大気圧との差圧 P が作用しており、これによる力は領域の端における接線応力と釣り合っているとす。圧電膜の変形は微小だとすれば圧力により生じる接線方向応力は力の釣合より計算でき、円筒の半径 r と圧電膜の厚み d により $T = P \frac{r}{d}$ となる。つまり、形状が同じなら接線方向応力は圧力に比例し、しかも $r \gg d$ であるからこの応力は厚み方向よりずっと大きくなる。この応力により圧電膜の単位表面に生じる電荷 ρ は、圧電膜の長手方向の圧電歪定数 d_{31} により $\rho = d_{31} P \frac{r}{d}$ となる。これが膜上の任意の領域で成立し、各領域からの電荷は膜表面の電極上で加算されるから結局圧電

膜表面には圧力を積分した量に比例する電荷が得られることになる。

上の議論においては圧電膜が変形せず、膜は接線応力のみにより支えられるという仮定をおいたが、これが実際の配置において成立することを Fig. 4.4 で説明する。実際の装置では圧電膜の円筒は上下底面に近い部分がアクリルの円筒に接着されている。(Fig. 4.9、108 ページ参照) したがって膜の半径が変わらないという仮定が成り立たなくなる変形は生じない。そのかわり接着部分から接線方向以外の応力が加わっていることになる。圧電膜はその両面が等電位に保たれていれば膜の厚み方向の応力は表面電荷に原理上影響しない性質があり¹⁰⁹⁾、しかも今の場合圧電膜に加わる厚み方向応力は接線方向応力に比してそれほど大きくならないことを考慮すると、接線方向成分以外の応力の影響はほとんどないと考えられる。

このような理由により、結局実際の装置で前の段落で述べた通りに圧力分布の積分が電荷の形で取り出せるものと考えられる。

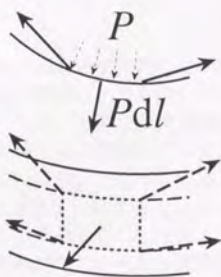


Fig. 4.4. Configuration of force applied to the piezo film attached to concentric walls in its upper and lower margin.

4.1.4 積分の安定性

4.1.2節で説明した測定原理は、必ずしも角速度センサを円筒構造にしなくとも実現可能である。ある点 i での圧力 P_i は、回転軸との距離を r_i とすれば、(4.3) 式を回転軸から点 i までの線積分を実行して、

$$\frac{1}{\rho}(P_i - P_0) = \frac{1}{2}\omega^2 r_i \quad (4.6)$$

となるから、例えば3点での流体の圧力がわかれば回転角速度が計算可能である。ただしこの場合3点での圧力で表現される代数方程式を解かねばならず、複雑な計算を明示的に実行せねばならない。しかもこの場合各点での圧力測定の誤差により推定値が変動すると予想される。

測定誤差の影響を排除するには、圧力を測定する点を増やすことが考えられる。この場合には各点からの寄与を加算してなんらかの意味で最適な推定値を計算することが妥当であろう。このためには上で述べた以上に複雑な計算を行なう必要がある。

このような場合、(4.4)式で表される壁面上の平均圧力の差が角速度にのみ依存するという関係を利用することで、上のような複雑な計算が不要になる。しかもこの場合圧力の平均値をとることができるので雑音に対して有利であると期待される。

ただし、実際に圧力分布の積分が実行できなければ上の原理は実現できない。それゆえ圧電膜により圧力分布の積分が可能であることは本方式の角速度センサ実現にとって本質的であり、不可分であると言える。

4.2 実験

4.2.1 測定原理の前提条件の評価実験

実験方法

4.1.2節では円環内の流体がそれを囲む壁面に対して常に静止している条件を仮定して内壁と外壁の圧力差から角速度が推定できることを示したが、円環の角速度が時間変化するとこの仮定は過渡的に成立しなくなる。本節では角速度が変動する場合に本手法でどの程度角速度が近似できるかを数値実験により評価しておく。

このために、Fig. 4.2(100ページ)に示したような円環が、静止した状態からある時刻に対称軸を中心にして一定角速度 ω で動き始める場合について、円環内部の流体の流速と圧力の時間変化を差分近似することで求めることにする。

一般に、円筒座標系で記述した外力のない流体の運動方程式は3組の連立方程式となるが、そのうちのひとつは、

$$\frac{Dq_{\theta}}{Dt} + \frac{q_r q_{\theta}}{r} = -\frac{1}{\rho} \frac{\partial P}{\partial \theta} + \nu \left[\nabla^2 q_{\theta} + \frac{2}{r^2} \frac{\partial q_r}{\partial \theta} - \frac{q_{\theta}}{r^2} \right] \quad (4.7)$$

q_r : 半径方向流速成分
 q_{θ} : 円周方向流速成分

となる¹¹⁰⁾。今の場合円筒座標系の中心軸が円環の中心軸に一致するように選び、円環内の流体が対称軸を中心に対称な回転運動だけをすると仮定すると、

$$\frac{\partial q_{\theta}}{\partial t} = \nu \left[\frac{\partial^2 q_{\theta}}{\partial r^2} + \frac{1}{r} \frac{\partial q_{\theta}}{\partial r} - \frac{q_{\theta}}{r^2} \right] \quad (4.8)$$

を得る。このような条件下での流れは軸対称な2次元流であり、流れ場はこの方程式だけで記述できることになる。以下のシミュレーションは(4.8)式に基づいて半径方向1次元上の差分法で行なった。円環形状は外径 b と内径 a が $b = 2a$ となるように選んだ。なお、以下のシミュレーション結果は、運動方程式(4.7)式の性質から明らかなように、相似則により時間と空間のスケールを変えるだけで任意の a と ν の場合にあてはめることができる。

実験結果

以下でこのシミュレーションの結果を示す。Fig. 4.5は横軸に円環の中心からの距離をとり、縦軸に円環内の流速をとって、半径方向の流速分布の時間推移を示したものである。この図から流速分布は最初 Poiseuille の流れのように放物線状となり、 $t = 0.5a^2/\nu$ を越えると流速分布はほぼ定常状態に達することがわかる。

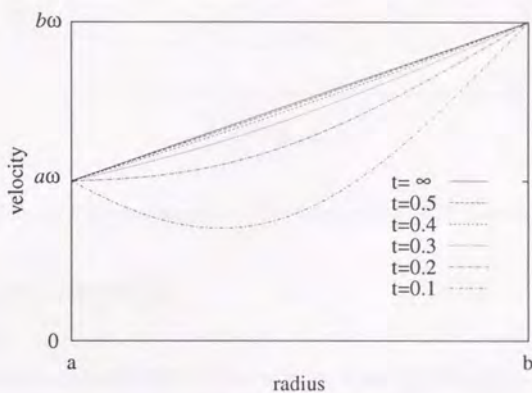


Fig. 4.5. Temporal change of transversal profile of fluid velocity. Time is normalized by $\frac{a^2}{\nu}$.

Fig. 4.6は同様に流体の内壁と外壁との圧力差の時間推移を表示したものであり、圧力分布が回転中心からの距離の2乗に比例する定常状態に推移していく様子が示されている。この図から、やはり $t = 0.5a^2/\nu$ を越えると圧力分布はほぼ定常状態になることがわかる。

4.1.2節で議論した角速度推定法では、内面と外面との圧力差が早く定常状態に達することがセンサの応答を速くすることを意味する。Fig. 4.7にこの内壁と外壁の圧力差の時間推移を示す。この図から、たとえば圧力差が定常状態の95%に達する時間は $0.35\frac{a^2}{\nu}$ 程度であることがわかり、この結果を利用すれば任意の流体と任意の大きさの円環について応答特性を見積ることが可能である。

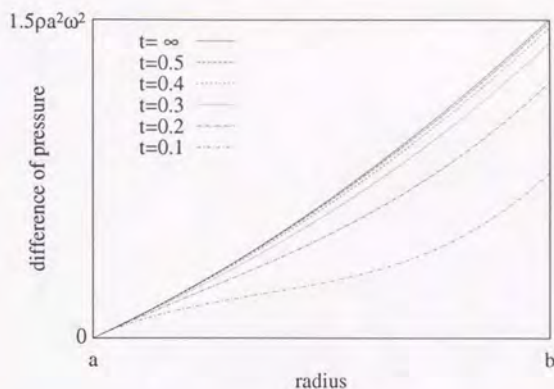


Fig. 4.6. Temporal change of transversal profile of differential pressure. Time is normalized by $\frac{a^2}{\nu}$.

4.2.2 角速度検出原理の評価

実験方法および結果

4.2.1節での結果から、実用的な円環の形状と大きさと流体の種類を見積ることが可能となったので、これをもとにして実際に装置を試作した。具体的には $a = 2.5\text{cm}$ 、 $b = 3.5\text{cm}$ とし、流体には動粘度の高い流体であるグリセリンを用いた。水とグリセリンの動粘度と a^2/ν の値を Table 4.1 に示す。

これから、圧力差が定常状態の 95% に達するまでの時間は $t = 0.35a^2/\nu$ 、 $a = 2.5\text{cm}$ とし、グリセリンで 0.1s 程度と見積ることができる。

実験装置の構成を Fig. 4.8 に示す。本方式では圧力分布を壁に沿って積分する必要があるが、これは前述のように圧電膜を利用して行なった。実際には円環の内壁と外壁に圧電膜を張るのではなく、半径の異なるふたつの円筒を中心軸を一致させて重ねたものを使用した。このセンサ部の半断面図を Fig. 4.9 に示す。この場合でも 4.1.2 節での議論がそのまま適用できることは (4.4) 式に現れる量が円筒座標の軸方向に依存しないことからわかる。

測定は次のような方法で行なった。試作センサは回転速度を制御できるターンテーブルに載せ、 $0 \sim 3\text{rad/s}$ の範囲で回転させた。このとき 2 枚の圧電膜に生じる電荷をそれぞれチャージアンプで受けて電圧に変換する。これをデータ収集装置で記録し、両方のデータを膜の面積で正規化して差演算を行なって得られる量を実際に加えた回転角速度と比較した。このようにして得られた結果を Fig. 4.10 に示す。

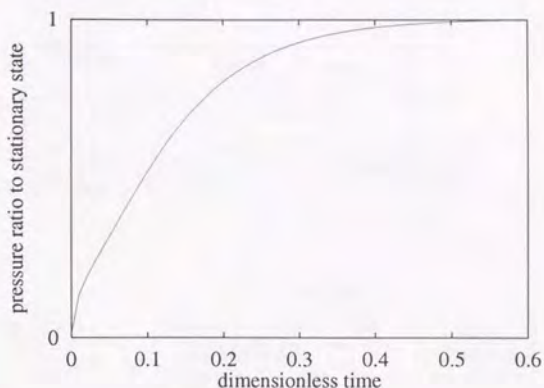


Fig. 4.7. Transient time response of differential pressure between inside and outside wall. Time is normalized by $\frac{a^2}{\nu}$.

これから、測定された出力が回転角速度の2乗に比例することが読みとれるが、これは4.1.2節での議論と一致する。なお、各測定値のばらつきが大きいのが、これは実験に使用したターンテーブルの精度不足による設定速度自体の不正確さが主な原因と推定している。

4.2.3 偏心回転の計測

次に、試作センサをターンテーブルの偏心位置に置き、偏心回転の影響がどのような現れるかを測定した。結果をFig. 4.11に、横軸に回転軸とセンサの中心軸との距離(偏心距離)をとって示す。この実験では回転角速度は1.4rad/sとし、センサの軸と回転軸は共に鉛直方向にある。

センサの半径は3.5cmであるので、偏心距離が4cmを越える場合には回転軸は完全にセンサ円筒の外側にある。少なくとも偏心距離が4cmを越えると圧電膜に加わる圧力は偏心距離の2乗に漸近するように単調増大していることになる。

Fig. 4.11によれば、測定された出力値の変動は実際に圧電膜にかかる圧力の大きさの変動にくらべるとわずかな変化しか示さず、回転の偏心は測定される角速度にあまり影響しないことがわかる。

Table 4.1. Comparison of the property of water and glycerin.

物質	動粘度 ($\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$)	$a=2.5\text{cm}$ 時の $a^2/\nu(\text{s})$
水	1.0×10^{-6}	6.3×10^2
グリセリン	1.2×10^{-3}	5.3×10^{-1}

(動粘度は 20°C での値)

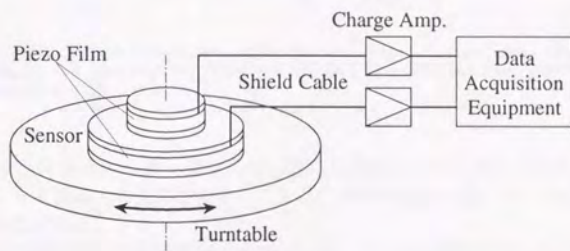


Fig. 4.8. Experimental setup. The angular velocity sensor is mounted on a turntable. Charge induced on the surface of the two sheets of piezo film is accumulated by two amplifiers and the output voltage, which is proportional to the integrated charge, is recorded.

4.3 考察

4.3.1 本方式の得失

本方式による回転角速度検出法は以下の特徴を有する。

1. 原理上可動部が不要。
2. 定常的な回転角速度に応答する。
3. 原理上運動の回転成分だけに感度を持つ。
4. 回転の向きが判別されない。

1. は角速度の検出原理が静水力的条件 (4.3) 式に基づいていることと、この式に現れる圧力を積分検出するのに可動部のない圧電膜を利用したことの2点に起因する。この可

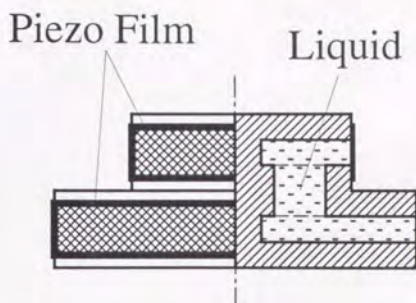


Fig. 4.9. Diagram of the cross section of the angular velocity sensor. A round cavity filled with glycerin is divided into upper- and lower-section. They are arranged in coaxial but have different radius, and surrounded by two sheet of piezo film.

動部がないという特徴はレーザージャイロを除く角速度センサには見られない。さらに、本方式ではセンサを励振する必要がなく、これは生体の半規管¹を除く他の角速度センサには見られない特徴である。

2. は(4.3)式が遠心力と圧力勾配で表されていて、この式が定常状態で成立する式であることによる。したがって回転の過渡期や非定常な回転においては正確な角速度が得られないという問題がある。

3. は測定原理(4.1.2節、99ページ参照)で説明したとおり、円環の内周と外周での圧力差を測定するがゆえに実現される特徴である。この原理が現実利用できることは実験により証明された。(4.2.3節、106ページ参照)

また本方式による角速度センサは、形態と構造により信号処理機能を付加する知能化を実現したもうひとつの例になっている¹⁶⁾。すなわち、流体の圧力はあらゆる外力に影響されるのであるが、これを同軸に配した半径だけが異なる円筒領域で積分して差をとることで実質的に信号処理が行なわれて回転角速度だけが得られる構造を実現している。ここでは圧力の積分に圧電膜材料の圧電効果を利用して表面に現れる電荷を集めるだけで積分が実現できる。

4.3.2 角速度センサの拡張

本センサによる3回転成分検出の可能性

本角速度センサは、(4.4)式で表されるように、ひとつのセンサだけでは特定の回転成分を得ることができず、この意味で非干渉性が良くないという特徴がある。

¹厳密には半規管の膨大部稜には流速を検出するための運動毛があるので全く励振がないわけではない。

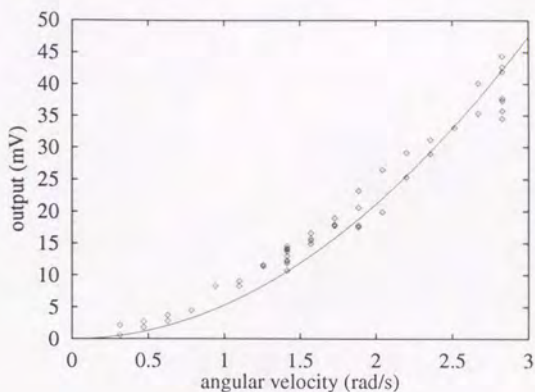


Fig. 4.10. An Experimental result. Relationship between angular velocity and measured voltage.

しかし、Fig. 4.2に示した円環を3個直交に配置すれば各円環の圧力差 P_x, P_y, P_z と角速度 ω の間に

$$\begin{pmatrix} \omega_x^2 \\ \omega_y^2 \\ \omega_z^2 \end{pmatrix} = \frac{1}{\rho(b^2 - a^2)} \begin{pmatrix} 3 & -1 & -1 \\ -1 & 3 & -1 \\ -1 & -1 & 3 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} P_x \\ P_y \\ P_z \end{pmatrix} \quad (4.9)$$

という関係があることを利用して角速度の成分毎の大きさを推定することができるはずである。したがって、なんらかの方法で回転の向きを判別できれば完全に角速度が決定できるであろう。

ただし、圧力からだけでは回転の向きを判別することはできず、これは本方式の原理的な問題点であると言える。

4.3.3 半規管との比較

本角速度センサは円環を満たす流体を介して角速度を計測するものであり、この点だけをみれば生体の半規管に類似しているが、角速度検出原理は全く対照的である。以下ではこの対照性を半規管の過渡応答特性と3自由度回転運動の検出方法と比較することで明らかにすることを試みる。

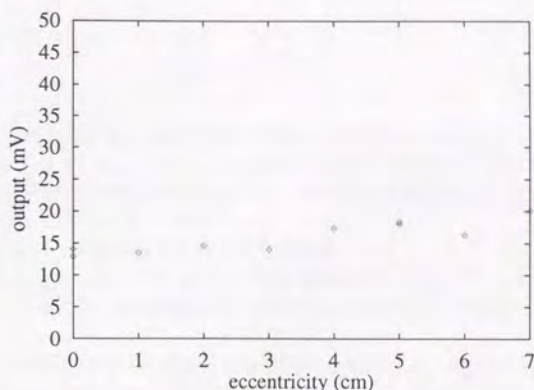


Fig. 4.11. An experimental result. Relationship between angular velocity and eccentricity.

半規管の粘性流体近似による比較

2.4.2節で述べた半規管の剛体円環としての近似では、円環に加わるトルク T は壁面との角速度差 $\Omega - \omega$ に比例するとされている。しかしこれは壁面で接する粘性流体が回転していることからするとやや粗い近似であり、このモデルの妥当性を検証するためには半規管内を流体が流れるようなより現実的なモデルを考えておく必要がある。ここでは半規管を粘性流体によってモデル化するとどうなるか考える。

一般に、壁面に平行に運動する粘性流体に壁面から加わる摩擦応力は、壁面に垂直な方向の流速勾配に比例する。具体的には、壁面からの距離を y とし、壁面と平行な方向の流速を u とした時に壁に働く摩擦応力 τ は、

$$\tau = \mu \left. \frac{\partial u}{\partial y} \right|_{y=0} \quad (4.10)$$

(μ は粘性係数)

となる¹¹⁾。2.4.2節の(2.1)式はこれを近似的に表現したものになっている。

ところで、時刻 $t = 0$ に壁面を一定速さ U で壁面に水平に運動させ始めるとし、このごく初期の流れを Rayleigh の流れで近似すると、摩擦応力は、

$$\tau = \mu \left. \frac{\partial u}{\partial y} \right|_{y=0} = \frac{\mu U}{\sqrt{\pi \nu t}} \quad (4.11)$$

(ν は動粘度)

となる¹¹⁾。したがって、これがステップ応答となる伝達特性は、壁面の速さ u を入力として、

$$\frac{\tau(s)}{u(s)} = \frac{\mu}{\sqrt{\nu}} \sqrt{s} \quad (4.12)$$

となる。

(2.2) 式と (4.12) 式の大きな違いは過渡応答に現れ、後者では $t=0$ 付近で瞬間的に大きな応力が作用すると予想される。ただし、Rayleigh の流れで近似できるのは運動開始から d^2/ν (d は半規管の流路の幅) 程度の時間であり、リンパ液の動粘度が水と同程度で半規管内径が $0.3\text{mm} \sim 0.5\text{mm}$ とすれば 0.1s 程度となる。

VOR においては頭部の回転が検出されて眼球運動にフィードフォワードされるまでの遅れ時間は少なくとも 17ms 以下であることが実験で確認されており²²⁾、実際はほとんど瞬時に応答することを考えると過渡状態における摩擦応力は単純には無視できないはずである。

以上のことから、半規管は従来の剛体モデルで説明される以上に過渡的な回転に良く応答する構造をしていると予想される。これは遠心力を利用する角速度センサとは全く逆の性質であり、後者は過渡状態には角速度に対する感度がほとんどなくむしろ定常回転で有効に働くことが期待され、両者は完全に対照的である。

生体の 3 回転成分検出のメカニズムとの比較

4.3.2 節で述べたふたつの問題点—3 回転成分の分離と回転の向きの判別—に似た問題点は半規管においても存在する。すなわち、生体はリンパ液の流速の向きを判別することと、半規管の対称軸に平行でない回転成分を計算する必要がある。

2.4.2 節で述べたように、流速の向きの判別は半規管ごとに感度を持つリンパ液の流動方向を遅らせることで実現されている。

また、生体の 3 組の半規管と 3 組の眼筋は一対一に対応しておらず、両者の対応は神経系での変換により実現されている (付録 A.2.1 節、142 ページ参照)。

このような構成の利点は、

- 半規管と眼筋が一対一に対応する構造では、神経系の特定の部位が損傷を受けてしまうと機能を回復することができない。干渉性のある構造だと重要でない機能を犠牲にすれば重要な機能だけは修復できる。
- 種によって眼球の配置が異なっても脳の構造は同一にできる。

等が考えられる。すなわち、センサに非干渉性がないことは対故障性や可塑性の点で有利である。

²²⁾ 17ms は単にこの実験のデータ記録装置の制限によるものであり、現実の遅れ時間はずっと小さい。

4.4 角速度センサのまとめ

本章では流体の圧力を測定して角速度を算出する新しい手法を導き、実験的に検証した。最初に、応答特性が悪くならないための管路のサイズと流体の動粘度が満たすべき条件を数値実験により求め、次に実際に圧電膜で局所的な圧力を積分検出するセンサを試作評価して理論どおりの動作が行なわれていることを確認した。理論的に予想される原理的に回転軸位置に依存しない性質が実現できることを確認した。また、この角速度センサを半規管と比較することで特徴を明らかにした。

自己運動をいかなる条件でも安定に計測できることは視覚の基礎機能に必要である。本角速度センサは半規管センサと対照的な特性を示し、これは両センサが補完し合う新たな角速度センサの可能性があると考えている。

今後は実際に3自由度回転が検出できることを実証する必要があると考えている。

第 5 章

視線制御

本章の目的は、対象運動に対する注視制御のための制御則を整理しておくことである。これは次章の統合化視覚実験のための準備としての役割がある。

5.1 眼球が運動する理由

まず、なぜ眼は動かなければならぬかを考える。そのための手がかりとして、眼球運動が存在しないと仮定した時にどのような不都合が生じるかを考える。

視覚情報処理系での画像シフトの困難 生体視覚や将来の先進的な視覚システムの特徴は、空間的に並列で処理過程が階層構造の信号処理を行なうことである。生体視覚系では網膜上の配置を保ったままでの信号処理の流れが網膜-外側膝状体-大脳皮質系でも網膜-上丘系でも見られる。

このような構造の上で画像のシフト¹を行なうためには、大規模なスイッチ網に相当する機構が必要となるが、生体視覚でこのような機構が存在することは知られていない。

広視野あるいは高解像画像を得ることの困難 一般の眼球やカメラでは全周画像を一度に得ることはできない。したがって外界をもれなく観察する必要があるならば視線を動かす必要がある。この時、視線移動を頭や胴体の運動で行なうことには行動上あるいは即応性の問題がある。

また、現実の網膜やイメージセンサでは光センサのピッチには下限があるため、有限の大きさの像面では自ずと解像度が制限される。もし広い視野を一度に撮像すると空間分解能が制約される。視線制御が可能ならば視野を狭くすることで空間分解能と観察可能範囲を両立できる。

¹眼球運動の主要な効果は、視線方向の回転である。煩わしさを避けるため、ここでは眼球運動は視覚像に対してはシフトの効果があるものと近似的に考える。

5.2 視線制御の役割

5.2.1 自己運動に対する視覚像安定化制御

いま、カメラには視線制御機能がなく、しかもロボットの頭に直接取り付けられているとする。この時カメラで得られる画像だけを観察していると、カメラの振動により視覚像が流れる。これは以下の有害な効果をもたらす。

1. 視覚像の画質が低下する
2. 速度計算のメカニズムが速度を検出してしまう

1. は外界の視覚像が振動の大きさに依存して劣化し、その結果この画像を基に行なう信号処理に不都合となる場合を指す。

2. は先進的視覚システムが速度計算のモジュールを備えている場合に、実際に動いていない背景が動いているように知覚される不都合を指す。

自己運動に対する視覚像安定化により上のような不都合は軽減される。

5.2.2 対象運動に対する注視制御

対象運動に対して注視制御、すなわち対象物を視野の中央に捉え続ける制御を行なわない場合、以下のような不都合が生じる。

1. 対象物が視野を外れて観察できないことがある
2. 複数の運動物体が存在する場合、特定の対象物を観察し続けることが困難
3. 視野中心の解像度が高いセンサを活用できない

ところで、対象物注視を行なうと視線移動中に背景像流れが生じる。これは多くの場合有害であり、対象物を注視している間は抑止することが望ましい。考えられるひとつの方法は、対象物を視野中心領域に捉えたままで中心領域のみの速度偏差で視線制御を行なうことである。また、対象物が中心領域にない場合は視線運動を抑えることで対象物を定位しやすくし、定位後なるべく高速に視野中心領域へ対象物を捉えることもこの問題に有効であると予想される。

5.3 眼球運動の制御則

5.3.1 カメラと対象物の配置条件

視線制御ではカメラを回転させることにより視野の向きを変えるので、この運動はカメラの2自由度の回転運動に相当する。ここではカメラは撮像系の光学中心を中心に回転させるものと理想化する。

また、対象物運動の奥行き方向の成分は考えないものとし、視線制御によるカメラの視野の回転による効果は画像の並進運動と近似できると仮定する。この仮定は、カメラの画角および視線回転角があまり大きくなく、対象物との距離が大きいほど正しくなる。

3次元空間上の対象物に対する視線制御を考える場合、透視変換やカメラ回転⁵⁾による像の変化を考慮する必要がある²⁾。しかし、本研究の範囲ではこれらの要因はまだ考慮していない。

ここでは簡単のため、考えている時間内では対象物はカメラの視点からは等速直線運動しているように見えると仮定する。

5.3.2 視線速度修正による方法

視線制御問題として、運動している対象物をカメラの視線を動かしたままで観測し、一定時間後に対象物を視野中心に捉えるためのカメラの運動計画を考える。ただし、ここでいう運動計画は動作範囲や動作時間が局所的なものに限定する。

目標は、一定速度で視線を動かしてこの対象物を時間 τ 後に視野中心に持ってくることとし、この視野中心を座標原点にとる。

ある時刻に観測される対象物の視野上での位置と速度を、それぞれ r_a, v_a と表す。対象物は空間上を等速直線運動していることに注意すれば、目標の達成に必要な視野速度の修正量 Δv_g は、

$$\Delta v_g = v_a + \frac{1}{\tau} r_a \quad (5.1)$$

と導かれる (A.3.1節、145 ページ参照)。

これから、視野速度の修正量は対象物の視野上の位置と速度とだけで決定でき、それ以外の位置や速度の情報は必要ないことがわかる。

これは、視線制御装置に視線速度を現在の速度から任意量だけ加減速する機能があれば対象物の追従や捕捉が可能であることを意味している³⁾。

以下では τ をパラメータと見て、これの違いにより(5.1)式による運動がどのように変化するかを考える。

τ が $|r_g/v_g|$ より十分大きい場合

(5.1)式において τ を十分大きくしていく⁴⁾と右辺第2項は相対的に小さくなり、

$$\Delta v_g \simeq v_a \quad (5.2)$$

となる。これは対象物の見かけの速度と視線速度が一致するように視線速度を修正するということである。(Fig. 5.1 (a) 参照)

²⁾その他、光学系の歪曲や像面の湾曲などの考慮が必要な場合もある。また、多くの光学系では視線回転の中心は必ずしもレンズの中心⁵⁾と一致しているとは限らない。

³⁾事実、人間の眼球運動系は眼球の位置や速度を自己受容的にフィードバックされた情報を用いていないと言われている¹¹³⁾。

⁴⁾ここでは局所的な運動計画を考えているから、 τ が大きい場合には時間 τ 経過前に次の動作に移るものとする。

(5.2) 式は対象物運動の速度偏差を小さくするという意味で生体におけるパーシュート眼球運動と同様の目標を表現していると解釈できる。

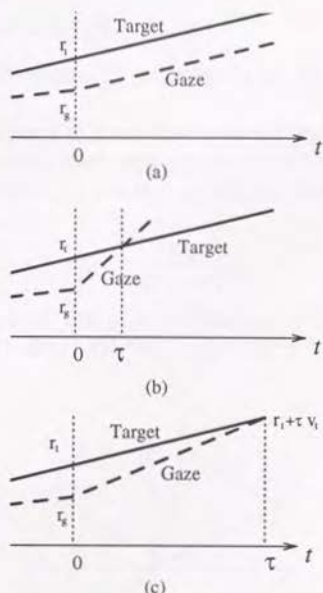


Fig. 5.1. Temporal change of the direction of the target and the center of camera field of view (Gaze). Apparent direction observed on image is the difference between two lines. (a) In case of large τ . It looks like velocity deviation minimizing control. (b) In case of small τ . It is similar to position deviation minimizing control. (c) In usual case where τ is finite.

τ が $|r_g/v_g|$ より十分小さい場合

逆に、(5.1) 式において τ を十分小さくすれば右辺第 1 項が相対的に小さくなり、

$$\Delta v_g \approx \frac{1}{\tau} r_a \quad (5.3)$$

となる。これは時間 τ 後に対象物が視野中心に来るように視線速度を修正することであり、 τ が十分短い時間なので視線速度の大きさがこの間に急激に上昇する。(Fig. 5.1 (b) 参照) これは対象物の視野中心からの偏差を小さくする制御を行なうことになる。

(5.3) 式は生体のサッケード眼球運動と同様の目標を表現しているものといえる。

以上ふたつの場合より、目標達成までの時間 τ をパラメータにして視線速度修正により対象物の捕捉を行なうと、その両極限で特徴的で対照的な視線運動が現れることがわかる。

5.3.3 視線方向修正による方法

ここでは視線速度の上限が関数 $v_{gs}(\theta)$ (θ は速度の向き)で与えられると仮定して視線制御の定式化を行なう。

対象物は前と同様に外部空間を等速直線運動していると仮定する。

視野は、最初静止してある時刻に速度 v_{gs} で動き始め、以後目標に達するまで一定速を保つように動かすものとする⁵。この場合、一定時間後に対象物を視野中心に捕捉するためには、視線移動量 Δr_g を、

$$\Delta r_g = \frac{|r_a|}{|v_{gs} - v_a|} v_{gs} \quad (5.4)$$

となるようにする必要がある (A.3.2節、145ページ参照)。ここで、 v_{gs} の向きは実際の視線制御機械で制約される関数 $v_{gs}(\theta)$ に依存する。 $v_{gs}(\theta)$ の大きさが θ に依存しない場合の解を Fig. 5.2に例示する。

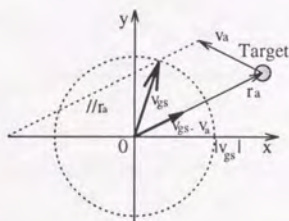


Fig. 5.2. Geometrical solution of the gaze saturation velocity v_{gs} . In this figure, v_{gs} is assumed to have the same amplitude regardless of direction (dotted circle). It is easy to extend it, e.g. in case where each component of v_{gs} has saturation speed, by replacing the circle to a square.

視野の運動が水平方向に限定されているのであれば (5.4) 式は、

$$\Delta r_g = \frac{r_a}{1 - \frac{v_a}{v_{gs}}} \quad (5.5)$$

と簡単になる。

⁵生体の眼球運動では加速度にも上限があるのでこの仮定はそのままでは成立しない。事実、実際のサッカド運動は速度変化の大きい加速-減速運動である¹¹⁴⁾¹¹⁵⁾。

5.4 実験

ここでは上の方法に基づいて視線制御が実現できることを実証するための実験を行なう。

5.4.1 実験配置

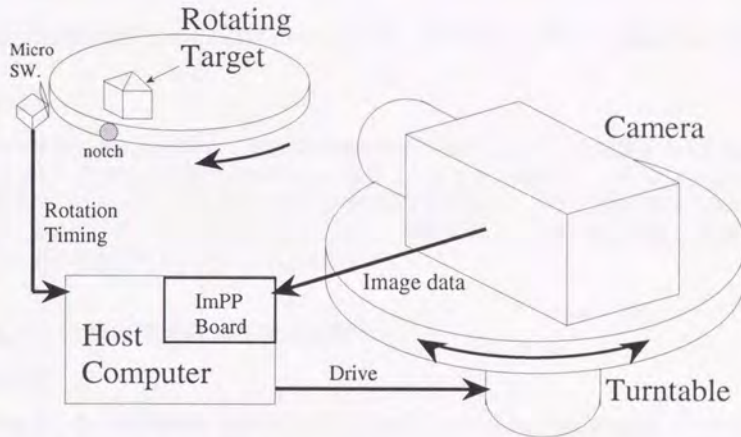


Fig. 5.3. Experimental setup of gaze control visual system.

Fig. 5.3に実験に用いた装置の配置を示す。使用した視覚計測装置は実験システム1(6.1.1節、124ページ参照)である。

実験は測定対象物をターンテーブルに載せて一定速度で回転させ、これをほぼ真横からカメラで観察する。対象物の回転タイミングはFig. 5.3に示すように一回転ごとにスイッチが押されるようにして記録した⁶。

カメラで得られる画像は大きさ 16×16 のものである。対象物の位置は時間差分画像より、その大きさを考慮するために画像の変化領域の中心位置として推定した¹¹⁸⁾。

対象物の視野上の速度は、対象物が1画素以上変位するまでの時間とその時の変位から計算し、次に更新するまでその値を保持する方法で推定した。

実験では視覚部で検出した対象物の位置や速度をもとに、5.3節の理論に基づいて視野移動量や視野速度に対応する回転角度あるいは回転角速度を計算し、これに応じてカメラをターンテーブルによって回転させる。

⁶もちろんこれは実験に正確を期すためであり、この情報は視線制御には用いていない。

5.4.2 位置偏差による視線制御

実験方法

実験では以下の規則によりカメラの視線を位置偏差の情報をもとに動かした。

1. 対象物が視野上で画素位置-2から2の外に存在するならば、一度の動きで対象物が視野中心に来るようにカメラを動かす。
2. 対象物が視野上で画素位置-2から2の間にある場合にはカメラの視線は動かさない。

実験結果

実験結果を Fig. 5.4に示す。対象物が視野中での画素-2から2の範囲を外れた場合に、(5.5)式にしたがって対象物が視野中心に来るようにカメラが動作し、いったん対象物が視野中心付近に捉えられれば再び対象物が視野中心から外れるまでカメラは静止し続けている。この結果、カメラの視線は対象物の運動に同期して、急な対象捕捉運動を周期的に繰り返す動作が見られる。(Fig. 5.4(a) 参照)

5.4.3 位置と速度による視線制御

実験方法

今度は、先の実験条件に対象物が視野中心付近にある場合には速度偏差をなくす運動をする条件を付け加える。すなわち、

1. 対象物が視野上で画素位置-2から2の外に存在するならば、一度の動きで対象物が視野中心に来るようにカメラを動かす。
2. 対象物が視野上で画素位置-2から2の間にある場合には対象物の速度偏差をなくすようにカメラを動かす。

という条件で視線制御を行なった。これは対象物が視野の周辺にあるならば位置偏差、視野の中央付近にあるならば速度偏差をなくす制御を行なうことに相当する。

実験結果

実験結果を Fig. 5.5に示す。

この実験では、視野中心に対象物がある場合にもカメラは対象物の動きに追従しようとする。Fig. 5.5(b)を Fig. 5.4(b)と比較すると、今の場合のほうが視野の中心付近に近いところに対象物を捉え続けている。

5.5 考察

5.5.1 中心と周辺での制御規範切替の効果

後半の実験では、対象物が視野周辺にある時は位置偏差、中心付近にある時は速度偏差をなくすように制御を行なった。これは視野中にある対象物を定位し、それを素早く視野中心で注視し、注視中に対象物を(対象物上の注視点を中心とする座標上で)観測しつづけることを意味する。実験の結果、対象物の動きに応じて継続的に視線運動が生じ、上の機能が実現されることが示された。

5.5.2 実験における問題点

速度情報の不備に起因する問題

位置と速度による視線制御では、対象物が視野の中央付近にあつて速度偏差をなくす制御をしている場合でも対象の視野上の位置がおよそ1から2画素程度の振動を示している。これは速度推定値の更新は対象物が1画素以上の変位を生じるまで行なわれないことが原因と考えられる。

時空間微分法で計算した速度で単独に速度追従制御を行なった結果では、3.3.3節ですでに示した通り良好な結果が得られている。これはフレーム間の動きが画素ピッチ以下の変位で計算できることが大きな要因と考えられる。

その他の問題点

- 実験で使用した画像は16×16画素であり大きくない。
- 2次元の視線制御実験は今後の課題である。

5.5.3 時間遅れのない追従

たいていの場合、人間の眼は比較的滑らかあるいは周期的に運動する対象物に正確に追従することができる。視覚心理学的な追従実験からは以下のような結果が報告されている²³⁾。

- 追従状態に達するまでに1周期分の時間はかからない。
- 追従状態では対象物の運動に時間遅れがなくなる。
- ターゲットが急に消滅してもしばらくその軌跡を追従する。
- 上のことはどのような周期の運動を提示しても生じる。

BahillらはFig. 2.2(15ページ)に示された位置入力の adaptive controller で制御対象の時間遅れを補償するモデルで上の特徴を説明している²⁴⁾。

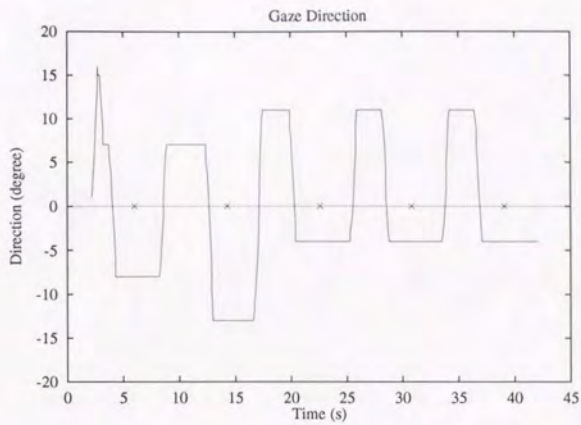
上に列挙した現象は、生体では予測に基づく眼球運動が行なわれていることを示唆する。また、人間はゼロでない位置偏差を保ったままで対象物の速度に追従することができるという心理実験が報告されている⁸⁾。これはパーシュート眼球運動に視覚像から得られる運動情報が関係していることを意味する。

視線制御系には対象運動を予測するメカニズムが必要である。対象運動が複雑でない場合、速度情報は位置を予測するために有効である。本節での方法は対象運動を予測して視線制御を行なう最も簡単な場合とも考えられる。

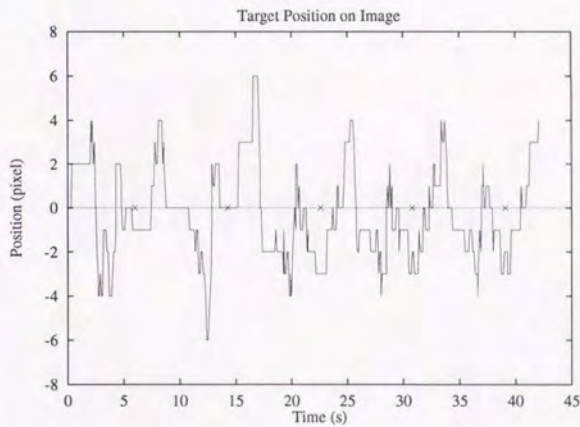
5.6 視線制御のまとめ

本章では、対象運動の注視制御を行なうための制御則を定式化した。これにしたがって実際に視線制御を行ない、対象物の定位や注視の機能が連続的に実現されることを確認した。

今後は速度の分布情報やより高次の対象運動予測を利用する視線制御を考慮する必要があると考えている。

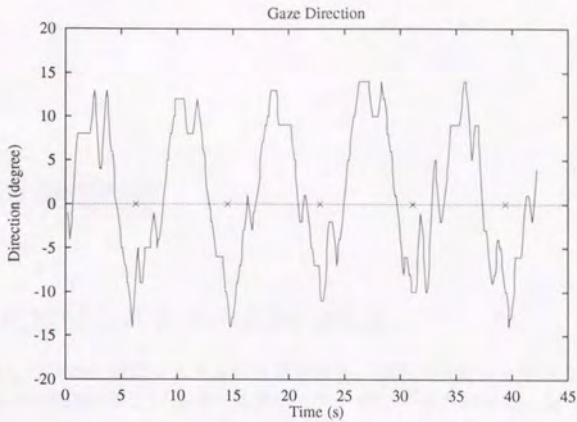


(a)

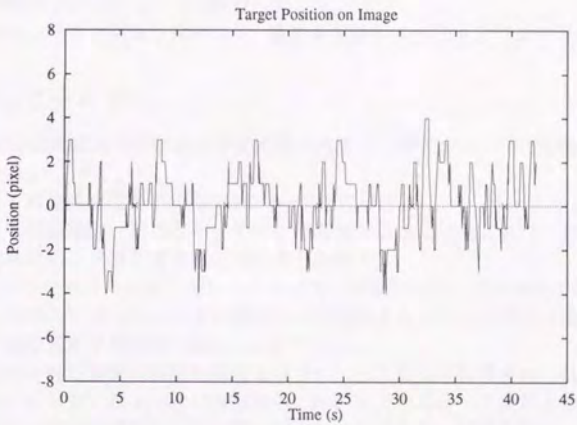


(b)

Fig. 5.4. Experimental results of the gaze control. Gaze direction is changed only when the target goes out of the central region between -2 and 2 pixel. Cross marks indicate that the target reaches most left side of moving amplitude. (i.e. pixel index is minimum.) (a) Camera gaze direction. It shows alternate quick motion and non-moving period. (b) The target position relative to the gaze direction.



(a)



(b)

Fig. 5.5. Experimental results of the gaze control. When the target moves within the central region between -2 and 2 , the camera tracks it so that the observed velocity should be minimum. (a) Camera gaze direction. It shows more complicated movement than that of Fig. 5.4(a). (b) The target position relative to the gaze direction. It shows smaller amplitude than that of Fig. 5.4(b).

第 6 章

統合化視覚実験

6.1 統合化視覚システムの具体的構成

本研究で構成した統合化視覚システムは 2 種類ある。ひとつは結像光学系とイメージセンサ部分から画像処理部分および視線制御機構まで一貫して自作のもの。もうひとつはビデオカメラのみ標準品で A/D 変換部以降、画像処理部分および視線制御機構まで自作のものである。いずれの装置も信号処理部分は画像処理プロセッサを複数個並列に配置してさまざまな実験の要求を満たせるように設計した。

本論文では便宜上前者を実験システム 1、後者を実験システム 2 と呼ぶことにする。

6.1.1 実験システム 1¹¹⁹⁾

本節では視線制御実験および統合化視覚実験に使用した視覚システム (実験システム 1) について説明する。

実験システム 1 の全体構成を Fig. 6.1(125 ページ) に示す。

実験システム 1 は視覚部、角速度センサ部、視線制御部およびホストコンピュータに大別される。視覚部はカメラ部と画像処理部に細分される。

カメラ部はターンテーブルに据え付けられていて、視線を水平方向へ振ることができる。ターンテーブルはホストコンピュータの指示により回転する。カメラ部には振動ジャイロが取り付けられ視線運動の角速度を知ることができる。

カメラ部で撮像された画像は画像処理部でソフトウェアにより処理され、処理結果はバイライン的にホストコンピュータに送られる。ホストコンピュータは以上の動作すべてを管理し、最終的な結果を記録したり人間に提示したりできる。実験システム 1 のホストコンピュータはパーソナルコンピュータ (PC-9801VM2) を使用している。

以下で実験システム 1 の各部分の詳細を順に説明する。

視覚部

視覚部の内部構成を Fig. 6.2 に図示する。

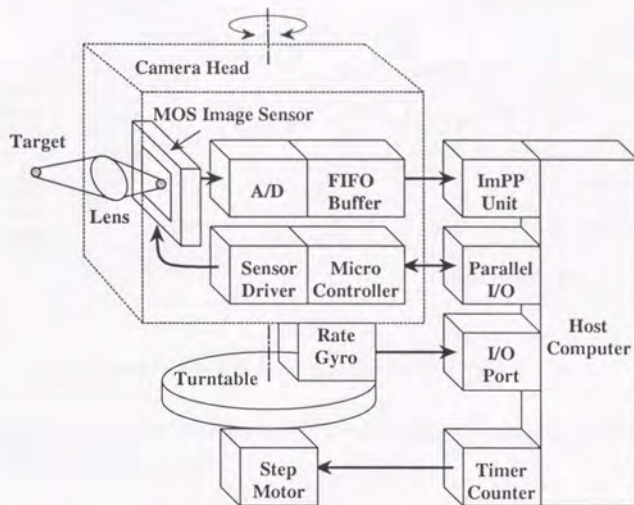


Fig. 6.1. Block diagram of the experimental system No. 1. The system consists of five blocks: a camera head, an image processor unit, an angular velocity sensor (vibratory gyroscope), a gaze control mechanism (consists of motor and its controller), and their host computer.

カメラ部に内蔵のイメージセンサは市販のMOS型素子を使用し、センサの走査形態は汎用マイクロコントローラを利用してソフトウェアによりある程度自由に制御できるようにしてある。この機能によってイメージセンサの特定部分領域のみの走査や画素や走査線を間引いたような走査が可能である¹⁾。本研究では走査領域をイメージセンサ上で並進させる機能を視線制御に利用する場合がある(6.2.3節, 131ページ参照)。

イメージセンサで得られる映像信号はカメラ内蔵のA/D変換器で変換される。イメージセンサの1画素がA/D変換後の画像の1画素になるべく正確に対応するようにした。このようにして得られる画像はFIFOバッファを介して後段の画像処理部へパイプライン的に伝送される。

画像処理部はクロック10MHzのイメージ・パイプライン・プロセッサ(ImPP)4個を中心に構成される。すべてのプロセッサは並列動作し、カメラからの画像データは直接プロセッサへ入力され、高速にパイプライン処理される。本研究ではこのプロセッサ上で主に

¹⁾このカメラでは視野内のふたつの異なる領域を同時に出力する機能が実現されているが、本研究ではこの機能は用いない。Fig. 6.2中にふたつのA/D変換器が示されているのはこの機能のためである。

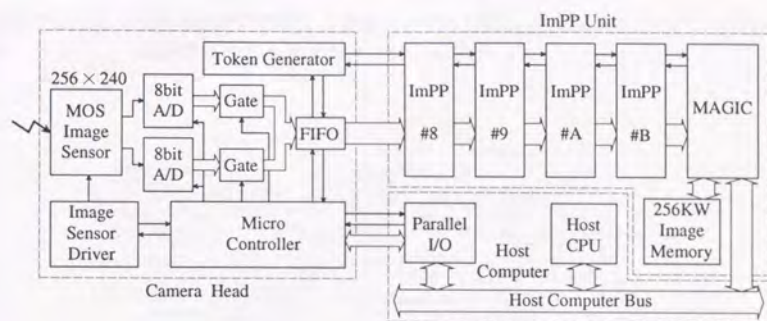


Fig. 6.2. Internal blocks of visual signal processing of the system No. 1.

運動対象物の検出および位置を計算するプログラムを実行し、この情報を視線制御系の制御のための基本的な情報として用いた。

角速度センサ部

角速度センサは3個の振動ジャイロ(村田製作所製)を直交配置して3回転運動成分を独立に検出できるように構成してある。ホストコンピュータはセンサ出力をA/D変換器(10ビット逐次比較型)を介して随時読み込むことができる。ただし、実験システム1の視線制御では1自由度のみを扱うので、実際に使用したのは水平方向の回転成分の情報だけである。

視線制御部

視線制御部はカメラと角速度センサを載せたターンテーブルをハーモニックドライブ付きステッピングモータで駆動する構成になっている。駆動のための制御はホストコンピュータのバスに接続されたタイマ/カウンタで構成される波形発生ボードで行なわれ、一度モータの動作が開始されれば動作の終了あるいは変更までホストコンピュータが介入する必要はない。

実験の都合上、視線制御機能をイメージセンサにおける電子的な視野の移動機能で代替する場合がある。この場合、視野の分解能の点で不利であるが、機械の動特性を考慮しなくて済む点は有利である。

6.1.2 実験システム 2

本節では主に速度計算実験に使用した視覚システム(実験システム 2)について説明する。実験システム 2 の全体構成を Fig. 6.3(127ページ)に示す。

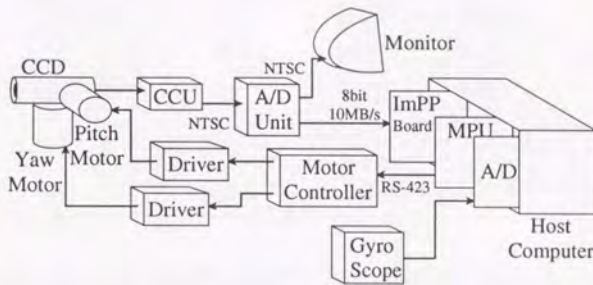


Fig. 6.3. Diagram of the components of the experimental system No. 2.

小型のカメラヘッド部 (CCD) はふたつのモータ (Yaw Motor および Pitch Motor) により水平方向と垂直方向へ自由に視線を変えられる。カメラで得られる映像信号は CRT 表示されると同時に A/D 変換されて画像処理ボード (ImPP Board) で処理される。

カメラヘッド部は駆動系を介してラックに固定されているが、このラックには角速度センサが取り付けられてラックの回転運動を計測できるようになっている。

ホストコンピュータは視覚情報および角速度情報を取り込み、カメラの視線運動を制御する。実験システム 2 ではホストコンピュータに NeXT を使用している。

視覚部

カメラは CCD イメージセンサ使用のヘッド分離型の市販品である。視線制御性能を重視して慣性モーメントが小さい小型のものを使用している。カメラの 2 本の視線回転軸と撮像光学系の光軸は常に 1 点で交わり、カメラが水平方向を向いた状態では互いに直交している。カメラは外部同期で使用して A/D 変換した画素とイメージセンサの画素のピッチが一致するようにしてある。A/D 変換されたデジタル画像は画像処理ボードへ同期クロックにより同期伝送されて取り込まれる。

試作した画像処理ボードの内部構成を Fig. 6.4 に示す。

入力画像データは FIFO バッファ経由で 4 組あるプロセッサチャンネルに送られる。個々のチャンネルがデータを受けとるかどうかは 1 画素単位で他のチャンネルとは独立に設定できる。この選択は $512 \times 512 \times 4$ ビットのマスクメモリ (各ビットが各プロセッサチャンネルの選択/非選択を意味する) により実現され、マスクメモリの内容は 1 フレームごとにホスト側から書き換え可能になっている。

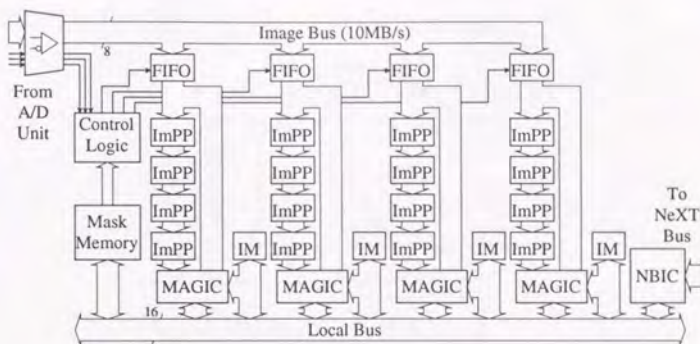


Fig. 6.4. Internal structure of the ImPP board¹²⁰⁾. Each digital input from A/D unit is able to be arbitrarily distributed into four processor channels via FIFO. Each channel is composed of four ImPPs and one supporting LSI (MAGIC). Processed results are stored into the image memory (IM) and then transferred to the host computer.

各プロセッサチャンネルはそれぞれ並列に動作する4個のImPP(クロック20MHz)と1個のサポートLSI(MAGIC)を単方向の循環バスで順に結合した構成になっている。各ImPPはそれぞれが全く独立の処理を行なうことも、同期²⁾をとりながら順次パイプライン的な(階層的な)処理を行なうことも可能である。本研究では主に運動対象物の速度計算プログラムを実行したが、この場合はフィルタプログラムを階層的に各ImPPに分配する方法で実現した。

MAGICはそれぞれ128Kワードのイメージメモリ(IM)を持ち、一時的な記憶や処理結果の格納に使用できる。各IMはホストコンピュータとの共有メモリでもある。

視線制御部

視線制御部はカメラの視線を水平・垂直方向に振るためのふたつの駆動系と、ホストコンピュータと独立に動作する視線制御専用コントローラからなる。

カメラヘッドは垂直方向駆動用モータの回転軸に取り付けられており、このモータ本体がさらに水平駆動用モータの回転軸に取り付けられる構造になっている。この部分の構造をFig. 6.5に模式的に図示する。

使用したモータはふたつともハーモニックドライブ直結のDCサーボモータである。装置完成後の試験動作の結果、水平方向に関する180°/sを越える最大視線速度と0.1°以下の刻み幅での位置設定が確認され、これは本研究の実施に十分な性能である。

視線制御コントローラはマイクロプロセッサ(TMP68301)で構成され、ホストコンピュー

²⁾ImPPのアーキテクチャ上、タグつきトークンの授受により行なう。

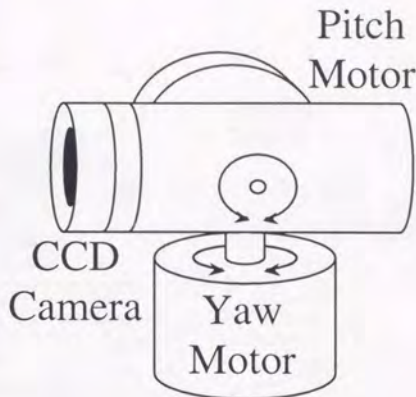


Fig. 6.5. Rough sketch of camera head. Two motors engaged are intended to move the gaze direction of the camera in two degrees of freedom. The camera is attached to the pitch motor axis. The pitch motor is mounted on the yaw motor. Three axes of the camera and motors are crossing at one point.

タとはシリアルインターフェース (RS-423 規格) で接続される。ホストコンピュータは速度や位置や動作タイミング等をコマンドとしてコントローラへ送る。コントローラ上ではモータドライバを常時制御するモニタプログラムが、ホストコンピュータとは独立に動作している。したがって、ホストコンピュータは直接モータを監視する必要はない。

角速度センサ部

角速度センサは実験システム 1 で使用したものを流用した。これに新たに製作した A/D ボード (12 ビット逐次比較型) を付加してホストコンピュータに接続した。

6.2 実験

ここでは第 2 章で検討した視覚・平衡覚情報の統合手法に基づいて、実際に視覚像の安定化と対象物の位置計測を同時に実現する視覚システムを構成した実験について述べる。

運動する対象物を注視する視覚処理にとって、カメラ自身の運動は背景が動いているように見えるという望ましくない効果をもたらす。この場合、新たに平衡覚情報を導入することでこの問題が容易になることを示す。

6.2.1 実験配置

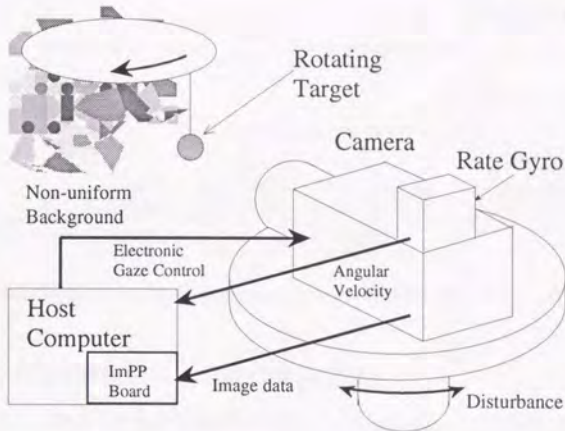


Fig. 6.6. Block diagram of visual and vestibular sensation integration experiment.

Fig. 6.6に実験配置を示す。

ここでは5.4節での視線制御実験との相違点を示すことで実験条件を説明する。

1. カメラの回転運動をカメラに振動ジャイロを取り付けて計測し、カメラの向きの変動を視線制御により補償できるようにした。
2. 対象物は一様でない背景(実験室情景)の前で周期運動させた。
3. 実験の都合上、カメラへの外乱はターンテーブルを手で振動回転させることにより与えた。このため機械的な視線制御ができず、カメラの出力画像領域(大きさ 32×32 画素)をイメージセンサの有効画像領域(大きさ 256×240 画素)内で移動させるという電子的な手段¹¹⁷⁾¹¹⁸⁾により視線制御を実現した。

この実験で用いる対象物位置計算プログラムは5.4節で用いたものと同一であり、この実験で角速度センサを新たに導入したことによる変更は画像が大きくなった点だけである。

なお、この実験で実現される機能をFig. 2.6(21ページ)に準じて視覚部、視線制御部、角速度センサ部およびホストコンピュータの関係として記述したものをFig. 6.7に図示する。

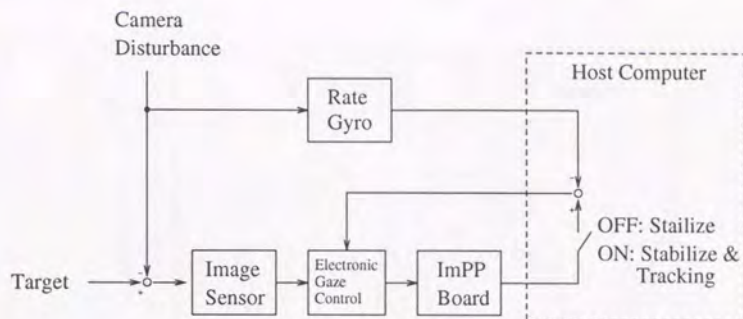


Fig. 6.7. Schematic diagram of visual and vestibular sensation integration experiment conformal to Fig. 2.6.

6.2.2 予備実験 (平衡覚による視覚像安定化)

本実験に先立ち、構成した実験装置が角速度センサと視覚センサの位置に関する対応が正しいことを確認するための予備実験を行なった。

実験方法

カメラを適当に不規則に動かしてカメラに外乱を与える。このとき黒い背景上に白い静止物体を置いておき、有効画像領域上でのこの物体の見かけの位置と上の出力画像領域の動きとを記録して比較する。もしふたつのセンサの位置の対応づけが正しく行なわれていれば両者の軌跡は一致するはずである。

実験結果

結果を Fig. 6.8 に示す。図で実線は出力画像領域、破線は静止物体の有効画像領域上での位置を示す。ほぼ全域でうまく対応がとれているのがわかる。なお、有効画像領域の両端でふたつの曲線が一致していないのは、出力画像領域が有効画像領域の縁にかかってこれ以上外側へ動けなくなったためである。

6.2.3 視覚と平衡覚による視線制御

前節の予備実験により視覚センサと角速度センサが位置に関して正しく対応していることを確認できた。ここでは第2章で述べた視覚情報と平衡覚情報を統合する手法に基づいた実験を行なう。

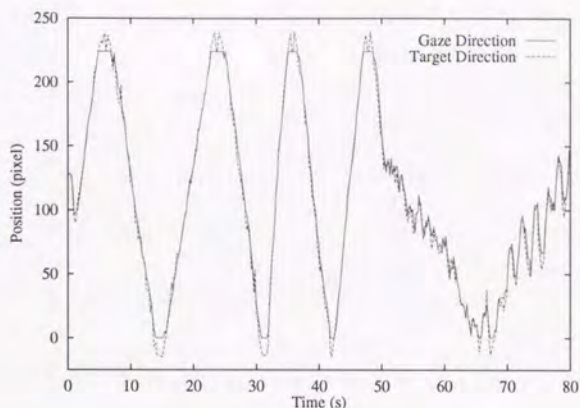


Fig. 6.8. Experimental result of image stabilization. Two curves agree well during the experiment. This means that the target was almost always observed near the center of gaze filed.

実験方法

Fig. 6.6に示すように、一様でない背景中を周期的に運動する対象物を、不規則な振動を加えられているカメラで観察する。カメラは自身に加わる運動を予備実験と同様にして視線制御により補償する。同時に、画像から時間差分を基にした手法¹¹⁸⁾で運動する対象物体を抽出し、その位置を推定し、さらにその方向へ位置偏差による視線制御を行なう。これは、予備実験で行なった平衡覚による視覚像安定化と、前章で行なった対象運動に対する注視制御を同時に行なうことに相当する。

実験結果

実験の結果をFig. 6.9に示す。この図では外乱を受けて振動するカメラの向き(画像上の画素ピッチ単位に換算)を破線で示してある。これに視線制御で設定した出力画像領域の位置を加算した結果(対象物の位置の推定値になる)を実線で示す。

この図から、カメラに不規則な外乱が加わっている条件下でも、カメラが運動しないことを前提とした画像処理アルゴリズムで、周期運動する対象物の位置が推定できていることがわかる。

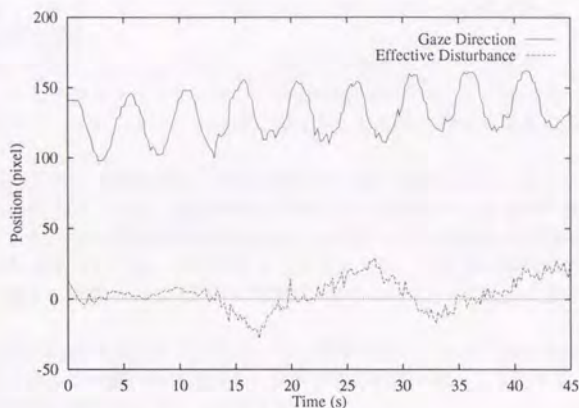


Fig. 6.9. Experimental result of tracking the object in periodic motion in non-uniform background. Vibratory disturbance applied to the camera is well canceled and the sinusoidal time course is observed.

6.3 考察

6.3.1 統合化視覚システムの原理との関係

本研究では、まず視覚系、平衡覚系および視線制御系をそれぞれモジュール化し、それらの系を統合して視覚の基礎機能を実現するための基本的な枠組を考察した。次に、それらのモジュールを各々検討してきた。

本章ではそれらをまとめ上げる視覚システムを構成し、最初に述べた統合化視覚システムの原理の特徴のいくつかを確認した。

- 自己運動に対する視覚像安定化あるいは対象運動の注視が、視覚・平衡覚・視線制御に分割されたモジュールの働きで達成できた。
- このふたつの目的を同時に達成するための拡張は、上の各モジュールを変更するのではなく統合のモジュール部分を変更することで行なうことができた。
- 対象物定位と注視のための位置・速度および自己角速度を絶えず計測しながら並行して視線制御を行なうことができた。

6.3.2 能動計測としての側面

本研究で構成した視覚システムは、運動を統合しているという特徴がある。ここでは計測における能動性を考察する。

能動性は従来の計測においては付随的な性質として扱われることが多かった。典型的には、計測サイクルと運動サイクルを分離して両方の動作が同時に生じない状況で運用することしか考慮されていない。このことは第2章で示した従来の統合化視覚の研究にもあてはまる。

しかし、生体においては眼球運動が視覚計測と不可分な重要な役割を持つように能動センサが常套的に実現されている。眼球運動の目的は単に視覚像の安定化や網膜上静止像の消失に留まらず、それらと同時に対象物の注視や立体視のための輻輳・開散運動を実現するなどの他の目的も存在している。この例に見られるように、能動性は積極的に計測に合目的なものであり得る。能動性のこの側面は意図的センシング^{121) 122)}として重視されているものである。

本システムはまず対象物の定位を行ない、次に視線制御によって対象を注視するという動作を繰り返す。これは観測対象を選択し、それだけを観察できるようにすることであり、意図的センシングの一種と考えることができる。

6.3.3 計測情報の統合

計測は測定対象の状態をより正確に知るために行なわれる。言い換えれば、誤差を少なくすることが計測の目標であるとも言える。もし、測定が複数回行なわれた場合にはこれらの量を統計的に処理することで単一の量を用いる場合より少なくとも誤差が増えないようにできる。ここではまず統計処理の一般論を整理し、これが計測情報の統合に果たす役割を考える。

以下では観測に順に番号をふり、 i 番目の観測量を x_i と書くことにする。また、 \mathbf{x} が観測される確率密度を $f(\mathbf{x})$ とし、 \mathbf{x} が生じた条件下で \mathbf{y} が生じる条件付確率を $f(\mathbf{y}|\mathbf{x})$ と書く。

観測を n 回行って観測結果

$$\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n$$

を得たとする。この条件下で事後確率

$$f(\mathbf{x}|\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)$$

を最大にする \mathbf{x} は Bayes の定理、

$$\begin{aligned} f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) &= f(\mathbf{x}|\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n)f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n) \\ &= f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n|\mathbf{x})f(\mathbf{x}) \end{aligned} \quad (6.1)$$

から、 $f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n|\mathbf{x})f(\mathbf{x})$ を最大化する \mathbf{x} と同じである。(6.1) 式に従えば n 回の観測がすでに行なわれている場合の最適な推定値を求めることができる。現実のほとんどの観

測量は連続であり、観測は互いに独立である。確率密度は現実には簡単にモデル化できないこともあるが、本来は観測方法により決まる性質のものである。

また、この議論は観測値が一般の多次元量で成立するから、多次元の確率密度を適切に選ぶことで異種同種を問わずセンサ情報の統合のほとんどすべての場合に当てはめることができる。観測のレンジや観測のスケール等の条件はやはり確率密度としてモデル化できるから、計測対象の囲い込みやズーム¹²³⁾などの考え方もこの範疇で扱うことができる。

ところで、 n 回の観測の結果が得られている場合、これらの結果に応じて次の $n+1$ 回目の観測方法をうまく選ばなければならないかの意味で良い計測が行なえる可能性がある。阪口らは観測方法の選択基準として、観測によりモデル空間のエントロピーの期待値が最小になる観測方法を選択する方式を提案している¹²⁴⁾。

(6.1) 式の特別な場合として、 \mathbf{x} は確率密度が微分可能ならば事後確率を最大化する推定値 $\hat{\mathbf{x}}_n$ は

$$\nabla [f(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \dots, \mathbf{x}_n | \mathbf{x}) f(\mathbf{x})] = 0 \quad (6.2)$$

(ここで、 ∇ は \mathbf{x} に関する偏微分を意味する)

により求まる。また、各観測値が互いに独立で共分散が Σ_i の分布に従う統計量であり、観測量自体の共分散が Σ_0 とモデル化できるとすれば、 n 回の観測後の事後確率を最大にする推定値は、

$$\hat{\mathbf{x}}_n = \left(\sum_{i=0}^n \Sigma_i^{-1} \right)^{-1} \sum_{i=0}^n \Sigma_i^{-1} \mathbf{x}_i \quad (6.3)$$

となる。

現在のところ本統合化視覚システムでは、このような計測情報の統計的な統合を明示的に行なっておらず今後の課題である。

6.4 統合化視覚のまとめ

本章では2章で考察した手法に従い、視覚情報と平衡覚情報を統合し視線制御を行なうことで、自己運動に対する視覚像安定化制御と対象運動に対する注視制御を同時に実現できることを示した。

以上の結果より、本手法は視覚の基礎機能を実現する先進的な統合化視覚システムを構成するために有効であると考えている。

今後の課題としては、

- 速度分布情報を視線制御において利用すること。
- 視覚の基礎機能の助けで高次の認識(形状など)が実現できることを確認する。

などの必要があると考えている。

第 7 章

結言

7.1 結果

本研究では視線制御機能および自己運動計測機能を有する視覚システムに関する研究を行ない、視覚情報から速度を計算する手法、自己運動を検出する角速度センサ、視線制御手法およびそれらを統合する実験に関連して以下のような結果を得た。

7.1.1 速度計算

- サンプル定理に基づく空間微係数推定法を、Euler の変換により有限次数の FIR フィルタで実現する手法を定式化した。

この手法は、

1. 必要な仮定が、画像が空間的にエイリアシングを起こしていないことだけである。これは速度計測の必要条件であるから常に成立すると仮定できる。
2. 交代級数の性質を利用して Euler の変換等を併用することで有限次数でも精度の良い近似式を得られる。また、次数の大きい項 (遠くの画素) からの寄与が小さくなるので微係数計算をより局所的に行なうことができる。

などの性質を有する。

- 実験等により上の理論を実施した結果、以下のことがわかった。
 1. 少なくとも次数 ± 7 (大きさ 15×15) 以上の級数による微係数近似式を用いれば画像の平滑化を行なわなくても輝度勾配の不変性に基づく速度計算アルゴリズムで速度が安定に計算できることが実証された。
 2. バイブライン画像処理プロセッサを併用することでこのアルゴリズムにより実時間で速度分布を計測できることが実証された。

7.1.2 角速度センサ

- 流体の圧力分布が角速度に依存する原理を利用した慣性型の角速度計測手法を提案し、試作実験により理論どりの結果が得られることを確認した。この手法には以下のような特徴がある。
 1. 径の異なる同心円筒の側面での圧力積分が回転軸の位置に依存しないことを利用して運動の回転成分だけを抽出できる。実験により偏心回転の影響がほぼ除去されることを確認した。
 2. 機械的な可動部が不要であり、励振の必要もない。
 3. 原理上は3回転成分を分離計測可能である。
- 前項の測定を実現するための圧電膜による圧力積分の方法を考察し、実験で確認した。これは前項2.の利点を実現するために必要な技術である。またこれはセンサの構造による知能化のひとつの実現例になっている。

7.1.3 視線制御

- 対象物の位置と速度の偏差に注目して運動物体の捕捉と追従を行なう手法を考察し、具体的に視線速度あるいは視線位置を制御するための制御則を定式化した。これより次のことがわかる。
 1. 位置偏差を小さくする制御と速度偏差を小さくする制御は動作時間をパラメータとする同じ式で記述される。
 2. 基本的には視覚で観察できる対象物の運動だけから追従に必要な情報が得られる。

7.1.4 統合化視覚実験

実験の結果から以下のことが示された。

- 視覚や平衡覚や視線制御を独立にモジュール化する構成により自己運動の安定化や対象運動の注視が実現できることを示した。
- この統合化視覚システムが柔軟な拡張性を有することを示した。

7.2 統合化視覚システムの構成法と視覚の基礎機能の実現

以上のことにより、先進的視覚システムにおける視覚の基礎機能の実現に関して次のようなことがわかった。

- 統合化視覚システムは視覚の基礎機能の実現に有効な手法である。

- この統合化視覚システムは、視覚系、平衡覚系、視線制御系をモジュール化し階層的に統合する手法により実現できる。
- この時、各モジュールは知能化センサの概念により構成することができる。

先進的視覚システムでは視覚の基礎機能は認識に不可欠であり、本研究が目標とする視覚の基礎機能の実現は、視覚による環境や対象の認識技術に寄与すると考えられる。

7.3 今後の課題

ここでは本研究で課題として残った主な問題点を簡潔にまとめる。

- 視覚からの速度計算、角速度センサの成果を直接利用した統合化視覚システムを構築すること。
- 速度計算における理想的並進でない運動、対象運動を観察する際の射影幾何的影響などを考慮する必要がある。

付録

A.1 速度計算

A.1.1 $|T|$ の導出

$q = \log E$ であることを考えれば、

$$\frac{\partial q}{\partial x} = \frac{1}{E} \frac{\partial E}{\partial x} \quad (\text{A.1})$$

$$\frac{\partial q}{\partial y} = \frac{1}{E} \frac{\partial E}{\partial y} \quad (\text{A.2})$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial x^2} = -\frac{1}{E^2} \left(\frac{\partial E}{\partial x}\right)^2 + \frac{1}{E} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \quad (\text{A.3})$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial y^2} = -\frac{1}{E^2} \left(\frac{\partial E}{\partial y}\right)^2 + \frac{1}{E} \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \quad (\text{A.4})$$

$$\frac{\partial^2 q}{\partial x \partial y} = -\frac{1}{E^2} \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial E}{\partial y} + \frac{1}{E} \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \quad (\text{A.5})$$

である。したがって、

$$\begin{aligned} |T| &= (e^{2q})^2 \left[\frac{\partial^2 q}{\partial x^2} \frac{\partial^2 q}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 q}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] \\ &= E^4 \left[\left(-\frac{1}{E^2} \left(\frac{\partial E}{\partial x}\right)^2 + \frac{1}{E} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \right) \left(-\frac{1}{E^2} \left(\frac{\partial E}{\partial y}\right)^2 + \frac{1}{E} \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \right) - \right. \\ &\quad \left. \left(-\frac{1}{E^2} \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial E}{\partial y} + \frac{1}{E} \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] \\ &= E^2 \left[\frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \right)^2 \right] - \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& E \left[\frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \left(\frac{\partial E}{\partial y} \right)^2 - 2 \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \frac{\partial E}{\partial x} \frac{\partial E}{\partial y} + \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \left(\frac{\partial E}{\partial x} \right)^2 \right] \\
&= E^2 \left| \begin{array}{cc} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \end{array} \right| - E \left(\frac{\partial E}{\partial x} \quad \frac{\partial E}{\partial y} \right) \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} & -\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \\ -\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{\partial E}{\partial x} \\ \frac{\partial E}{\partial y} \end{pmatrix} \\
&= E^2 |H| - E (\nabla E)^T \Delta \nabla E
\end{aligned} \tag{A.6}$$

ここで Δ は H の余因子行列で

$$\Delta \equiv \begin{pmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} & -\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \\ -\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \end{pmatrix} \tag{A.7}$$

とおいた。

A.1.2 Hesse 行列式の空間周波数成分による表示

輝度画像 $E(x, y)$ 上の点 $(x, y)^T$ における Hesse 行列式の値 $Hes(x, y)$ は定義より、

$$Hes(x, y) = \begin{vmatrix} \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} & \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \\ \frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} & \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} \end{vmatrix} \tag{A.8}$$

$$= \frac{\partial^2 E}{\partial x^2} \frac{\partial^2 E}{\partial y^2} - \left(\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} \right)^2 \tag{A.9}$$

である。

$E(x, y)$ の導関数は $F(\xi, \eta)$ を用いて、

$$\frac{\partial^2 E}{\partial x^2} = \iint (2\pi j\xi)^2 F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \tag{A.10}$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial y^2} = \iint (2\pi j\eta)^2 F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \tag{A.11}$$

$$\frac{\partial^2 E}{\partial x \partial y} = \iint (2\pi j\xi)(2\pi j\eta) F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \tag{A.12}$$

と書ける⁸⁹⁾。これら (A.10) 式から (A.12) 式を (A.9) 式に代入してやれば、

$$\begin{aligned}
Hes(x, y) &= \iint (2\pi j\xi)^2 F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \cdot \\
&\quad \iint (2\pi j\eta)^2 F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta - \\
&\quad \left(\iint (2\pi j\xi)(2\pi j\eta) F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \right)^2 \\
&= \frac{1}{2} \iint (2\pi j\xi)^2 F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \cdot
\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \iint (2\pi j\eta')^2 F(\xi', \eta') e^{2\pi j(x\xi' + y\eta')} d\xi' d\eta' + \\
& \frac{1}{2} \iint (2\pi j\xi')^2 F(\xi', \eta') e^{2\pi j(x\xi' + y\eta')} d\xi' d\eta' \cdot \\
& \iint (2\pi j\eta)^2 F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta - \\
& \iint (2\pi j\xi)(2\pi j\eta) F(\xi, \eta) e^{2\pi j(x\xi + y\eta)} d\xi d\eta \cdot \\
& \iint (2\pi j\xi')(2\pi j\eta') F(\xi', \eta') e^{2\pi j(x\xi' + y\eta')} d\xi' d\eta' \\
= & \frac{(2\pi)^4}{2} \iiint \int (\xi^2 \eta'^2 - 2\xi\eta\xi'\eta' + \xi'^2 \eta^2) \cdot \\
& F(\xi, \eta) F(\xi', \eta') e^{2\pi j(x\xi + y\eta + x\xi' + y\eta')} d\xi d\xi' d\eta d\eta' \\
= & \frac{(2\pi)^4}{2} \iiint \int (\xi\eta' - \xi'\eta)^2 F(\xi, \eta) F(\xi', \eta') \cdot \\
& e^{2\pi j(x\xi + y\eta + x\xi' + y\eta')} d\xi d\xi' d\eta d\eta' \tag{A.13}
\end{aligned}$$

すなわち、

$$Hes(\mathbf{r}) = \frac{(2\pi)^4}{2} \iiint \int |\mathbf{u} \times \mathbf{u}'|^2 F(\mathbf{u}) F(\mathbf{u}') e^{2\pi j(\mathbf{u} + \mathbf{u}') \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{u} d\mathbf{u}' \tag{A.14}$$

あるいは、 $E(x, y)$ が実関数であることより、

$$Hes(\mathbf{r}) = \frac{(2\pi)^4}{2} \iiint \int |\mathbf{u} \times \mathbf{u}'|^2 F(\mathbf{u}) F^*(\mathbf{u}') e^{2\pi j(\mathbf{u} - \mathbf{u}') \cdot \mathbf{r}} d\mathbf{u} d\mathbf{u}' \tag{A.15}$$

を得る。

A.1.3 等方的な画像における Hesse 行列式の値

(3.36) 式 (あるいは (A.15) 式) を空間周波数の極座標系 (γ, ϑ) を用いて記述すると、

$$\begin{aligned}
Hes(x, y) = & \frac{(2\pi)^4}{2} \int_0^\infty \int_0^\infty \int_0^{2\pi} \int_0^{2\pi} (\gamma\gamma')^3 \sin^2(\vartheta - \vartheta') F(\gamma, \vartheta) F^*(\gamma', \vartheta') \cdot \\
& e^{2\pi j[x(\gamma \cos \vartheta - \gamma' \cos \vartheta') + y(\gamma \sin \vartheta - \gamma' \sin \vartheta')]} d\gamma d\gamma' d\vartheta d\vartheta' \tag{A.16}
\end{aligned}$$

となる。

ここで画像は原点に関して対称で方向依存性がなく、しかも空間周波数成分は $\left| \frac{1}{2\Delta x} \right|$ 未満に帯域制限されているとすれば、(A.16) 式で $F(\gamma, \vartheta) = F(\gamma)$ とし、 γ に関する積分範囲を有限にとれる。結局、原点 $\mathbf{r} = \mathbf{0}$ での Hesse 行列式の値は、 ϑ に関する積分を実行して、

$$Hes(0, 0) = \frac{(2\pi)^6}{4} \left| \int_0^{\frac{1}{2\Delta x}} \gamma^3 F(\gamma) d\gamma \right|^2 \tag{A.17}$$

となる。

A.1.4 Hesse 行列式の画像平均

画像全体での Hesse 行列式の平均を考えるため、(3.36) 式を全空間で積分すると、

$$\begin{aligned}
 \iint Hesse(r)dr &= \iiint \iiint |u \times u'|^2 F(u)F^*(u')e^{2\pi j(u-u') \cdot r} du du' dr \\
 &= \iiint \iiint |u \times u'|^2 F(u)F^*(u')\delta(u-u') du du' \\
 &= \iint |u \times u'|^2 F(u)F^*(u) du \\
 &= 0
 \end{aligned} \tag{A.18}$$

となる。すなわち、フーリエ変換が存在する画像では Hesse 行列式の全空間での平均値は必ずゼロになる。現実的には、空間定常性の仮定できる画像では有限の範囲だけでも Hesse 行列式の平均値はほとんどゼロであると考えられる。

A.1.5 時間微分情報の有効利用

電氣的な光センサ出力は時間方向に連続な信号であるから、時間微分は光センサ出力を微分回路で微分して得ることが可能である^{67) 68)}。したがってアナログ回路による速度計算の実現ではビデオカメラのように時間微係数推定が本質的な問題となることを回避できる可能性がある。

しかし、時間微分が得られたとしても、単純にフレーム時間で平均化してしまうと結局は時間差分と同じになってしまい意味がなくなる。このような場合にはまず各時刻ごとに速度を計算し、これの平均を計算することが考えられる。

具体的には、3.5.2節(90ページ)で述べた最小2乗法によってフレーム時間内に連続時間で計算速度を平均化することで速度の最良推定ができる。

ここで、輝度の不変性を利用する速度計算法は1点での微分量だけで速度を完全に決定できるという特徴を考えれば、この平均化はすべてイメージセンサ上の画素毎に独立に行なえることになる。

このようにして得られた各点での速度推定値は適当なフレーム時間間隔でゆっくりと読み出すことができる。このようにすればイメージセンサで得られる画像情報を有効に利用した速度計算が実現できるであろう。

A.2 平衡覚センサ

A.2.1 3次元 VOR のモデル

半規管の対のうちの左右の外側半規管はほぼ水平面にあり、このふたつの半規管だけで頭部の鉛直方向の回転(水平回転、yaw)は測定できる。しかし、残りの2組の半規管は頭部の前後左右のいずれの軸とも約45°の角をなす鉛直面に配置されており、単純に頭のpitchあるいはrollだけを測定できる構造にはなっていない。

眼球を駆動する眼筋は6種類あり、2種類ずつが対になった3組の拮抗筋として働くことで眼球に3方向の回転モーメントを生じさせるが、このモーメントの方向は半規管の配置とも頭部の座標とも対応していない。つまり、特定の半規管で得られる角速度だけで特定の眼筋を駆動してもVORは実現できないことになる。

また、兎のような生物では眼球は人間と異なって体の側方を向いており、それにひきずられるように眼筋の配置が外側に回転している。VORに関する神経系の構造が両者で同じであるとすればこの違いは神経系内部のパラメータの違いだけになる。逆に言えば、半規管と眼筋が構造的に一对一に対応しているとすれば人間と兎とで神経系の構造が同一ではあり得ないことになってしまう。

Robinsonは頭部回転と眼球回転を 3×3 の回転行列で記述し、この行列がVORを実現するための前庭、脳幹、および眼球の機能を表現する行列の積に分解することでVORの神経系のメカニズムを解析した²⁶⁾。以下でこの解析の結果を説明する。

VORには半規管、前庭神経核から眼球運動神経にいたる脳幹内の神経系、それに眼筋とが関与している。この構造のモデルはFig. A.1のように書ける。

VORにおける頭部回転と眼球回転の関係は、頭部と眼球の回転中心がずれていることを無視すれば完全に線形と考えることができる。この関係を表す回転行列をVORと書けばこの行列は、

$$VOR = MBC \quad (A.19)$$

C:頭部回転 → 半規管対ごとの感覚信号
 B:半規管対ごとの感覚信号 → 眼筋対ごとの運動神経信号
 M:眼筋対ごとの運動神経信号 → 眼球回転

という各部分での座標変換の合成の形で書ける¹。行列CとMは半規管と眼球の解剖学的配置から決定できる。

具体的な数値を考えるために、回転の座標系を通常行なわれるように

$$(\text{pitch, yaw, roll})^T$$

と取り、人間の半規管からの感覚信号と眼筋に伝わる運動信号をそれぞれ

$$\begin{pmatrix} \text{左右の外側半規管からの信号} \\ \text{左前半規管と右後半規管からの信号} \\ \text{右前半規管と左後半規管からの信号} \end{pmatrix}$$

および

$$\begin{pmatrix} \text{外直筋信号-内直筋信号} \\ \text{上直筋信号-下直筋信号} \\ \text{上斜筋信号-下斜筋信号} \end{pmatrix}$$

(A.20)

¹これらの行列は具体的な信号線に角速度の各成分がどの割合で寄与するかを表すものであり、実際の神経上の信号形態とは関係ない。

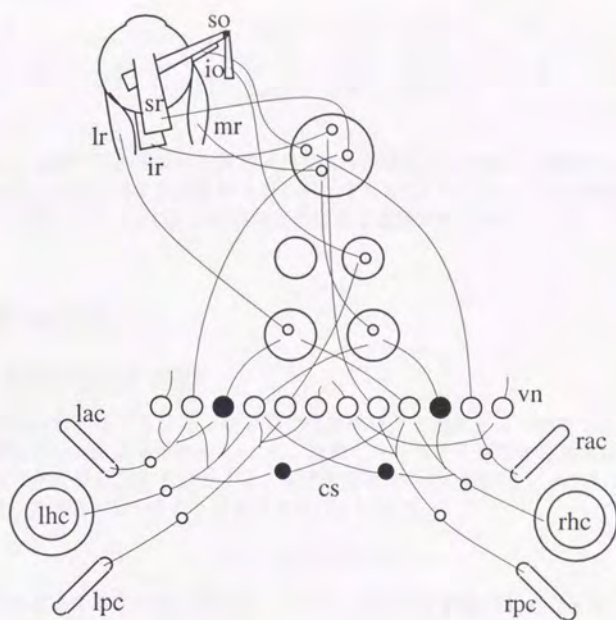


Fig. A.1. A model of VOR mechanism²⁹⁾. Angular velocity information measured by the six canals is processed in central neural system and at last transmitted to six extra ocular muscles.

のようなベクトルと考えると行列 C と左眼の M は、

$$C = \begin{pmatrix} 0.927 & 0 & -0.374 \\ 0.156 & -0.673 & 0.723 \\ 0.156 & 0.673 & 0.723 \end{pmatrix} \quad (\text{A.21})$$

$$M_L = \begin{pmatrix} 0.999 & 0.016 & 0.140 \\ -0.005 & -0.906 & 0.600 \\ 0.015 & 0.424 & 0.723 \end{pmatrix} \quad (\text{A.22})$$

となる。

理想的な VOR は頭部回転が眼球運動で完全に補償された状態であるから、

$$VOR = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & -1 \end{pmatrix} \quad (\text{A.23})$$

となり、結局行列 B は

$$B_L = \begin{pmatrix} -1.024 & -0.203 & -0.131 \\ 0.146 & 0.997 & 0.212 \\ 0.212 & 0.267 & -0.919 \end{pmatrix} \quad (\text{A.24})$$

と決定される。

Robinson ら自身はこの結果から神経系の損傷時の挙動や視軸回りの補償が弱い場合や可塑性²⁶⁾、分散的学習に関する議論²⁹⁾を行ない、また Vilis らは B_L と B_R が解剖学的な構造の対称性を反映する限り VOR は両眼同方向に動く運動でなければならないことを考察した¹²⁵⁾。

A.3 視線制御

A.3.1 速度修正量の導出

動作開始時刻を $t = 0$ とする。対象物の外部座標上の速度を v_t 、時刻 $t = 0$ における対象物と視野中心の位置をそれぞれ r_t, r_g 、時刻 $t = 0$ 直前の視野の移動速度を v_g 、時刻 $t = 0 \sim \tau$ での視野移動速度を v'_g とする。目標を達成するには時刻 $t = \tau$ における対象物の位置を予測して視野中心をそこへ移動させればよいので、

$$r_t + \tau v_t = r_g + \tau v'_g \quad (\text{A.25})$$

という関係を満たすようにすればよい。ここで、視野内で観察される対象物の時刻 $t = 0$ における見かけの位置 r_a と速度 v_a は、対象物と視野との相対量であるから、

$$r_a = r_t - r_g \quad (\text{A.26})$$

$$v_a = v_t - v_g \quad (\text{A.27})$$

という関係がある。

時刻 $t = 0$ の前後での視野の移動速度の修正量 $\Delta v_g \equiv v'_g - v_g$ を定義して考えると、(A.25) 式、(A.26) 式、(A.27) 式を用いて、

$$\Delta v_g = v_a + \frac{1}{\tau} r_a \quad (\text{A.28})$$

という関係があることが導ける。

A.3.2 位置修正量の導出

最初視野は静止していて、対象物は前述と同じ条件で運動しているので、(A.25) 式の場合と同様にして、

$$r_t + \tau v_t = r_g + \tau v_{gs} \quad (\text{A.29})$$

となり、視野の変位量 Δr_g は、

$$\Delta r_g = r_a + \tau v_a = \tau v_{gs} \quad (\text{A.30})$$

という関係を満たす。この (A.30) 式を変形すれば

$$\Delta r_g = \frac{|r_a|}{|v_{gs} - v_a|} v_{gs} \quad (\text{A.31})$$

であることがわかる。

謝辞

本研究は東京大学 工学部の山崎弘郎教授のご指導により計数工学科 山崎研究室で行なわれたものです。本研究の目標はセンサの知能化を計測工学の体系の一分野として確立するためにあると言えますが、センサの知能化の重要性は先生がここ何年もの間強調されて来られたものであり、今後も人類の技術が高度化すればするほど重要度が増すものと期待されています。このように重要でありながら現状ではまだ課題の多いセンサの知能化の問題を、筆者は視覚計測の周辺に絞って研究しておりますが、これは筆者が大学院修士課程に進学した当初に先生よりいただいたテーマそのものであります。当時先生は東京大学附属図書館館長を務められていましたが、館長室をお訪ねした折にご多忙中にもかかわらず新参者の研究テーマについてご熱心にお考えいただき、生体のセンサはほとんどがアクチュエータと一体になっている点が面白いとのご教示をいただいたことが印象に残っております。その時はその意義をほとんど理解できなかったのですが、今回研究を取りまとめるに当たり、あの時の先生のご指摘の意味が非常に重要であったことが再確認されることとなりました。このような前途有望な研究テーマを賜りましたことを感謝致します。

また、研究の方法論に関しても先生は従来の計測工学がおちいりがちであった個別的なアプローチとは異なる、いわば上からのシステム論的な手法の重要性を強調してこられました。本研究でもまだ不完全ながらこのような発想との融合性の良い方法を目指しております。このような手法は今後の計測工学の発展にとって必然的とも言えると思います。筆者の研究においても末端の研究者には気づかない研究の要点のアドバイスを随時多々賜りました。

実際の研究においても、先生は単に理論的な段階で留まることなく必ずそれが実現できることを実験により確認する研究方針をとっておられます。これは先生の流量計研究における多大なる実績を見れば説得力のある方針であることがわかります。今後も筆者はこの姿勢を見習い続けていくつもりです。

東京大学 工学部 総合試験所 安藤繁助教授には本論文の主査をお引受けいただき、論文執筆にあたり直接ご指導いただきました。本論文が論文の体裁を保てましたのは先生のご指導によります。また、以前より種々の助言やコメントをいたいており、ここに感謝致します。本研究での速度計算理論においては先生のご研究を一部参考にさせていただきました。安藤研究室で行なわれている種々の研究は、ひとつの原理を究めようとする意気込みが感銘深いものであり、大学における研究のあり方を学ぶことができたことは筆者の最大の収穫であります。

東京大学 工学部 計数工学科の石川正俊助教授には、センサフュージョンについてのご教示をいただきました。また、科学技術庁関連の研究補助金でも具体的にご配慮いただきました。本研究においても先生主宰の研究会で紹介された理論や資料を活用させていただきました。本研究がセンサフュージョンの方法論の体系に微弱ながら寄与することで感謝の意を表します。

東京大学 工学部 計数工学科 高橋弘太助手には、研究内容のご助言等をいただいたばかりでなく、日常の種々の研究上の便宜から研究補助金に至るまで有形無形の援助をいただきました。論文本文にはお名前こそ出てこないのですが博士には本研究の遂行に実質的に多大なる貢献をしていただきましたことを明記して感謝致します。

総合試験所 篠田裕之助手には研究内容へのコメントその他をいただきました。ここに感謝いたします。

また、山形大学 工学部 平中幸雄助教授 および 慶應義塾大学 理工学部 本多敏助教授には筆者の大学院在学中より種々の便宜をいただきました。ここに両名への感謝の意を表します。

電気通信大学 三橋渉講師には、筆者が山崎研究室に所属した当初より種々のご意見やコメントをいただき、また新しい空間フィルタの理論的展開などを参考にさせていただきました。ここに感謝いたします。

その他、山崎研究室輪講に参加された大学院生、研究生並びに外部からご参加の皆様には本研究の一部を見ていただきご意見等いただきました。

お忙しい中で本論文の審査を引き受けていただきました 計数工学科 鈴木良次教授、森下巖教授、藤村貞夫教授、出口光一郎助教授の各先生には大きなご負担をおかけすることになり、大変恐縮しております。また、予備審査等におきまして本論文の完成に必須の数々のご助言を賜りましたこと感謝致します。

本研究で試作した装置の一部は工学部 6号館工作室 川端技官および桑原技官にご指導および製作していただきました。特に眼球運動メカニズムが望外の運動性能を実現できたのは川端技官のご尽力によります。

本研究の一部は山崎研究室で実験および卒業論文を習得された4年生の諸氏に分担していただきました。筆者の指導が行き届かない部分を自ら補って良くやってくれたものと思います。

最後に、筆者の怠慢により研究が遅々として進まず、山崎教授、安藤助教授初め関係各位にご迷惑をおかけしてしまったことをお詫び致します。

なお、本研究は以下の研究補助を受けました。

文部省 平成2年度 科学技術研究補助金 一般研究(C) 02650295
 科学技術庁 平成3年度 「センサフュージョンの基盤的技術の開発に関する研究」

参考文献

- 1) B. K. P. Horn, "Robot vision," MIT Press, 1986 (邦訳 NTT ヒューマンインターフェース研究所 プロジェクト RVT 訳, "ロボットビジョン," 朝倉書店, 1993)
- 2) 苧阪 良二, 古賀 一男, 中溝 幸夫 編著, "眼球運動の実験心理学," 名古屋大学出版会, 1993
- 3) 三上 章允 編, "視覚の進化と脳," 朝倉書店, 1993
- 4) 小瀬輝次 他編, "光工学ハンドブック," 朝倉書店, 1986
- 5) 金谷 健一, "画像理解," 森北出版, 1990
- 6) K. Prazdny, "Egomotion and relative depth map from optical Flow," *Biol. Cybern.*, **36**, 87-102, 1980
- 7) A. T. Bahill and J. D. McDonald, "Smooth pursuit eye movements in response to predictable target motions," *Vision Res.*, **23**, 1573-1583, 1983
- 8) K. Nakayama, "Biological image processing: a review," *Vision Res.*, **25**, 625-660, 1985
- 9) R. Bajcsy, "Active perception," *Proc. of IEEE*, **76**, 996-1005,
- 10) D. H. Ballard, "Animate vision," *Artificial Intelligence*, **48**, 57-86, 1991
- 11) J. Aloimonos, A. Bandopadhyay, and I. Weiss, "Active vision," *Int. J. Comput. Vision*, **1**, 333-356, 1988
- 12) B. Benderson, "A Miniature space-variant active vision system: Cortex-I, Technical Report No. 611, New York Univ., Courant Institute of Mathematical Sciences, 1992
- 13) A. R. Bruss and B. K. P. Horn, "Passive navigation," *CVGIP*, **21**, 3-20, 1983
- 14) 山崎 弘郎, 石川 正俊 編著, "センサフュージョン," コロナ社, 1992
- 15) 木下 敬介, 出口 光一郎, "能動視覚による 3 次元形状認識," 計測自動制御学会論文集, **28**, 144-153, 1992
- 16) 山崎 弘郎, "センシング技術 [II] — センサの知能化 —," 計測と制御, **24**, 1135-1142, 1985
- 17) X. Zhuang, T. S. Huang, and R. M. Haralick, "Two-view motion analysis: a unified algorithm," *J. Opt. Soc. Am. A*, **3**, 1492-1500, 1986

- 18) L. R. Young and L. Stark, "Variable feedback experiments testing a sampled data model for eye tracking movements," *IEEE trans. HFE*, **4**, 38-51, 1963
- 19) D. A. Robinson, "Model of the saccadic eye movement control system," *Kybernetik*, **14**, 71-83, 1973
- 20) D. A. Robinson, J. L. Gordon, and S. E. Gordon, "A model of the smooth pursuit eye movement system," *Biol. Cybern.*, **55**, 43-57,
- 21) D. B. Arnold and D. A. Robinson, "A learning network model of the neural integrator of the oculomotor system," *Biol. Cybern.*, **64**, 447-454, 1991
- 22) J. D. McDonald, A. T. Bahill, and M. B. Friedman, "An adaptive control model for human head and eye movements while walking," *IEEE trans. SMC*, **13**, 167-174, 1983
- 23) A. T. Bahill and J. D. McDonald, "Model emulates human smooth pursuit system producing zero-latency target tracking," *Biol. Cybern.*, **48**, 213-222, 1983
- 24) J. D. McDonald and A. T. Bahill, "Zero-latency tracking of predictable targets by time-delay systems," *Int. J. Control*, **38**, 881-893, 1983
- 25) A. T. Bahill and D. R. Harvey, "Open-loop experiments for modeling the human eye movement system," *IEEE trans. SMC*, **16**, 240-250, 1986
- 26) D. A. Robinson, "The use of matrices in analyzing the three-dimensional behavior of the vestibulo-ocular reflex," *Biol. Cybern.*, **46**, 53-66, 1982
- 27) 小川 鼎三, 山田 英智, 養老 孟司, "解剖学 第3卷," 金原出版, 1950
- 28) 勝木 保次 編, "中枢神経制御 II," 共立出版, 1968
- 29) T. J. Anastasio and D. A. Robinson, "Distributed parallel processing in the vertical vestibulo-ocular reflex: learning networks compared to tensor theory," *Biol. Cybern.*, **63**, 161-167, 1990
- 30) J. M. R. Furman, T. C. Hain and G. D. Paige, "Central adaptation models of the vestibulo-ocular and optokinetic systems," *Biol. Cybern.*, **61**, 255-264, 1989
- 31) D. A. Robinson, "The use of control systems analysis in the neurophysiology of eye movements," *Ann. Rev. Neurosci.*, **4**, 463-503, 1981
- 32) H. L. Galiana, "A nystagmus strategy to linearize the vestibulo-ocular reflex," *IEEE trans. SMC*, **38**, 532-543, 1991

- 33) T. C. Hain, "A model of the nystagmus induced by off vertical axis rotation," *Biol. Cybern.*, **54**, 337-350, 1986
- 34) D. A. Robinson, "Linear addition of optokinetic and vestibular signals in the vestibular nucleus," *Exp. Brain Res.*, **30**, 447-450, 1977
- 35) J. J. Gibson, "The ecological approach to visual perception," Houghton Mifflin, 1979 (邦訳 古崎 敬, 古崎 愛子, 辻 敬一郎, 村瀬 旻 訳, "生態学的視覚論," サイエンス社, 1985)
- 36) H. J. Wyatt, J. Pola and M. Lustgarten, "'Passive suppression' of optokinesis by stabilized target," *Vision Res.*, **28**, 1023-1029,
- 37) L. P. Howard and E. G. Gonzalez, "Human optokinetic nystagmus in response to moving binocularly disparate stimuli," *Vision Res.*, **27**, 1807-1816, 1987
- 38) J. S. Albus, "Brains, behavior, and robotics," McGraw-Hill, 1981 (邦訳 小杉 幸夫, 林 巖, 亀井宏行, "ロボティクス," 啓学出版, 1984)
- 39) 山口 晃生, 山崎 弘郎, "角速度センサと融合する知能化視覚システム," 第34回自動制御連合講演会前刷, 525-526, 1991
- 40) E. Salari and C. Jong, "A method to calculate the structure and motion parameters from line correspondences," *Pattern Recognition*, **23**, 553-561, 1990
- 41) D. Marr and E. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. R. Soc. Lond. B*, **207**, 187-217, 1980
- 42) J. A. Perrone, "Simple technique for optical flow estimation," *J. Opt. Soc. Am. A*, **7**, 264-278, 1990
- 43) E. C. Hildreth, "The computation of the velocity field," *Proc. R. Soc. Lond. B*, **221**, 189-220, 1984
- 44) 上古 琢人, 伊藤 宏司, 辻 敏夫, 寺内 睦博, "平行線分と速度場を利用した剛体運動の線形解法," 電子情報通信学会論文誌 D-II, J73, 1485-1492,
- 45) W. H. Warren, Jr., A. W. Blackwell, K. J. Kurtz, N. G. Hatsopoulos, and M. L. Kalish, "On the sufficiency of the velocity field for perception of heading," *Biol. Cybern.*, **65**, 1991
- 46) J. A. Perrone, "Model for the computation of self-motion in biological systems," *J. Opt. Soc. Am. A*, **9**, 177-194, 1992
- 47) H. Tsukune and J. K. Aggarwal, "Analyzing orthographic projection of multiple 3D velocity vector fields in optical flow," *CVGIP*, **42**, 157-191, 1988

- 48) X. Zhuang, T. S. Huang, and N. Ahuja, "A simplified linear optic flow-motion algorithm," *CVGIP*, **42**, 334-344, 1988
- 49) 柏木 潤, "相関を用いる紙片速度の測定," 計測自動制御学会論文集, **4**, 304-311, 1968
- 50) 速水 健一, 井戸川 徹, "相関を用いる2次元速度測定," 計測自動制御学会論文集, **22**, 488-490, 1986
- 51) 速水 健一, 井戸川 徹, "不規則模様の円形走査信号間の相関を用いる2次元速度測定," 計測自動制御学会論文集, **24**, 236-242, 1988
- 52) W. E. Reichardt and R. W. Schögl, "A two dimensional field theory for motion computation — First order approximation; translatory motion of rigid patterns," *Biol. Cybern.*, **60**, 23-35, 1988
- 53) J. P. H. van Santen and G. Sperling, "Elaborated Reichardt detectors," *J. Opt. Soc. Am.*, **A2**, 300-321, 1985
- 54) E. H. Adelson and J. R. Bergen, "Spatiotemporal energy models for the perception of motion," *J. Opt. Soc. Am.*, **A2**, 284-299, 1985
- 55) A. B. Watson and A. J. Ahumada, Jr., "Model of human visual-motion sensing," *J. Opt. Soc. Am.*, **A2**, 322-341, 1985
- 56) J. E. Tanner and C. Mead, "A correlating optical motion detector," *Conference on Advanced Research in VLSI, M.I.T.*, 57-64, 1984
- 57) K. J. Myers and H. H. Barrett, "Addition of a channel mechanism to the ideal-observer model," *J. Opt. Soc. Am. A*, **4**, 2447-2457,
- 58) B. Hassenstein and W. Reichardt, "Systemtheoretische Analyse der Zeit-, Reihenfolgen- und Vorzeichenbewertung bei der Bewegungsperzeption des Rüsselkäfers *Chlorophanus*," *Z Naturforsch* **11**, 513-524, 1956
- 59) T. Poggio and W. Reichardt, "Considerations on models of movement detection," *Kybernetik*, **13**, 223-227, 1973
- 60) J. T. Ator, "Image-velocity sensing with parallel-slit reticles," *J. Opt. Soc. Am.*, **53**, 1416-1422, 1963
- 61) 小林 彬, "空間フィルタとその応用 [I], [II]" 計測と制御, **19**, 409-417, 571-580, 1980
- 62) 岡 和彦, 三橋 渉, 山崎 弘郎, "電子的に実現した柔軟性を有する空間フィルタ," 計測自動制御学会論文集, **25**, 271-277, 1989

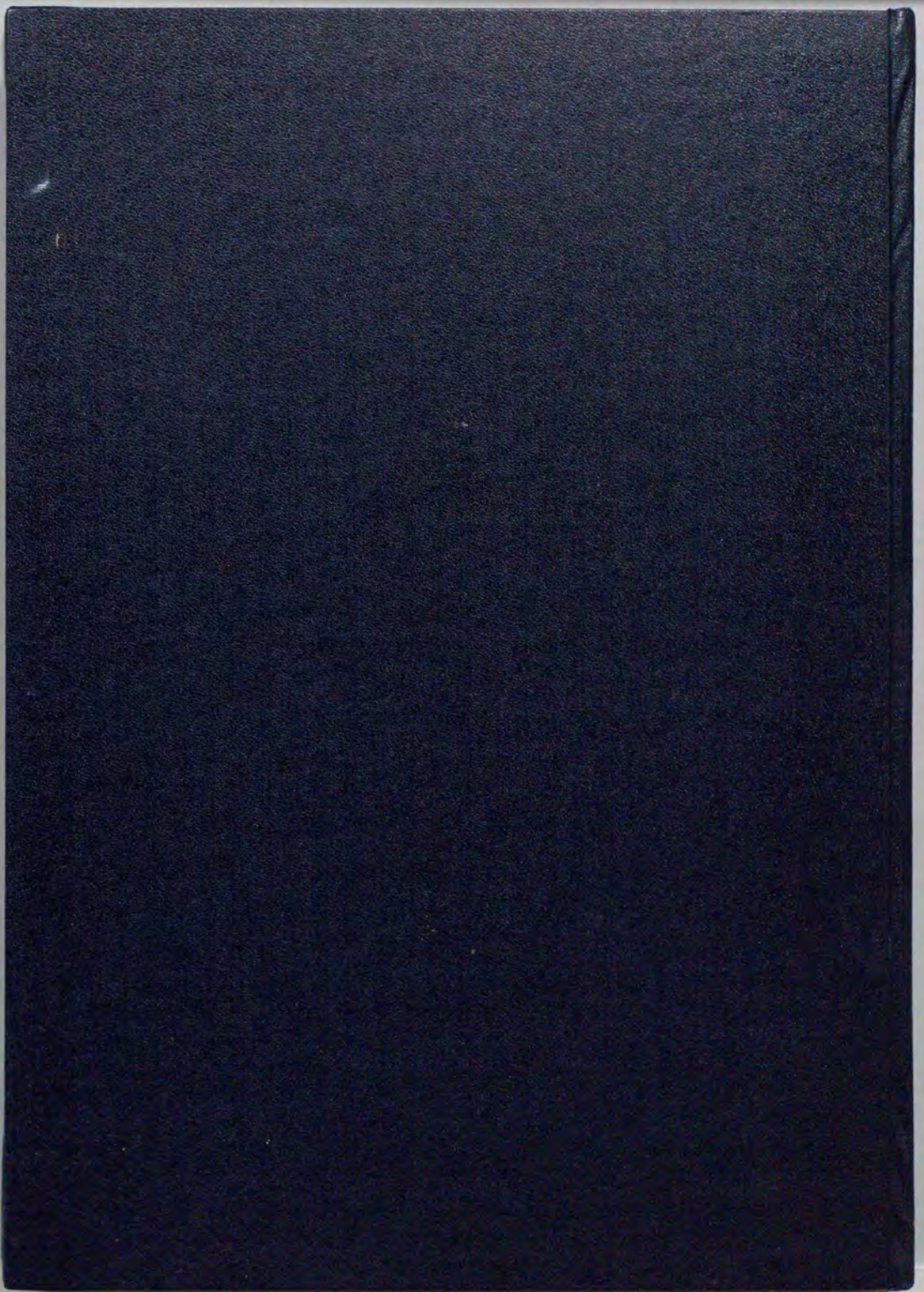
- 63) 三橋 涉, 岡 和彦, 山崎 弘郎, “電子的に構成した空間フィルタによる運動計測,” 計測自動制御学会論文集, **24**, 1111-1117, 1988
- 64) J. M. Fitzpatrick, “The existence of geometrical density — image transformations corresponding to object motion,” *CVGIP*, **44**, 155-174, 1988
- 65) B. K. P. Horn and B. G. Schunck, “Determining optical flow,” *Artificial Intelligence*, **17**, 185-203, 1981
- 66) 安藤 繁, “画像の時空間微分算法を用いた速度ベクトル分布計測システム,” 計測自動制御学会論文集, **22**, 1330-1336, 1986
- 67) H. Yamada and S. Ando, “The analog electronic motion sensor,” *Technical Digest of the 8th Sensor Symposium*, Tokyo, 127-130, 1989
- 68) C. Mead, “Analog VLSI and neural systems,” Addison-Wesley, 1989
- 69) I. Hadani, G. Ishai, and M. Gur, “Visual stability and perception in monocular vision: mathematical model,” *J. Opt. Soc. Am.*, **70**, 60-65, 1980
- 70) S. Uras, F. Girosi, A. Verri, and V. Torre, “A computational approach to motion perception,” *Biol. Cybern.*, **60**, 79-87, 1988
- 71) M. Bertero, T. A. Poggio, and V. Torre, “Ill-posed problems in early vision,” *Proc. of IEEE*, **76**, 869-889, 1988
- 72) A. Verri, F. Girosi, and V. Torre, “Mathematical properties of the two-dimensional motion field: from singular points to motion parameters,” *J. Opt. Soc. Am. A*, **6**, 1989
- 73) A. Verri, F. Girosi, and V. Torre, “Differential techniques for optical flow,” *J. Opt. Soc. Am. A*, **7**, 912-922, 1990
- 74) D. Lee, “Some computational aspects of low-level computer vision,” *Proc. of IEEE*, **76**, 890-898, 1988
- 75) T. Poggio, V. Torre and C. Koch, “Computational vision and regularization theory,” *Nature*, **317**, 314-319, 1985
- 76) T. Poggio and C. Koch, “Ill-posed problems in early vision: from computational theory to analogue networks,” *Proc. R. Soc. Lond. B*, **226**, 303-323, 1985
- 77) K. Nakayama and G. H. Silverman, “The aperture problem — I. Perception of non-rigidity and motion direction in translating sinusoidal lines,” *Vision Res.*, **28**, 739-746, 1988

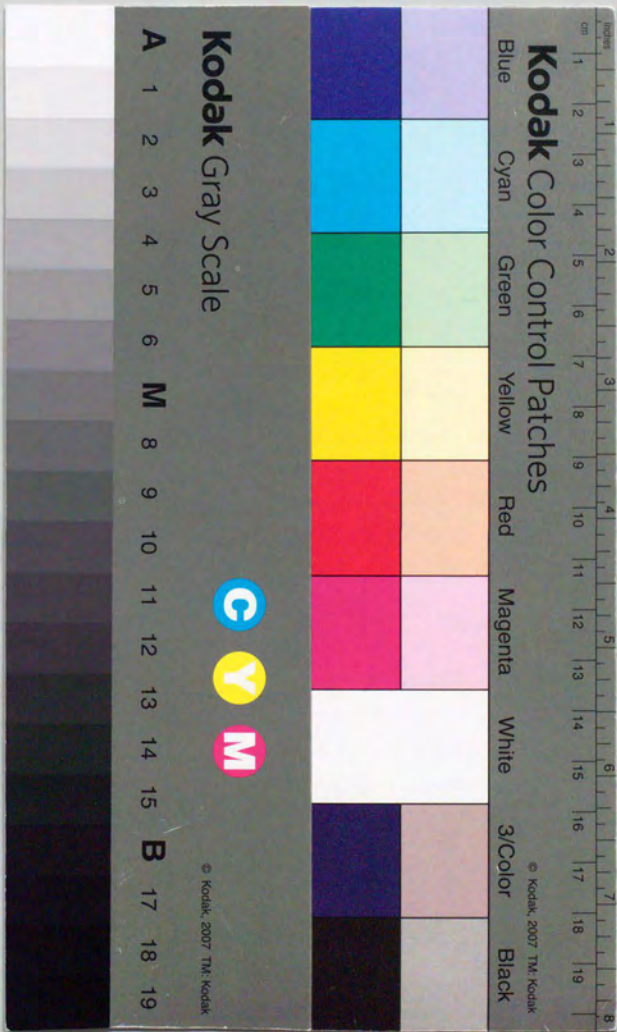
- 78) K. Nakayama and G. H. Silverman, "The aperture problem — II. Spatial integration of velocity information along contours," *Vision Res.*, **28**, 747-753, 1988
- 79) J. P. F. D'Haeyer and I. Bruyland, "Parallel computation of image curve velocity fields," *CVGIP*, **43**, 239-255, 1988
- 80) 安藤 繁, "微分相関を用いた2次元速度計測およびその時空間微分法との対応について," 計測自動制御学会論文集, **23**, 856-858, 1987
- 81) 安藤 繁, "相関関数の原点曲率に基づく画像の特徴抽出演算子," 計測自動制御学会論文集, **24**, 1016-1022, 1988
- 82) 安藤 繁, "動画像分類のための微分積和型特徴抽出演算子," 計測自動制御学会論文集, **25**, 496-503, 1989
- 83) 手塚 慶一, 北橋 忠宏, 小川 秀夫, "デジタル画像処理工学," 日刊工業新聞社, 第4章, 1985
- 84) V. Torre and T. A. Poggio, "On edge detection," *IEEE trans. PAMI*, **8**, 147-163, 1986
- 85) R. E. Kronauer and Y. Y. Zeevi, "Reorganization and diversification of signals in vision," *IEEE trans. SMC*, **15**, 91-101, 1985
- 86) J. J. Koenderink, A. J. van Doorn, and A. van de Grind, "Spatial and temporal parameters of motion detection in the peripheral visual field," *J. Opt. Soc. Am. A*, **2**, 252-259, 1985
- 87) L. N. Thibos, D. J. Walsh, and F. E. Cheney, "Vision beyond the resolution limit: aliasing in the periphery," *Vision Res.*, **27**, 2193-2197, 1987
- 88) 有本 卓, "信号・画像のデジタル処理," 産業図書, 1980
- 89) 森口 繁一, 宇田川 金圭久, 一松 信 編, "数学公式 II —級数・フーリエ解析—," 岩波書店, 1957
- 90) 日本数学会 編, "数学辞典 第2版," 岩波書店, 1985
- 91) L. R. Rabiner, "Linear program design of finite impulse (FIR) digital filters," *IEEE trans. AU*, **20**, 195-199, 1972
- 92) 森口 繁一, "計算数学夜話," 日本評論社, 1978
- 93) 日野 幹雄, "スペクトル解析," 朝倉書店, 1977

- 94) W. Reichardt and M. Egelhaaf, "Properties of individual movement detectors as derived from behavioural experiments on the visual system of the fly," *Biol. Cybern.*, **58**, 287-294, 1988
- 95) M. Egelhaaf, A. Borst, and W. Reichardt, "Computational structure of a biological motion-detection system as revealed by local detector analysis in the fly's nervous system," *J. Opt. Soc. Am. A*, **6**, 1070-1087, 1989
- 96) H. Glünder, "Correlative velocity estimation: visual motion analysis, independent of object form, in arrays of velocity-tuned bilocal detectors," *J. Opt. Soc. Am. A*, **7**, 255-263, 1990
- 97) H.-O. Nalbach, "Three temporal frequency channels constitute the dynamics of the optokinetic system of the crab, *Carcinus maenas* (L.)," *Biol. Cybern.*, **61**, 59-70, 1989
- 98) W. Enkelmann, "Investigations of multigrid algorithms for the estimation of optical flow fields in image sequences," *CVGIP*, **43**, 150-177, 1988
- 99) P. Baldi and W. Heiligenberg, "How sensory maps could enhance resolution through ordered arrangements of broadly tuned receivers," *Biol. Cybern.*, **59**, 313-318, 1988
- 100) 田畑 友啓, 堀川 文宏, 山口 晃生, 山崎 弘郎, "時間応答から運動する対象を識別する能動的視覚システム," 第31回 SICE 学術講演会予稿集, 709-710, 1992
- 101) V. Cornilleau-Pérès and J. Droulez, "Visual perception of surface curvature: psychophysics of curvature detection induced by motion parallax," *Perception & Psychophysics*, **46**, 351-364, 1989
- 102) J. Droulez and V. Cornilleau-Pérès, "Visual perception of surface curvature. The spin variation and its physiological implications," *Biol. Cybern.*, **62**, 211-224, 1990
- 103) J. J. Koenderink and A. J. van Doorn, "Second-order optic flow," *J. Opt. Soc. Am. A*, **9**, 530-538, 1992
- 104) 伊理 正夫, 韓 太舜, "テンソル解析入門," 教育出版, 1973
- 105) 東芝 編, "光センサ," (株) 東芝, 1991
- 106) 片岡 照栄, 柴田 幸男, 高橋 清, 山崎 弘郎 編, "センサハンドブック," 培風館, 1986
- 107) 石井 泰, "音響ブリッジを利用したレートジャイロ," 計測自動制御学会論文集, **26**, 1356-1361, 1990
- 108) 西原 浩, 春名 正光, 栖原 敏明, "光集積回路," オーム社, 1985

- 109) Pennwalt Corp., "KYNAR PIEZO FILM technical manual," Pennwalt Corp,
- 110) 高野 日章, "流体力学," 岩波講座 基礎工学 16, 岩波書店, 1968
- 111) 今井 功, "流体力学 前編," 裳華房, 1973
- 112) J. E. Brignell, "Smart Sensor," in "*Sensors*," W. Göpel et al (eds.), **1**, 331-353, 1989
- 113) M. J. Steinbach, "Proprioceptive knowledge of eye position," *Vision Res.*, **27**, 1737-1744, 1987
- 114) A. J. V. Opstal and J. A. M. V. Gisbergen, "Skewness of saccadic velocity profiles: A unifying parameter for normal and slow saccades," *Vision Res.*, **27**, 731-745, 1987
- 115) A. E. Luebke and D. A. Robinson, "Transition dynamics between pursuit and fixation suggest different systems," *Vision Res.*, **28**, 941-946, 1988
- 116) C. Brown, "Prediction and cooperation in gaze control," *Biol. Cybern.*, **63**, 61-70, 1990
- 117) 山口 晃生, 山崎 弘郎, "固体撮像素子の特徴を利用して視野と解像度を可変にしたビデオモニタ," 第29回自動制御連合講演会前刷, 673-674, 1986
- 118) 山口 晃生, 山崎 弘郎, "前処理機能を持つカメラで構成した視覚システムによる移動物体の追跡," 第26回SICE学術講演会予稿集, 629-630, 1987
- 119) 山口 晃生, "知覚的に対象を捉えるイメージセンシングシステム," 東京大学工学部計数工学科修士論文, 1987
- 120) H. Yamasaki (ed.), T. Yamaguchi, "Intelligent Sensor, 2.5 Image Processor and DSP," Elsevier, Amsterdam (to be published)
- 121) 石川 正俊, "センサフュージョンの課題," 日本ロボット学会誌, **8**, 95-102, 1990
- 122) 石川 正俊, "センサフュージョンシステム — 感覚情報の統合メカニズム —," 日本ロボット学会誌, **6**, 251-255, 1988
- 123) 大山 真司, 小林 彬, "ズーム機能を持つ計測系に関する一考察 囲い込み信号場に関する研究 — 第3報 —," 第31回SICE学術講演会予稿集, 143-144, 1992
- 124) Y. Sakaguchi and K. Nakano, "Active perception with intentional observation," 2nd International Symposium on Measurement and Control in Robotics, Tsukuba, Japan, 241-248, 1992
- 125) T. Vilis and D. Tweed, "A matrix analysis for a conjugate vestibulo-ocular reflex," *Biol. Cybern.*, **59**, 237-245, 1988

- 126) G. E. Grossman and D. A. Robinson, "Ambivalence in modelling oblique saccades,"
Biol. Cybern., **58**, 13-18, 1988
- 127) C. R. Rao, "Linear statistical inference and its applications SECOND EDITION,"
Wiley, 1973





Kodak Color Control Patches

Blue Cyan Green Yellow Red Magenta White 3/Color Black

Kodak Gray Scale

A 1 2 3 4 5 6 M 8 9 10 11 12 13 14 15 B 17 18 19

C Y M

© Kodak, 2007 TM, Kodak