The University of Osaka
Institutional Knowledge Archive

Title	正則化に基づく単一画像からの立体復元に関する研究
Author(s)	角所, 考
Citation	大阪大学, 1993, 博士論文
Version Type	VoR
URL	https://doi.org/10.11501/3065919
rights	
Note	

The University of Osaka Institutional Knowledge Archive : OUKA

https://ir.library.osaka-u.ac.jp/

The University of Osaka

正則化に基づく単一画像からの立体復元に関する研究

1992年12月

角　所　　考

序　文

本論文は，筆者が大阪大学大学院工学研究科（通信工学専攻）において行った，正則化に基づく単一画像からの立体復元に関する研究を6章に分けてまとめたものである．

第1章は緒論であり，ここでは本研究の背景となる視覚情報処理研究一般に関し，その歴史と最近の動向について概観すると共に，本研究の目的および意義について述べている．

第2章では，単一画像からの立体復元の中でも，従来から活発な研究が展開されてきた物体の可視部分に対する処理に焦点を当て，このための処理の枠組みについて議論している．可視部分の立体復元問題は3次元から2次元への光学投影の逆問題となり，投影過程において欠落した1次元分の情報を復元するために，対象世界に関する何らかの事前知識を補助的に利用する必要がある．そこでまず，このような事前知識の利用法に関する従来の2つのアプローチ，ボトムアップアプローチとトップダウンアプローチについて概説している．立体復元手法は，多様な対象世界に対して柔軟に対応できることが重要となるが，これらのアプローチに基づく手法は，この点について十分なものであるとはいえない．そこで次に，これらのアプローチの利点と問題点を，この観点から整理，検討し，さらにその結果に基づいて，新たな立体復元のための枠組みとして，仮説に基づく立体復元手法について提案している．この手法は，従来の2つのアプローチの中間的な性格を有し，両者の利点を兼ね備えるという特徴を持っている．

第3章では，前章において提案した仮説に基づく立体復元手法を効率的に実現することを目指し，低レベルの視覚情報処理に関する研究分野において提案された正則化と線過程を導入している．仮説に基づく立体復元手法は，通常の逐次処理的なアルゴリズムを用いて実現を図った場合，対象物体形状に関する仮説を選

択し，適用する処理と，適用された仮説の検証のための物体形状の復元処理という2つの処理を交互に繰り返す必要があり，処理が非常に煩雑になるという問題をもつ．そこで正則化と線過程の考え方を利用して，この処理に関わる制約条件をエネルギー関数として表現し，これを緩和的に最小化することによって，仮説の適用とそれに基づく立体復元を同時並列的に実現している．

第4章では，物体の裏側や陰など，投影過程においてその画像が生成されない物体の不可視部分に対する処理について議論している．立体復元処理において，物体を構成する面，辺，頂点などの方向や位置を決定するためには，処理の対象となる面，辺，頂点の存在やそれらの接続関係などはあらかじめ分かっていることが前提となる．物体の可視部分では，これに関する情報が2次元画像によって与えられるのに対し，不可視部分では画像自体が与えられないため，立体復元処理においては，まずこの情報を何らかの方法で補完する必要がある．このように物体の可視部分から不可視部分をボトムアップ的に予測するような問題は，従来この分野に属する研究では試みられてこなかった．そこでこのような処理の実現への第一歩として，非常に単純な物体を対象として取り上げ，その可視部分から不可視部分を予測する際に人間が利用していると考えられる制約条件，およびその利用法について検討している．

第5章では，前章で提案した制約条件に基づく不可視部分の立体復元処理の実現を目指し，再び正則化と線過程の考え方を導入している．不可視部分の立体復元は，面，辺，頂点の予測処理と，それらの位置や向きを決定する処理とから構成されるが，不可視部分予測のための手掛かりとして可視部分との類似性などを利用した場合，両者の処理の間には依存関係が生まれる．そこで，第3章と同様に，制約条件に基づく不可視部分の立体復元をエネルギー最小化処理として定式化し，緩和的な処理に基づいてこれを実行することによって，2つの処理を同時に実行することを試みている．この手法ではさらに，第3章で提案したエネルギー最小化に基づく可視部分の立体復元手法を取り込んで利用しているため，不可視部分のみならず可視部分の立体復元も同時に実行可能となり，単一の線画像から物体全体の3次元形状を一度に復元することができる．

第6章は結論であり，ここでは本研究で得られた成果を総括すると共に，その意義，および今後の課題について述べている．

目　次

1　緒論　1

2　可視部分の立体復元　7

2.1　緒言 7

2.2　立体復元のための従来手法 8

2.2.1　ボトムアップアプローチ 8

2.2.2　トップダウンアプローチ 9

2.3　ボトムアップアプローチとトップダウンアプローチの融合 11

2.3.1　ボトムアップアプローチの問題点と
トップダウン処理の導入可能性 11

2.3.2　トップダウンアプローチの問題点と
ボトムアップ処理の導入可能性 13

2.3.3　仮説に基づく立体復元手法 14

2.4　結言 18

3　正則化に基づく可視部分の立体復元　21

3.1　緒言 21

3.2　正則化と線過程 22

3.2.1　正則化 23

3.2.2　線過程 24

3.3　問題空間の表現 26

3.4　制約条件のエネルギー関数表現 28

3.4.1　平面性条件のエネルギー関数 28

3.4.2 仮説のエネルギー関数 29
3.4.3 線過程の導入 31
3.4.4 画像との整合性のエネルギー関数 33
3.4.5 立体復元のためのエネルギー関数 33
3.5 最急降下法によるエネルギー最小化 34
3.6 並列処理のための緩和型ニューラルネットワーク 36
3.6.1 巨視的なレベルでの議論 37
3.6.2 微視的なレベルでの議論 38
3.7 実験結果 43
3.7.1 理想画像からの立体復元 43
3.7.2 トップダウン的な立体復元 47
3.7.3 誤差を含む画像からの立体復元 53
3.8 結言 58

4 不可視部分の予測 61
4.1 緒言 61
4.2 位相情報と幾何情報 64
4.3 位相的制約条件 66
4.3.1 多面体条件 66
4.3.2 発見的制約条件 68
4.3.3 不可視面の追加 71
4.4 幾何学的制約条件 73
4.4.1 立体復元のための制約条件 74
4.4.2 不可視部分形状に関する評価基準 76
4.5 結言 77

5 不可視部分を含む立体復元への正則化の利用 79
5.1 緒言 79
5.2 位相的制約条件のエネルギー関数表現 80
5.2.1 問題空間の表現 80

5.2.2 制約条件のエネルギー関数 81
5.3 幾何学的制約条件のエネルギー関数表現 82
5.3.1 問題空間の表現 82
5.3.2 画像との整合性のエネルギー関数 83
5.3.3 平面性条件のエネルギー関数 85
5.3.4 直角仮説の適用のためのエネルギー関数 86
5.3.5 不可視部分形状に関する評価基準のエネルギー関数 88
5.4 エネルギー最小化 88
5.5 実験結果 90
5.6 結言 96

6 結論 97

謝辞 103

参考文献 105

第1章

緒　論

計算機は，その誕生から今日に至るまでの数十年間，ハードウェア，ソフトウェアの両面において急速な進歩を遂げてきた．ハードウェア技術の進歩は，計算機自体の小型化，高性能化および低価格化を実現し，以前の大型機を凌ぐ処理能力を持った計算機が低価格で市場に供給されるようになった．また，ソフトウェア技術の進歩は，各種のアプリケーションソフトウェアの開発を加速し，計算機の操作性向上に大きく寄与した．これらの技術の進歩により，かつては大規模な演算を高速に実行するための処理装置として，限られた専門家の間でのみ利用されるにすぎなかった計算機が，近年では社会の至るところに普及を遂げ，プラントや各種交通システムの制御から，生産や流通などに関する情報の管理，さらには教育に至るまで，社会のさまざまな分野で積極的に活用されるようになった．このような計算機の利用形態の多様化に伴い，現在の計算機には操作性や利用可能性の更なる向上が強く求められており，このための基礎的な技術として，認識や推論，学習など，人間の持っている知的処理能力を計算機によって実現する必要性が高まっている．

視覚情報処理の研究は，人間の持つ能力の中で，目からの光学的な情報に基づいて外界の状況を把握するという視覚機能に相当する能力を計算機に与えることを目指したものであり，計算機自体のマン・マシン・インタフェースの向上はもとより，現在人間が行なっているさまざまな作業の自動化などに必要不可欠な技術である．1910年のHelmholzの研究以来，生物科学の分野において人間の視覚機構の解明をめざした研究が進められてはいたが［Tsotsos 87］，計算機の情報処理能

力を利用して人間の持つ視覚情報処理能力を実現しようとする研究は，1960年代に入ってから初めてRobertsによって試みられた．その後，1970年代には，人間に倣ったボトムアップ的な処理を基本とする視覚情報処理のための体系的な枠組みがMarrによって提案され［Marr 82］，これに基礎をおいた研究は現在の視覚情報処理研究の主流を成している．さらに米国では，1975年からDARPA（Defence Advanced Research Project Agency：国防総省先端技術研究計画局）によって画像理解（Image Understanding）プロジェクトが開始され，それ以降これを資金的な駆動力として活発な研究活動が展開されている［谷内田 90a］．我が国においても，1960年代後期に米国の研究成果が発表されたことを契機として研究が開始され［白井 80］，その後現在に至るまで，さまざまな問題に関して盛んに研究が行なわれている．

これらの基礎的な研究の多くは，RobertsやMarr以来，人間の視覚機構と同様に通常のカメラから入力された2次元の画像に基づいて，対象世界に関する情報全般を復元するという汎用的な視覚情報処理システムの実現を目指すものであるが，近年，(1) センサ技術の進歩により，赤外線センサや超音波センサ，レンジファインダなどさまざまな3次元距離計測装置が開発され，人間の視覚とは異なる方法での3次元距離情報の獲得が可能となったこと，(2) 計算機が小型化，高性能化され，ロボットなどへの搭載が容易となったこと，(3) 原子力や航空宇宙分野における技術の進歩によって，原子炉内や宇宙空間，海底など極限環境での作業が現実化し，ロボットに要求されるタスクの内容が明確になってきたこと，の3つの理由から，タスクオリエンティドビジョン（task-oriented vision）［池内 91］など，特定のタスクのための専用視覚情報処理システムの実現を目指した実用的な研究も活発となってきた．このような研究では，タスクを限定したことにより，視覚情報処理システム自体に要求される処理が，与えられたタスクを実行するための必要最小限の情報の獲得に限られ，またタスクに依存したトップダウン的な事前知識を大量に利用できるため，前述の汎用視覚情報処理システムの研究に較べ，問題を大幅に簡単化できる点が特徴である．

さらに，最近では，仮想現実感（virtual reality）などに代表されるように，情報媒体としての画像情報の重要性が増し，これを利用した立体テレビ会議や画像データベースなどの実用化への要求から，画像通信などの分野においても，画像情報

を大量かつ高速に伝達するために，ユーザにとって意味のある情報のみを抽出して伝送する必要性が生まれ，これを目指した**知的情報通信**の研究なども始められている．

しかしながら，このような活発な研究状況にもかかわらず，視覚情報処理の実現に関わる本質的な問題の大部分は，依然として未解決のまま残されている．通常の視覚情報処理システムにおいて入力となる画像は，光源の種類や位置，物体表面の材質や色彩，さらに陰影やその他の外乱など，外界におけるさまざまな物理要因の影響を受けた光が網膜やフィルムなど2次元的な媒体に投影されて生成される．視覚情報処理とはこのもともと不可逆的な過程を逆に辿る過程であり，数学的には明らかに解くことが不可能な問題となる．我々人間の視覚系は，日常生活において瞬時にこの問題を（疑似的に）解いており，その過程では，進化の過程において獲得された対象世界に関するさまざまな知識を利用した複雑な推論が行なわれていると考えられるが，そのメカニズムを解き明かすことは容易ではない．

このような視覚情報処理過程に含まれる処理は，大きく3つのレベルに分類される．最も低いレベルは，画像という光学信号の強度配列から，物体表面の輪郭線に対応する線要素（エッジ：edge）など，意味のある2次元特徴を抽出するための処理過程であり，**初期視覚**（early vision）と呼ばれる．初期視覚における処理によって画像から2次元特徴が得られると，次にここから，面の方向や奥行きなど，物体の3次元形状に関する情報を復元しなければならない．このようなレベルの処理過程は，**中間視覚**（middle vision）と呼ばれる．中間視覚を経て物体の3次元形状が復元されると，次に対象世界全体の3次元記述を生成し，それの持つ意味を理解する過程となる．このようなレベルを**高次視覚**（high-level vision）と呼ぶ．

本研究では，これら3つのレベルのうちの中間視覚を対象として扱い，画像から抽出された2次元特徴に基づいて物体全体の3次元形状情報を獲得する立体復元処理の実現を目指す．この処理は，視覚情報処理過程において低レベルの処理と高レベルの処理との中間に位置するため，両方のレベルに関する情報および知識を相互作用的に利用する必要があり，視覚情報処理過程の実現に関する本質的な問題を数多く含んでいる．従来からこの処理の実現を目指した研究では，濃淡の変化，表面の模様（テクスチャ：texture）や輪郭線，複数の視点からの画像間の

視差など，画像データ中に含まれるさまざまな情報を手掛かりに物体の3次元形状の復元が図られてきた．また，カメラから得られる画像以外の情報を利用した研究として，レーザ光や格子パターン光などの能動光源を利用して対象物体の3次元情報を獲得することも試みられ，これらの成果は，前述のような各種の距離センサの開発に大きく貢献した．しかし，我々人間は，このようなさまざまな情報が与えられない場合でも，物体の3次元形状を把握することが可能である．たとえば，1枚の線画からそこに描かれた物体の形状を把握するような場合がその典型例である．このような単一画像の幾何学的な情報に基づく立体復元は，視覚情報処理の中でも最も古くから研究が行なわれている問題であるが，依然その解決には至っていない．本論文ではこのような処理の実現を目指して議論を進める．

さて，ここで物体からその2次元画像が生成される過程を振り返ってみよう．物体をある視点から観測した場合，その視点に対して表側となる可視部分の3次元情報は，2次元のスクリーンに投影される過程において，投影軸に沿った奥行き方向の1次元分が欠落し，残りの2次元分が画像を生成する．一方，視点に対して物体の裏側や陰となる不可視部分の3次元情報は，投影過程で物体の可視部分に遮られ，そのすべてが欠落する．したがって立体復元処理では，画像の得られる物体の可視部分に対しては奥行き方向の1次元分の情報を，また画像自体の得られない不可視部分に対しては失われた3次元分すべての情報をそれぞれ復元する必要がある．本論文では，このうちの可視部分に対する処理を第2章と第3章において，また不可視部分に対する処理を続く第4章，第5章において議論する．

まず第2章では，立体復元のための従来の2つのアプローチである，ボトムアッププローチとトップダウンアプローチを取り上げ，これらの利点と問題点を，多様な世界への対応可能性という観点から整理，検討する．さらにその結果に基づいて，新たな立体復元のための枠組みとして，仮説的な拘束条件を利用した手法について提案する．この手法は，ボトムアッププローチと，トップダウンアプローチの中間的な性格を有し，両者の利点を兼ね備えるという特徴を持っている．しかし，この手法には，通常の逐次処理的なアルゴリズムを用いて実現を図った場合に，処理が非常に煩雑になるという問題がある．そこで続く第3章では，初期視覚の手法として近年盛んに利用されている正則化と呼ばれる考え方を用い

て問題を一種のエネルギー最小化問題に帰着し，処理を並列的に実現する［角所90b］．

一方，物体の不可視部分では，その画像自体が与えられず，物体表面を構成する面，辺，頂点などの存在やそれらの接続関係などに関する手掛かりが得られないため，立体復元処理においては，これらに関する情報を可視部分の情報に基づいて補完する必要がある．このように物体の可視部分から不可視部分を予測するような問題は，従来この分野に属する研究では試みられていない．そこで第4章では，このような処理の実現への第一歩として，非常に単純な物体を対象として取り上げ，その可視部分から不可視部分を予測する際に人間が利用していると考えられる制約条件，およびその利用法について検討する．しかし，これらの制約条件を利用した処理では，面，辺，頂点の予測と，その形状復元の両者は互いに依存関係を持ち，これが処理の実現の上で大きな障害となる．そこで，第5章では再び正則化の考え方を利用し，第4章において提案した，制約条件に基づく不可視部分の立体復元処理をエネルギー最小化問題として定式化する．そして，エネルギー最小化の実行によって，面，辺，頂点の予測と，その形状復元とを同時に実行する［角所92］．この手法では，第3章で提案したエネルギー最小化に基づく可視部分の立体復元手法を取り込んで利用しているため，不可視部分のみならず可視部分の立体復元も同時に実行可能となり，単一の線画像から物体全体の3次元形状を一度に復元することができる．

第2章

可視部分の立体復元

2.1 緒　言

線画像情報に基づく物体の可視部分の立体復元問題は，視覚情報処理の中でも古くから研究が進められてきた問題の一つである．これに関する研究は，復元すべき形状情報を面の凹凸など定性的なもののみでよいとするものと，定量的な形状情報も含めて復元しようとするものとがある．前者の問題は，対象とする定性的な形状情報のラベルを物体の各部分に対して矛盾なく割り当てるという，一種の組み合わせ最適化問題となるため，離散的な緩和法などを用いて解くことが可能となる．これに関する試みは，Guzman, Huffman, Clowes, Waltz, Kanade らによって長年研究が行われ，すでにあらゆる問題は解決されている［杉原 89］．一方後者の問題は，3次元から2次元への幾何学的な射影の一般的な逆問題となり，これを解くためには，入力線画像に含まれる情報以外に，対象世界に関する何らかの事前知識を拘束条件として利用する必要がある．従来からこのための方法としてさまざまなものが提案されているが，それらの多くは，対象物体があらかじめ想定されたクラスに含まれる場合には有効である半面，そうでない場合には対応がまったく不可能となり，多様な対象物体に対して柔軟に対応することができない．したがってこの問題では，多様な世界への対応を可能とするために，どのような事前知識をどのような形で利用するかが大きな問題となっている．

本章では，この問題に関する上記のような現状を踏まえ，まず，従来手法の利点と問題点を，多様な世界への対応可能性という観点から整理，検討する．次に，

その結果に基づき，多様な世界への柔軟な対応を図るための新たな立体復元のための枠組みとして，仮説的な拘束条件に基づく手法を提案する．

2.2 立体復元のための従来手法

2.2.1 ボトムアップアプローチ

立体復元の入力となる画像は，3次元の物体を2次元のスクリーンに光学的に投影することによって得られる．この過程を幾何学的に表現したものが図2.1である．光学投影の過程において，物体上の可視部分の点 P は，P とカメラのレンズ中心 O を結ぶ直線（投影軸）と，画像平面との交点 P′ に像を結ぶ．この過程で物体の形状に関する3次元分の情報のうち，投影軸に沿った奥行きに相当する1次元分の情報が欠落する．

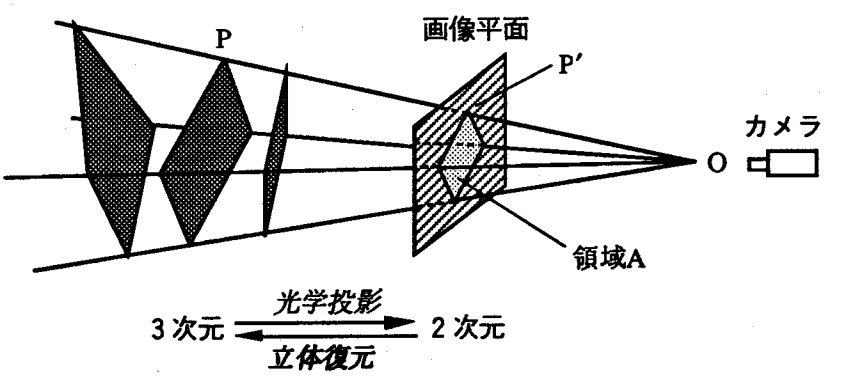


図2.1: 可視部分の立体復元問題

画像から物体形状をボトムアップに復元しようとする処理は，P′ から P の位置を求める問題であり，光学投影の逆過程に相当する．これは**逆光学**（inverse optics）と呼ばれ，数学的には**不良設定問題**（ill-posed problem）となる．ここで，ある問題が**良設定**（well-posed）であるとは次の3つの条件がすべて満足されている場合を指し，この条件が1つでも満たされない問題を不良設定問題という．

(1) 解が存在する.
(2) 解が一意に決定される.
(3) 入力データの変化に対して解が連続的に変化する.

たとえば図2.1において画像のある領域 A の3次元形状を求めようとすると，O と A の作る錐体の任意の切り口が解となり，解が一意に決定できない．それにもかかわらず，人間は通常，単一の写真や図形から，その形状をほとんど個人差なく一意に把握する．これは，対象物体の形状に関する何らかの事前知識に基づいて適切な解を一意に絞っているものと考えられる．立体復元のための一つの考え方として，このような過程の再現を目指し，対象物体のもつ何らかの形状的な特徴を拘束条件として利用することによってボトムアップ的にこの問題を解こうとするアプローチがある．このようなアプローチをボトムアップアプローチと呼ぶ

ボトムアップアプローチでは，立体復元のための拘束条件としてどのようなものを利用すべきかが焦点となる．拘束条件は，問題を不良設定から良設定に変換できる，すなわち解を一意に絞れるだけの拘束力を持つことが必要であるが，その半面，利用できる対象世界の範囲があまりに限定されているようなものでは，実用性の点から問題がある．このため，このアプローチに基づく従来手法の多くは，都市の風景や室内空間において多く見られるような，人工的な形状の持つある種の規則性を拘束条件として利用したものが多い．具体的には，入力画像に対して，物体の3次元での**面の向きや辺の平行性**［中谷 85；田中 89］，**直交性**［Horaud 87；尺長 87；前原 89］，**形状の対称性**［光本 88；Ulupinar 91］，**角の等値性**［Marill 91］などを仮定することによって，その3次元形状を復元する手法などが提案されている．

2.2.2 トップダウンアプローチ

立体復元問題を逆光学と捉え，問題を解くための一般性のある拘束条件を模索するというボトムアップアプローチに対して，シーン中からある既知の物体を探索する場合などのように，処理の目的がはっきりしている場合の立体復元手法として，既知の形状との照合に基づいて対象物体の形状を獲得しようとするトップ

ダウンアプローチも提案されている［Fan 89；土肥 90］．これは，人間の場合でも，対象物体が既知の物体である場合には，一般的に逆光学の問題を解くのではなく，その物体の3次元形状に関する知識をそのまま利用しているはずであるという考えに基づいている．トップダウンアプローチでは，あらかじめシステム内にいくつかの物体の3次元形状をモデルとして蓄積しておき，これらを順次入力画像と照合することによって対象物体の3次元形状を決定する．

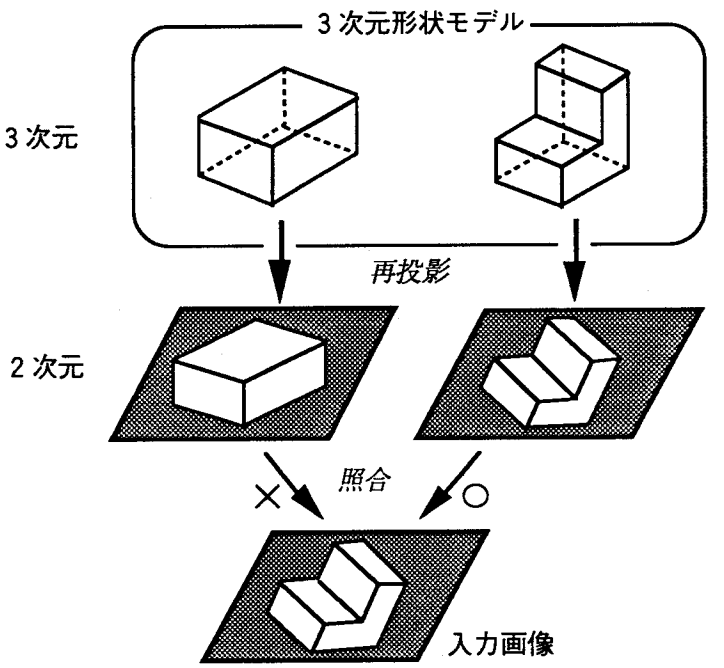


図2.2: トップダウンアプローチ

この処理では，照合の対象となるものが，一方は2次元の画像，他方は3次元の物体形状であるため，これらを直接照合することはできない．したがって通常は，照合の対象となるモデルをある適当な姿勢で画像平面に再投影し，これと入力画像とがどの程度一致するかによって正しいモデルを決定する（図2.2）．この照合処理を効率的に実現するためには，物体の3次元形状を具体的にどのような方法でモデルとして記述しておくかが重要な問題となる．このための記述法として，従来からその目的によって様々なものが提案されており，代表的なものとし

ては，ワイヤフレームモデル，翼エッジ（winged-edge），拡張ガウス像（extended Gaussian image），面パッチ，一般化円筒（generalized cylinder），アスペクトグラフ（aspect graph）などが挙げられる［松山 87］．この他に最近では，ゴムや薄板など，可塑性のある物体を模した力学的なモデルなども提案されている［Terzopoulos 87］．

トップダウンアプローチでは，システムが対象物体の3次元形状に関する完全な知識をあらかじめ持っているため，3次元から2次元へという通常の投影過程の再現および2次元レベルでの照合のみによって処理が実現可能であり，2次元から3次元への逆光学の問題を扱う必要がない．また，工場の生産ラインにおける部品の認識など，扱う物体の種類があらかじめ限られている場合には，非常に実用的な手法となる．

2.3 ボトムアップアプローチとトップダウンアプローチの融合

上述のように，立体復元のための手法には大きく分けて2つのアプローチがある．本節では，多様な対象世界への適応可能性の点からこれら2つのアプローチの利点と問題点について議論すると共に，両者の利点を合わせ持つ新たな立体復元手法について提案する．

2.3.1 ボトムアップアプローチの問題点とトップダウン処理の導入可能性

ボトムアップアプローチでは，拘束条件を利用した立体復元のための処理自体は一律普遍であり，その拘束条件の適用に当たっては，それが対象世界に対して絶対的に成り立つことが暗黙の前提となっている．したがってこのアプローチでは，利用する拘束条件の成り立つ範囲が対応可能な対象世界そのものであり，拘束条件の中身によって処理の汎用性が決定される．たとえば，建物の縁や道路など平行線の多く見られるシーンに対しては，平行性を拘束条件として利用する方

法が有効となり，直交線の多く見られるシーンでは，辺の直交性を利用したものが有効となる．

このような一律普遍的な処理では，利用する拘束条件を満足しないような対象世界は当然考慮の範囲外であり，対応がまったく不可能となる．したがってこのような事態を避けて処理の汎用性を向上させるためには，拘束条件の内容をできるだけ広い範囲の対象世界に対して利用できるような一般性のあるものにすることが必要となる．このような要求を満たすものとして，従来からさまざまな拘束条件が探し求められてきた．2.2.1において紹介したような，辺の平行性や直交性などを利用した手法も，このような規則的な物体形状が人工物空間中に多く見られることに着目したものであり，それらが実際に立体復元のための拘束条件として利用できることを示した点で意義深いものといえる．しかし一方で，立体復元のための拘束条件は，不良設定問題の不定解の中から，対象物体の形状に関する何らかの特徴に基づいて正しい解を区別するためのものでもある．このことから，拘束条件に対して求められる2つの条件，すなわち不定解に対する制約力と対象世界に対する一般性は，相反的な性質であり，両者を共に満足するような拘束条件を求める方法には限界がある．

一方，多様な世界に対応するための別の方法として，複数の種類の拘束条件の集合の中から適当なものを選択して利用することが考えられる［渡辺89］．このような場合には，対象世界に対して拘束条件集合の中のいずれかが適用可能であれば立体復元は可能となり，各々の拘束条件に対して一般性を要求する必要はない．しかしその反面，利用する拘束条件が入力画像中の場所によって異なるため，この拘束条件の割り当てをどのように決定するか，という新たな問題が生じてくる．ボトムアップアプローチにおいて，無数に存在する解の中からどれが一意解として選択されるかは，拘束条件の内容に依存し，正しい解を得るためには，正しい解の形状を記述した拘束条件を利用する必要がある．これは，拘束条件の適用を決める段階で対象物体の正しい3次元形状を知る必要があることを意味するが，このような問題設定は立体復元問題として意味をなさない．

複数の拘束条件を用いた場合のこのような問題に対する方策として，トップダウンアプローチで利用されているような試行錯誤的な処理が参考となる．トップダウンアプローチにおいて利用される物体の形状モデルは複数であるため，対象

物体の形状を決定する際には，この中から対象物体の正しい3次元形状を表現したものを選択する必要がある．このためにトップダウンアプローチでは，モデルの暫定的な選択と，照合結果に基づくモデルの変更という試行錯誤的な処理の繰り返しによって，正しいモデルが決定されている．複数の拘束条件を利用した処理においても，このような試行錯誤的な処理の導入は有効な手段の一つであると考えられる．ボトムアップアプローチに対するこのような動的な処理方式の導入は，処理自体の柔軟性を向上させ，多様な対象世界に対する汎用性の向上に貢献するものと期待される．

2.3.2 トップダウンアプローチの問題点とボトムアップ処理の導入可能性

トップダウンアプローチにおいてボトムアップアプローチにおける拘束条件に対応するものは，物体の形状モデルであり，これらの集合が処理可能な対象世界の範囲を決定する．したがって対象世界の範囲を広げるためには，モデルとして記述されている3次元形状の種類を増やす必要がある．ここで各々の3次元形状をそれぞれ別個のモデルとして表現することを考えた場合，考えられるあらゆるインスタンス形状をすべて記述し，これをあらかじめ蓄積しておくということは難しい．また，仮にこれが可能であったとしても，モデルの照合のためにその2次元画像を生成する際，その画像がモデルの姿勢にも依存することから，各モデルごとにさまざまな姿勢での試行錯誤が必要となる．このためモデルの数の増大はこの試行錯誤の回数を爆発的に増大させ，処理の効率を著しく低下させる．

このような対象世界の拡張と処理の効率化という2つの問題を解決するためには，物体形状をパラメータの集合として表現するなど，形状記述に関して自由度の高いモデルが必要となる．従来提案されているモデルの多くもこのような要求を満たすための試みではあるが，いずれもモデルによって記述される形状の単位を物体全体と考えているため，多様な形状を一つのモデル表現によって記述することは難しい．

これに対し，物体の部分的な形状を記述したモデルを考え，これらの組み合わせによって，任意の物体の形状を記述するという方法が考えられる．組み合わせ

的な形状表現では，比較的単純なモデルによって多様な形状表現が可能となることから，トップダウンアプローチにおける上述の2つの問題の解決に有効であると考えられる．このような方法では，物体の部分形状としてどのようなものを利用するかが，それらの組み合わせによって表現される対象世界の範囲を決定する鍵となる．この点に関し，ボトムアップアプローチにおいて提案されているような種々の拘束条件が参考になる．特に辺の平行性や直交性などの物体形状の幾何学的な規則性は，人工物体の多くが持っている部分形状特徴であり，これらを組み合わせることによって，少なくとも人工物から構成される世界においては，その中のかなりの種類の物体形状が記述可能となると考えられる．

2.3.3 仮説に基づく立体復元手法

以上のような議論の結果に基づき，ボトムアップアプローチとトップダウンアプローチの両者の長所を取り入れた立体復元手法について提案する．ただし，本研究では新たなアプローチに基づく立体復元のための処理の枠組みを提案することが目的であるため，以下では簡単のために，この本質を失わない範囲内で，可能なかぎり問題を単純化して議論を進めていく．

本手法では，従来のボトムアップアプローチにおいて利用されている人工物形状の幾何学的な規則性の中で，複数個のものを拘束条件として利用する．本論文ではその具体的な例として，画像中の各領域に対して適用される次のような3つの拘束条件を考える．

- **形状の長方形性** ：“対象領域は3次元で長方形である．”
- **面の水平性** ：“対象領域は3次元で水平面である．”
- **面の鉛直性** ：“対象領域は3次元で鉛直面である．”

ここで**水平面**および**鉛直面**とは，図2.3のように重力方向ベクトルに対して直交する面もしくは平行となる面を意味し，以下の議論では，物体が重力の働く環境に存在することを前提とする．ただし，この定義によれば，水平面の向きは重力方向ベクトルに対して一意に決定されるのに対し，鉛直面の向きは無数となり，こ

れだけでは立体復元の際に解を一意に絞ることができない．したがって本論文では，面の鉛直性の利用に関しては，他の領域の復元形状との整合性に基づいて解を絞るものとする．

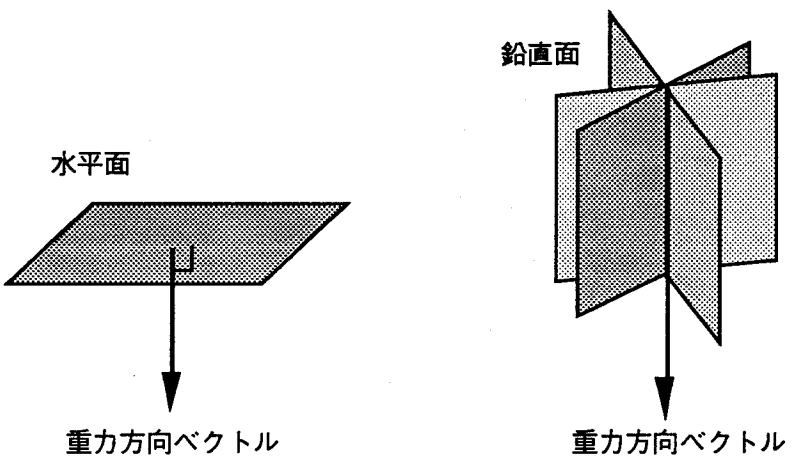


図2.3: 水平面と鉛直面

拘束条件として具体的にこの3つを選択した理由は，室内空間に自然に置かれた人工物から構成される世界では，このいずれかを満たす平面により構成される物体が多く，我々人間も外界の認知においてこのような仮説を最も多く利用していると考えられるためである．また人工物の多くは多面体として近似でき，しかも四角形平面から構成される場合が多いため，ここでは対象を四角形平面のみからなる多面体に限定する．この限定は対象世界を強く制限するように思われるが，多面体近似できるような人工物はたとえそれが四角形以外の面を含んでいても，四角形面のみの復元によって全体が復元できることが多い．その場合には画像中の四角形領域のみを解釈の対象にすると考えてもよい．たとえば，図2.4に示したような物体では，四角形以外の面はすべて少なくともその2辺が四角形面と隣接しており，四角形面の形状がすべて定まれば，これらの面の方向は決定され，これを拘束条件として形状が一意に決定できる．

さらに，入力画像は物体の各面に対応した四角形領域に分割可能であるものとし，遮蔽（occlusion）を含まないものとする．この画像はあらかじめ領域分割，多角形近似などの初期視覚に含まれる処理によって2次元の特徴抽出を終えた後，

領域の頂点のスクリーン座標及び領域間の接続関係のデータとして与えられるものとする．以上の条件は議論を簡単にするためのもので，本手法自体の本質とは無関係である．

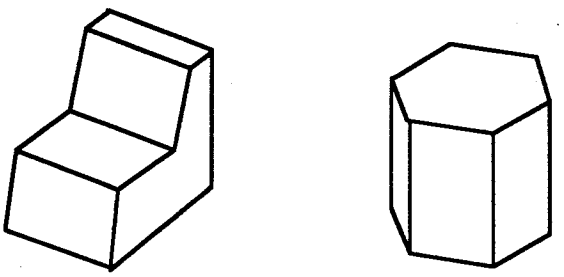


図2.4: 四角形面の形状のみから全体の形状が決定できる物体の例

前述の3つの拘束条件は，物体のすべての部分に対して成り立つ絶対的な拘束条件ではない．そこで，これらを常に正しいとは限らないことから**仮説**と呼ぶ．各々の仮説は，画像の各領域に対して適用されるため，それぞれの領域で正しい仮説を選択する必要がある．このための処理として，トップダウンアプローチにおいて適切なモデルを選択する際に利用されている試行錯誤的な処理を導入することを考える．ここで，上述のような仮説は面のある性質を記述したものにすぎず，従来トップダウンアプローチにおいて利用されている物体モデルのように特定の3次元形状を記述したものではない．そのため，通常のトップダウンアプローチのようにモデルの形状を画像平面に再投影し，これを入力画像と照合するという方法によって適切な仮説を決定することはできない．

そこで本手法では，暫定的な仮説に基づく復元形状の整合性をその仮説の検証に利用することを考える．すなわち，画像中の各領域に対して前述の仮説の中から1つもしくは複数を選択，適用し，画像全体において適用されたすべての仮説を満足する3次元形状を復元できれば，適用した仮説は正しかったものと判断し，そうでなければ，いずれかの領域に適用されているいずれかの仮説が誤りであったものとみなしてその仮説を棄却し，新たな仮説を適用する，という方法をとる（図2.5）．このような処理では，処理の途中で生成される形状はすべて暫定的なものであり，この結果に基づいて適用する仮説を修正し，それによってまた復元

される形状も変化する．

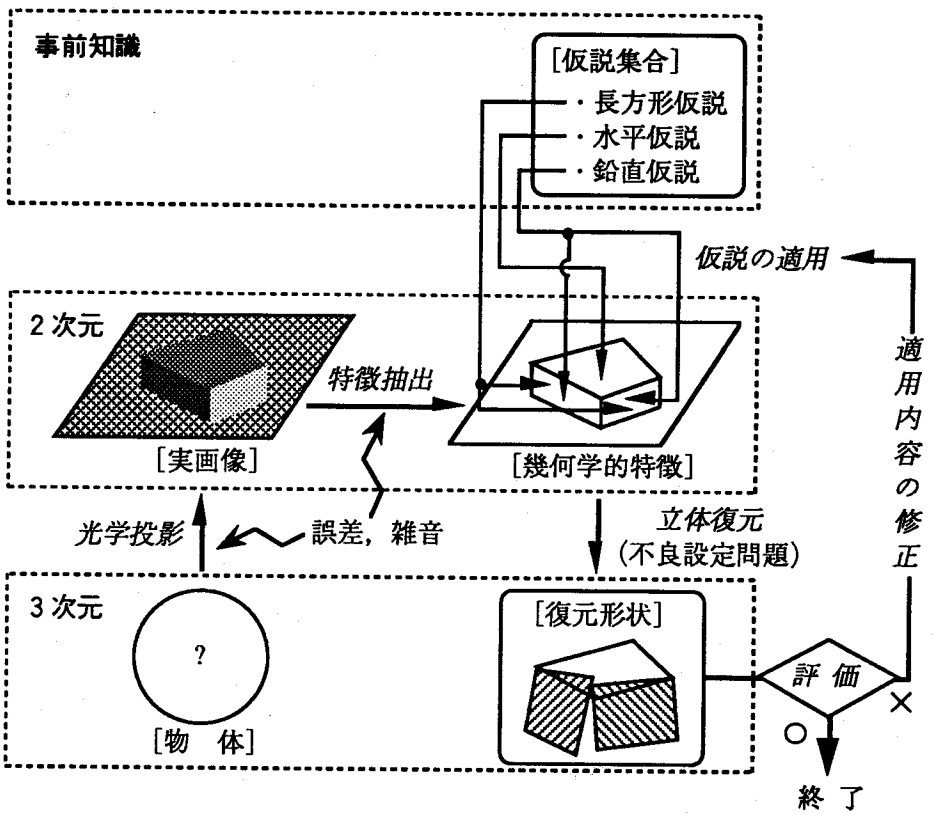


図2.5: 仮説の適用と立体復元

このような処理を機械的に実現するためには，仮説の適用内容を評価するための基準を形式的に記述しておく必要がある．本論文では，このための評価基準の具体的な例として次のようなものを考える［角所 90a］．

(1) **適用内容と復元形状の一致**

ある仮説が適用されている領域に，その仮説の示す拘束条件を満たす部分形状が復元されること．

(2) **適用内容の明確さ**

中途半端な判断が行われないこと（適用内容が適用するか否かの2値であること）.

(3) **適用内容の合理性**

水平仮説と鉛直仮説が同じ領域に同時に適用されないこと.

(4) **適用される仮説の数**

各領域において少なくとも1つの仮説が適用されること.

(5) **2次元特徴との一致**

隣接領域の境界線は3次元的にルーフエッジであると考え，隣接領域に同時に水平仮説が適用されないこと.

ただし，これらの利用に際しては，各々の基準が絶対的に満足されることを必ずしも要求しない．すなわち，これらの評価基準をより満足するものが，より適切な仮説であるとし，これらをできるだけ満たすような仮説の適用内容，およびそれに基づく復元形状を求めるものとする.

以上のような立体復元手法を，今後，**仮説に基づく立体復元手法**と呼ぶことにする.

2.4 結 言

幾何学的な情報に基づく立体復元のための手法として，従来提案されているボトムアップアプローチとトップダウンアプローチについて概説し，その利点と問題点を議論した．さらにその結果に基づいて，新たな立体復元手法，仮説に基づく立体復元手法を提案した．この手法は，ボトムアップアプローチとして見れば，複数の拘束条件の動的な適用に基づく手法であり，トップダウンアプローチとして見れば，部分形状モデルの組み合わせに基づく手法である．したがってこの手

法は，従来の２つのアプローチの中間的な性格を有しており，両者の長所を合わせ持つ手法であると言うことができる．

視覚情報処理に関わる多くの処理は不良設定問題であり，対象世界に関する知識を利用する必要がある．しかし，通常それらの問題に利用できる知識の多くは，経験的に得られた発見的な知識であり，ある対象世界においては成り立つが，別の対象世界に対しては成り立たない不完全な知識である．このような不完全な知識に基づいて正しい解を得るためには，それらの知識を仮説と見なして暫定的な結果を求め，さらにその結果をより一般的な知識に照らして修正するという，一種の仮説推論を実現しなければならない．本章で提案した手法はこのような考え方に基づくものであり，視覚情報処理における他の多くの問題にも応用できる処理の枠組みであるといえる．特に立体復元問題における仮説推論の利用は，近年トップダウンアプローチでも利用が試みられており［石塚 88］，今後，重要な研究課題となると考えられる．

第3章

正則化に基づく可視部分の立体復元

3.1 緒　言

前章で述べたような仮説に基づく立体復元の手法において，画像中の各領域に対する仮説の適用は領域ごとに独立ではなく，互いに“両立する”，あるいは“矛盾する”という依存関係を持つ．すなわち，ある仮説に基づいて復元された各領域の3次元形状がその境界線において互いに整合する場合，適用された仮説は与えられた画像特徴に対して互いに両立する関係にあり，逆に，各領域形状が互いに整合しない場合，それらの仮説は互いに矛盾する関係にあるといえる．対象物体の適切な3次元形状を復元するためには，入力画像に対して互いに無矛盾な関係にある仮説を選択，適用し，それに基づいて形状を復元しなければならない［角所89a-c］．

さて，このような処理の実現を考えた場合，2つの問題点が生じる．まず第1番目の問題は処理の効率化に関する問題である．ある画像に対して互いに無矛盾な仮説を選択，適用するためには，それに基づく復元形状の整合性を考慮する必要がある．一方，画像から物体形状を復元するためには，何らかの仮説が適用されていなければ解が一意に定まらない．このように，仮説の適用処理と立体復元処理とは互いに依存し合う関係にあるため，これを通常の逐次処理アルゴリズム等を用いて手続き的に実現しようとすると，ある暫定的な仮説の適用とそれに基づく立体復元，さらにその結果に基づく仮説の変更というサイクルを総当たり的

に繰り返す必要がある．さらに，この処理の対象となる画像は2次元的な情報であるため，上記の1サイクルの中には，画像中の各領域に対する処理の繰り返しが含まれる．

第2番目の問題は，画像に含まれる雑音や誤差の問題である．立体復元処理の対象となる画像や物体形状は，数値パターン情報であり，連続量である．したがってこの中には，センサの性能や2次元特徴抽出処理などに起因する雑音や誤差，ディジタル画像の量子化誤差，さらに計算機処理において生じる丸め誤差などが必然的に含まれる．このため，適用された仮説に基づいて3次元形状を復元する処理では，たとえ無矛盾な仮説集合が適用されていたとしても，画像中に含まれる誤差や雑音のために，各領域において復元された部分形状が適用仮説を完全に充足し，かつそれらが厳密に整合するということは非常に稀である．したがって，復元形状の整合性を評価する際には，このような誤差や雑音の影響をある程度許容もしくは修正する必要があるが，この場合に，個々の仮説の充足と部分形状間の整合の判定条件をそれぞれどの程度緩め，適切な仮説とそれに基づく復元形状とを解として見つけてくるかが問題となる．

そこで，このような2つの問題点に対処するために，近年，初期視覚に関する研究分野において盛んに利用されている，正則化（regularization）［Poggio 85］という考え方を導入する．正則化では，視覚情報処理における様々な不良設定問題をある評価関数の最適化問題に帰着して解くため，上述のような誤差や雑音を含むデータへの対処に適している．また，評価関数は一種の制約表現であり，正則化ではこれを用いることによって，問題自体を関係指向的に記述するため，対象指向的な問題記述に基づく通常の手法に比べ，相互作用的な処理を実現しやすいという利点も合わせ持っている．本章では，正則化のもつこれらの特徴を利用し，仮説の適用処理と，それに基づく立体復元処理とを同時に実現するための手法について提案する．

3.2 正則化と線過程

まずはじめに，本章で導入する正則化と線過程の考え方について概説する．

3.2.1 正則化

対象世界の3次元形状情報を σ，その2次元画像データを d とすると，光学投影過程は次のような式で表現できる．ただし，Ω は光学投影による変換を表現する演算子であり，ν は誤差や雑音を表す．

$$\Omega\,\sigma + \nu = d \tag{3.1}$$

立体復元問題を含む一般の視覚情報処理は，d から σ を求める逆光学過程であり，これを実現するためには通常，Ω^{-1} および ν を知る必要がある．しかしこれは不良設定問題となり，実際には求めることができない．そこで正則化では，その代わりに以下のような関数Eを最小にする$\hat{\sigma}$を解として求める．

$$\mathrm{E} = c_{\mathrm{D}} \left\| \Omega\hat{\sigma} - d \right\|^2 + \left\| \Phi\hat{\sigma} \right\|^2 \tag{3.2}$$

式(3.2)の第1項 $\left\| \Omega\hat{\sigma} - d \right\|^2$ は観測データと解の差を表現し，**ペナルティー項**と呼ばれる．また第2項$\left\| \Phi\hat{\sigma} \right\|^2$は解$\hat{\sigma}$に対する拘束条件を表現し，**安定化項**と呼ばれる．c_{D} は観測データの信頼性を表す定数である．このような関数を通常，**エネルギー関数**と呼ぶ．

式(3.2)の最小化は汎関数の極値問題であり，これは変分法の枠組みで解くことができる．ここでエネルギー関数が求めるべき量に関して2次形式でない場合には，複数の極小値が存在し，任意の初期値からの反復演算では最小値への収束が保証されない．したがってこのような場合には，極小値を避けるための何らかの工夫が必要となるが，このための決定的な方策は現在のところ提案されておらず，これが正則化の大きな問題点として指摘されている．しかし一方，正則化は一種の最適化手法であるため，入力情報が雑音を含んだり部分的に情報が欠落したりしていて信頼性が低く，このために与えられた制約を完全に満足するような（すなわちエネルギー関数 E を完全に0にするような）解が存在しない場合でも，理想解にできるだけ近い次善の解を得ることができる．このためこの手法は，視覚情報処理の中でも，特に初期視覚のような実画像データを扱う問題の解法として盛

んに利用されている［坂上 89；横矢 91］．正則化の持つこのような利点は，2.1において述べたような，仮説に基づく立体復元手法における雑音と誤差の問題の解決に有効であると考えられる．

3.2.2 線過程

正則化によって，式(3.2)のようなエネルギー関数を最小化する場合，拘束条件 $\|\Phi\hat{\sigma}\|^2$ は対象画像に対して一律普遍に適用されていることになる．しかし現在利用されているどのような拘束条件も，画像中のあらゆる部分において成立することはきわめて稀である．ところがこの方法では，画像中の場所によって拘束条件の内容を変えるには，各々の拘束条件の適用場所を前もってエネルギー関数の中で指定しておかなければならず，拘束条件の適用場所が処理の前にわかっている必要がある．したがってこの手法のみでは，仮説に基づく立体復元手法のもう一つの問題点，仮説の適用処理と立体復元処理との相互作用の問題を解決することはできない．

このように部分的に拘束条件を満たさない対象データに対して一律にエネルギー関数を最小化するという方法の限界を打破するための方法として，**線過程**（line process）という概念が提案されている［Geman 84；Koch 87；Terzopoulos 88］．この考え方を，初期視覚における**表面再構成**（surface reconstruction）の問題を例にして説明する．

各種の距離センサや両眼立体視のアルゴリズムによって得られる距離データは，画像中の観測点までの距離だけが離散的に並んだものである．したがってここから対象世界の3次元記述を生成するためには，何らかの方法によって観測点以外の点の距離情報を補間する必要がある．これが表面再構成と呼ばれる問題であり，これは他の多くの視覚情報処理の問題と同様，一種の不良設定問題となる．この問題において通常，拘束条件として利用されるのは**距離データの連続性**，すなわち，“画像中の隣接点の距離データは連続的に変化する”というもので，これは言い替えれば物体表面の滑らかさに相当する．したがって，この拘束条件に基づく処理は，式(3.2)の表現を利用すると，次のようなエネルギー関数 E' の最小化問題に帰着される．

$$E' = c_D \sum_{i \in D} (f_i - d_i)^2 + \sum_{(i,j) \in T} (f_i - f_j)^2 \tag{3.3}$$

ただし，画素全体の集合をI，距離データの得られている点の集合をD（D⊂I），画像中で互いに隣接する画素対の集合を T，第 i 番目の画素での距離データの推定値および実測値を f_i（$i \in I$），d_i（$i \in D$）とする．

式(3.3)では，第1項がペナルティー項，第2項が安定化項であり，集合

$$\{ f_i \mid E'(f_i) = 0, i \in I \}$$

が求めるべき再構成画像となる．しかし，画像中には，遮蔽のために距離データが本来不連続である部分があり，この部分では，拘束条件であるデータの連続性が満たされない．したがって単にエネルギー関数 E′ を最小化した場合には，そのような不連続部分まで滑らかに補間した結果が得られ，望ましくない．そこで，Kochらは，入力となる距離画像データ中に暗黙に存在する距離の不連続を明示的に表現する変数，

$l_{ij} = 1$　（第 i，j 番目の画素間に不連続点が存在する）
$l_{ij} = 0$　（第 i，j 番目の画素間に不連続点が存在しない）
（$(i, j) \in T$）

を導入し，最小化すべきエネルギー関数を次のように定義した．

$$E'' = c_D \sum_{i \in D} (f_i - d_i)^2 + \sum_{(i,j) \in T} \left\{ (1 - l_{ij})(f_i - f_j)^2 + c_L l_{ij} \right\} \tag{3.4}$$

このエネルギー関数では，l_{ij} の値を場所によって変えることにより，拘束条件の一律普遍な適用が避けられる．すなわち，このエネルギー関数を最小化する処理では，もし，$(f_i - f_j)^2$ が定数 c_L より小さいときには，$l_{ij} = 0$ として f_i と f_j を等しくし，逆の場合には f_i と f_j を等しくすることをやめて，$l_{ij} = 1$ とすることが要求される．

ここで導入した変数 l_{ij} は，物体のエッジなどの線特徴の有無を表現することか

ら，線過程と呼ばれる．線過程を導入した正則化では，処理前の段階では現われていない情報を明示的に表現することによって，事前情報と事後情報との関係，および事後情報間の相互関係に関する制約を記述することが可能となり，事前情報と事後情報の相互作用が容易に実現できる点に特徴がある．そこで，この考え方を利用し，仮説に基づく立体復元における仮説の適用処理と立体復元処理との相互作用の実現を図る．

3.3 問題空間の表現

具体的な議論に入る前に，まず，幾何学的情報に基づく可視部分の立体復元の問題をここで定式化しておく．ワールド座標系におけるカメラの位置および見込み角などのカメラパラメータを既知とすると，座標変換によって，カメラ中心座標系による物体表現はワールド座標系による物体表現に変換できる．そこで，以後の議論では，物体形状の表現にカメラ中心座標系を利用する．すなわち，カメラ位置を原点Oとし，画像平面に平行にx，y軸，カメラの光軸方向にz軸をとった座標系（図3.1）を考える．物体表面の任意の点をPとすると，この点は理想的な光学投影では，この点とレンズ中心Oを結ぶ直線（投影軸）と画像平面 $z=f$（f：カメラの焦点距離）との交点P′に像を結ぶ（このようなモデル化を**中心投影**と呼ぶ）．しかし，投影時の雑音や，特徴抽出の際の誤差などにより，実際に得られる位置は，P′から誤差の分だけずれた点P″となる．このPとP″との関係は次のように表すことができる．ただし，この座標系における点Pの位置ベクトルを，$\mathbf{p}$で表す．

$$\mathbf{p} = k_P\,\mathbf{p}' \tag{3.5}$$

$$\mathbf{p}' = \mathbf{p}'' + \boldsymbol{\delta}_P \tag{3.6}$$

ここでk_Pは$|\mathbf{p}|$の$|\mathbf{p}''|$に対する比であり，これを**奥行きパラメータ**と呼ぶ．また，$\boldsymbol{\delta}_P$はP″をP′へ補正するための画像平面上のベクトルであり，これを**補正ベクトル**と呼ぶ．

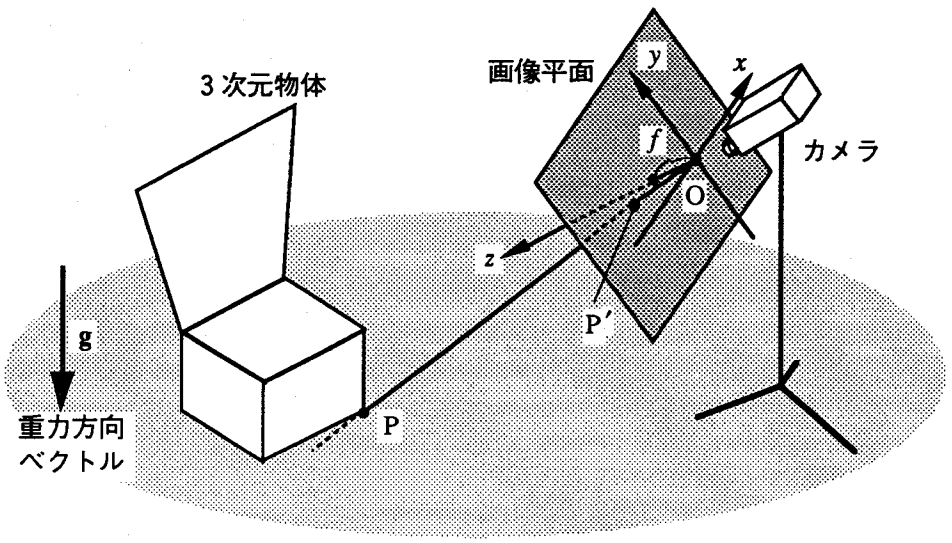


図3.1: カメラ中心座標系

カメラの焦点距離 f を既知とすれば，画像中の点 P″ に対する物体上の点 P の位置は式(3.5)，(3.6)により，奥行きパラメータ k_P と補正ベクトル $\boldsymbol{\delta}_P$ の x，y 成分の合計 3 つの要素によって一意に決定される．したがって画像中のすべての点に対するこれらの値の集合は，その画像に対応する任意の可能な 3 次元形状（問題空間）を表現する．特に，すべての点に対して奥行きパラメータを1.0，補正ベクトルを零ベクトルとした場合，これは画像そのものを表現することになる．さらに，2.3.3 で述べたように対象物体を多面体に限定していることから，その形状は頂点位置のみによって表現できる．以上のことから，幾何学的情報に基づく可視部分の立体復元とは，与えられた線画像のすべての頂点に対して，奥行きパラメータおよび補正ベクトルを決定する処理であるといえる．

なお，2.3.3で立体復元のための仮説として提案した面の水平性と鉛直性は，重力の存在が前提となり，上で述べたカメラ中心座標系における重力方向ベクトルの方向が必要となるが，これはあらかじめ与えられているものとする．

3.4 制約条件のエネルギー関数表現

次に，立体復元のための処理に関わるいくつかの制約条件をエネルギー関数として表現する．まず各々の制約条件をエネルギー関数として表現し，これらを構成要素として，立体復元のためのエネルギー関数を定義する．

3.4.1 平面性条件のエネルギー関数

本論文では対象物体として多面体を考えているため，復元された形状が至るところ平面によって構成されることを要求する制約条件，平面性条件が必要となる．この制約条件は，先に述べた立体復元のための仮説とは異なり，立体復元の過程で常に満足されることが前提の必須の制約条件である．この平面性条件を本章では以下のように定義する．ただし，ベクトル $\mathbf{v}_1$ と $\mathbf{v}_2$ のスカラ積およびベクトル積を $\mathbf{v}_1 \cdot \mathbf{v}_2$ および $\mathbf{v}_1 \times \mathbf{v}_2$ で表す．

[定義 3.1] （ベクトルの直交性と平行性のエネルギー関数）

$\mathbf{v}_1$，$\mathbf{v}_2$ を3次元空間ベクトルとし，$\mathbf{v}_1$，$\mathbf{v}_2$ の成す角を $\theta(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2)$ で表す．ここで orth $(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2)$，para $(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2)$ を次式で定義する．

$$\begin{aligned}\mathrm{orth}\,(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2) &= \cos^2\{\theta\,(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2)\} \\ &= \frac{(\mathbf{v}_1\cdot\mathbf{v}_2)^2}{\|\mathbf{v}_1\|^2\|\mathbf{v}_2\|^2}\end{aligned} \tag{3.7}$$

$$\begin{aligned}\mathrm{para}\,(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2) &= \sin^2\{\theta\,(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2)\} \\ &= 1-\cos^2\{\theta\,(\mathbf{v}_1,\mathbf{v}_2)\}\end{aligned} \tag{3.8}$$

[定義 3.2] （平面性条件のエネルギー関数）

画像中の任意の領域 A の互いに隣接する任意の2点を P_2'' と P_3'' とし，それらのもう一方の隣接頂点を P_1'' と P_4'' とする．ここで，領域 A の復元形状が平面であることを要求するエネルギー関数 E_{FA} を次式で定義する．

$$E_{FA}=\sum \mathrm{para}\left((\mathbf{p}_1-\mathbf{p}_2)\times(\mathbf{p}_3-\mathbf{p}_2),\ (\mathbf{p}_2-\mathbf{p}_3)\times(\mathbf{p}_4-\mathbf{p}_3)\right) \tag{3.9}$$

ただし，$\sum$ は領域 A におけるすべての連続する 4 頂点P_1''，P_2''，P_3''，P_4''（P_1''，P_2''，P_3''，P_4'' はこの順に並んでいるものとする）についての総和を表す．

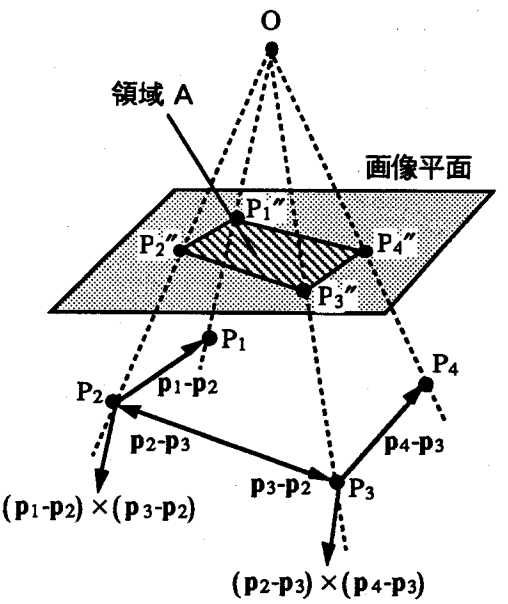


図3.2: 平面性条件のエネルギー関数表現

このエネルギー関数 E_{FA} は，領域 A の各頂点に対して，その点の 3 次元位置から，両側の隣接頂点の 3 次元位置へ向かう 2 つのベクトルの外積ベクトルを構成した場合に，領域 A のすべての隣接 2 頂点に対して，その外積ベクトルが互いに平行となるときに最小値 0 をとる．図3.2に隣接 2 頂点における外積ベクトルの例を示す．

3.4.2 仮説のエネルギー関数

次に，先に提案した 3 つの仮説（長方形仮説，水平仮説，鉛直仮説）に対応するエネルギー関数を以下のように定義する．

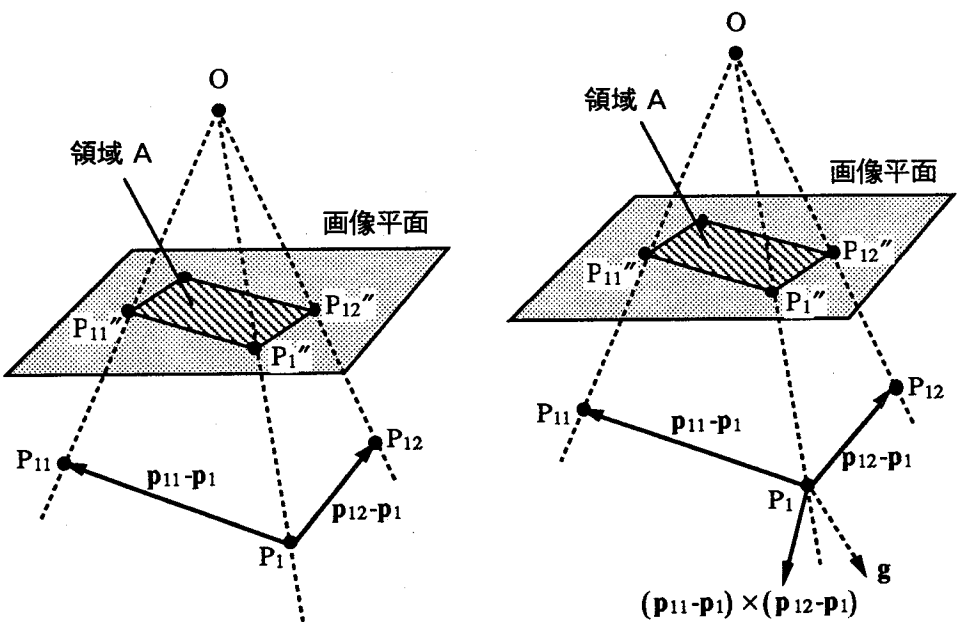
[定義 3.3] (長方形仮説, 水平仮説, 鉛直仮説のエネルギー関数)

画像中の任意の領域 A の第 i 番目の頂点を P_i'' とし, これの両側の隣接 2 頂点をそれぞれ, P_{i1}'' と P_{i2}'' で表す. ここで, 領域 A の復元形状がそれぞれ長方形, 水平面, 鉛直面であることを要求するエネルギー関数 E_{RA}, E_{HA}, E_{VA} を次式で定義する. ただし, $\mathbf{g}$ は, 方向が既知の重力方向ベクトルである.

$$E_{RA} = \sum_{i=1}^{4} \mathrm{orth}\,(\mathbf{p}_{i1} - \mathbf{p}_i\,,\ \mathbf{p}_{i2} - \mathbf{p}_i) \tag{3.10}$$

$$E_{HA} = \sum_{i=1}^{4} \mathrm{para}\big((\mathbf{p}_{i1} - \mathbf{p}_i) \times (\mathbf{p}_{i2} - \mathbf{p}_i)\,,\ \mathbf{g}\big) \tag{3.11}$$

$$E_{VA} = \sum_{i=1}^{4} \mathrm{orth}\big((\mathbf{p}_{i1} - \mathbf{p}_i) \times (\mathbf{p}_{i2} - \mathbf{p}_i)\,,\ \mathbf{g}\big) \tag{3.12}$$



(a) 長方形仮説 (b) 水平・鉛直仮説

図3.3: 仮説のエネルギー関数表現

長方形仮説のエネルギー関数 E_{RA} は，領域 A の各頂点の 3 次元位置から，両側の隣接 2 頂点の 3 次元位置へ向かう 2 つのベクトルがすべて互いに直交するときに最小値 0 をとる．図3.3(a)に，領域 A の頂点 P_1 に対するこれら 2 つのベクトルの例を示す．水平仮説のエネルギー関数 E_{HA} および鉛直仮説のエネルギー関数 E_{VA} は，領域 A の各頂点に対して，上述の 2 つのベクトルの外積ベクトルを構成し，領域 A のすべての隣接 2 頂点に対して，この外積ベクトルが，あらかじめ与えられた重力方向ベクトルとそれぞれ平行となる，ならびに直交するとき最小値 0 をとる．図3.3(b)に，領域 A の頂点 P_1 に対する外積ベクトルの例を示す．

3.4.3 線過程の導入

式(3.9)～(3.12)で定義した 4 つのエネルギー関数を利用し，さらに線過程の考え方を取り入れて，2.3.3 で述べた仮説の適用のための評価基準をエネルギー関数として表現する．まず，線画像中の領域 A に対して長方形仮説，水平仮説，鉛直仮説を適用するか否かを表現する変数 r_A ，h_A ，v_A を導入する．これを**仮説の適用変数**と呼ぶ．これは，長方形仮説については，

$r_A = 1$ （領域 A に長方形仮説を適用する）
$r_A = 0$ （領域 A に長方形仮説を適用しない）

であり，他の仮説についても同様である．これが3.2 で述べた線過程に相当する．したがって仮説と形状との相互作用は，これらの変数と先に定義した 3 つのエネルギー関数との積によって表現できる．長方形仮説の場合は次のようになる．

$$E_{RA}\, r_A + c_R\left(1 - r_A\right)$$

これは，式(3.4)で述べたエネルギー関数の第 2 項における $1 - l_{ij}$ と l_{ij} をそれぞれ r_A と $1 - r_A$ によって，また滑らかさのエネルギー関数 $(f_i - f_j)^2$ を長方形仮説のエネルギー関数 E_{RA} によって置き換えたものである．したがってこの項は，領域 A の長方形仮説のエネルギー関数 E_{RA} の値がある閾値 c_R よりも小さいときには，r_A

を1，すなわち領域Aに長方形仮説を適用して E_{RA} を最小化することを要求し，逆に E_{RA} が c_R よりも大きいときには，r_A を0，すなわち領域Aに長方形仮説を適用することをやめて E_{RA} の最小化は行わないことを要求する．これにより2.3.3で提案した仮説の適用に関する評価基準（1）を実現できる．

さらに，仮説の適用変数の組み合わせによって仮説の適用に関するその他の評価基準（2）～（5）をエネルギー関数として次のように表現できる．

A．“適用内容の明確さ”のエネルギー関数

長方形仮説の場合，この制約条件は，r_A が0あるいは1のときに最小値0をとるようなエネルギー関数，

$$r_A(1 - r_A)$$

として表現できる．

B．“適用内容の合理性”のエネルギー関数

これは，h_A と v_A の少なくとも一方が0であるときに最小値0をとるようなエネルギー関数，

$$h_A v_A$$

として表現できる．

C．“適用される仮説の数”のエネルギー関数

これは，r_A，h_A，v_A の少なくとも一つが1であるときに最小値0をとるようなエネルギー関数，

$$(1 - r_A)(1 - h_A)(1 - v_A)$$

として表現できる．

D. “2次元特徴との一致”のエネルギー関数

これは，画像中の隣接2領域A，Bに対して，h_A と h_B の少なくとも一方が0であるときに最小値0をとるようなエネルギー関数，

$$h_A\ h_B$$

として表現できる．

3.4.4 画像との整合性のエネルギー関数

最後に，復元形状と画像とが一致するための制約条件を考える．補正ベクトルは画像平面上における観測頂点 P″ から P′ へのずれであるから，画像がまったく誤差を含まない場合には，P′ と P″ とは一致しなければならず，補正ベクトルは常に0でなければならない．一方，画像がある程度誤差を含む場合でも，理想頂点 P′ は観測頂点 P″ の近傍に存在すると考えられるから，$|\mathbf{p}''-\mathbf{p}'|$ があまりに大きな値であることは合理的ではない．以上のことから，復元形状と画像との整合性のエネルギー関数として，次のようなものを考える．ただし，δ_P^x，δ_P^y は，点Pの補正ベクトル $\boldsymbol{\delta}_P$ の x，y 成分である．

$$\begin{aligned}|\mathbf{p}''-\mathbf{p}'|^2 &= |\boldsymbol{\delta}_P|^2 \\ &= (\delta_P^x)^2+(\delta_P^y)^2\end{aligned} \tag{3.13}$$

このエネルギー関数は，入力画像を信頼すること要求するものであるということもできる．

3.4.5 立体復元のためのエネルギー関数

立体復元のために最小化すべき全体のエネルギー関数 E_1 を，3.4.1〜3.4.4で述べたエネルギー関数の線形荷重和として次のように定義する．

$$
\begin{aligned}
E_1 = \sum_{A} [\quad & c_1 E_{FA} \\
& + c_2 \{ E_{RA} r_A + c_R (1 - r_A) \} \\
& + c_2 \{ E_{HA} h_A + c_H (1 - h_A) \} \\
& + c_2 \{ E_{VA} v_A + c_V (1 - v_A) \} \\
& + c_3 r_A (1 - r_A) + c_3 h_A (1 - h_A) + c_3 v_A (1 - v_A) \\
& + c_4 h_A v_A \\
& + c_5 (1 - r_A)(1 - h_A)(1 - v_A) \quad] \\
+ \sum_{(A,B)} & c_6 h_A h_B \\
+ \sum_{P} & c_7 \left\{ (\delta_P^x)^2 + (\delta_P^y)^2 \right\} \\
\geq 0 &
\end{aligned}
\tag{3.14}
$$

ここで，第1番目の $\sum$ は，画像中のすべての領域についての総和を，第2番目の $\sum$ は画像中のすべての隣接領域対についての総和を，3番目の $\sum$ は画像中のすべての頂点についての総和をそれぞれ表現する．$c_1 \sim c_7$ はそれぞれの制約条件が両立しない場合にどれをどの程度重視するかを左右する定数であり，これを**荷重定数**と呼ぶ．

3.5 最急降下法によるエネルギー最小化

式(3.14)で定義したエネルギー関数の最小化法としていろいろなものが考えられるが，本章では，エネルギー最小化のための方法自体は議論の焦点ではないため，従来の正則化の手法に倣い，もっとも単純な**最急降下法**を利用する．最急降下法によるエネルギー最小化は，近年，相互結合型のニューラルネットワークによって緩和的かつ並列的に実行可能なことが示されており，本論文でもこのためのニューラルネットワークについて，続く3.6で議論する．

時刻 t における頂点 P の奥行きパラメータ $k_P(t)$ の更新規則を次式で定義する．

$$
\frac{dk_P(t)}{dt} = - \frac{\partial E_1}{\partial k_P(t)} \tag{3.15}
$$

同様に，時刻 t における頂点 P の補正ベクトルの x 成分 $\delta_P^x(t)$ の更新規則を次式で定義する．

$$\frac{\delta_P^x(t)}{dt} = -\frac{\partial E_1}{\partial \delta_P^x(t)} \tag{3.16}$$

補正ベクトルの y 成分の更新規則も同様に定義する．

仮説の適用変数，r_A，h_A，v_A については，値域を [0, 1] にする必要があるため，それぞれに対して媒介変数 u_{RA}，u_{HA}，u_{VA} を導入し，次のような更新規則を定義する．ただし，時刻 t における，r_A，u_{RA} の値を $r_A(t)$，$u_{RA}(t)$ によって表す．

$$\frac{u_{RA}(t)}{dt} = -\frac{\partial E_1}{\partial r_A(t)} \tag{3.17}$$

$$r_A(t) = \mathrm{sigmoid}\left(u_{RA}(t)\right) \tag{3.18}$$

$$\mathrm{sigmoid}\,(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \tag{3.19}$$

h_A，v_A の更新規則も同様に定義する．

なお，関数 sigmoid (x) は，図3.4に示すように，$x=0$ で値 0.5，$x=\pm\infty$ でそれぞれ値 1 および 0 をとるような，S 字型の関数である．

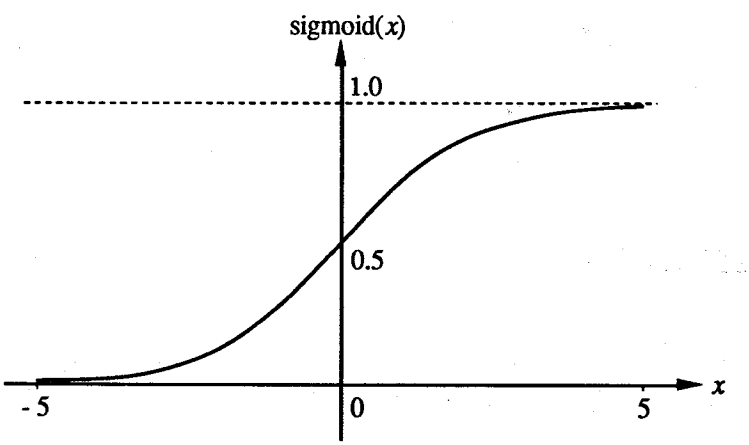


図3.4: 関数 sigmoid(x) のグラフ

この更新規則では，$\frac{dr_A}{dt}=\frac{dr_A}{du_{RA}}\frac{du_{RA}}{dt}$，$\frac{dr_A}{du_{RA}}=r_A(1-r_A)$ などより，

$$
\begin{aligned}
\frac{dE_1}{dt} = & \sum_P \left\{ \frac{\partial E_1}{\partial k_P}\frac{dk_P}{dt} + \frac{\partial E_1}{\partial \delta_P^x}\frac{d\delta_P^x}{dt} + \frac{\partial E_1}{\partial \delta_P^y}\frac{d\delta_P^y}{dt} \right\} \\
& + \sum_A \left\{ \frac{\partial E_1}{\partial r_A}\frac{dr_A}{dt} + \frac{\partial E_1}{\partial h_A}\frac{dh_A}{dt} + \frac{\partial E_1}{\partial v_A}\frac{dv_A}{dt} \right\} \\
= & -\sum_P \left\{ \left(\frac{\partial E_1}{\partial k_P}\right)^2 + \left(\frac{\partial E_1}{\partial \delta_P^x}\right)^2 + \left(\frac{\partial E_1}{\partial \delta_P^y}\right)^2 \right\} \\
& -\sum_A \left\{ r_A(1-r_A)\left(\frac{\partial E_1}{\partial r_A}\right)^2 + h_A(1-h_A)\left(\frac{\partial E_1}{\partial h_A}\right)^2 + v_A(1-v_A)\left(\frac{\partial E_1}{\partial v_A}\right)^2 \right\} \\
\leqq & \ 0
\end{aligned}
\tag{3.20}
$$

となり，エネルギー関数の値が非増加となることが証明できる．なお，実際の計算機によるシミュレーションにおいては離散時間を前提とするため，式(3.15)～(3.17)の代わりに，下のような更新式を利用する．ただし，α_1，β_1，γ_1 は，正の比例定数である．

$$k_P(t+1) = k_P(t) - \alpha_1 \frac{\partial E_1}{\partial k_P(t)} \tag{3.21}$$

$$\delta_P^x(t+1) = \delta_P^x(t) - \beta_1 \frac{\partial E_1}{\partial \delta_P^x(t)} \tag{3.22}$$

$$u_{RA}(t+1) = u_{RA}(t) - \gamma_1 \frac{\partial E_1}{\partial r_A(t)} \tag{3.23}$$

3.6 並列処理のための緩和型ニューラルネットワーク

さて，前節で述べたような最急降下法によるエネルギー最小化は，相互結合型のニューラルネットワークを用いて並列に実行することができる．対象とする情報が画像のような2次元パターンの場合，逐次処理では画像中のそれぞれの位置ごとに同じ処理を繰り返さなければならない．これに対して，各位置における処

理を並列に実行できれば，処理の効率化を図ることができる．本節ではこのためのニューラルネットワークの構成について議論する［Kakusho 92a］．

3.6.1 巨視的なレベルでの議論

3.5で述べたような最急降下法に関わる変数の値を出力値として持ち，これを更新規則にしたがって変化させるようなニューラルネットワークを構成すれば，エネルギー最小化を並列的に実現できる．すなわち，画像の各頂点 P に対して，それぞれ3つのユニットを割り当て，時刻 t におけるそれぞれのユニットの出力値によって頂点 P の奥行きパラメータ $k_P(t)$，補正ベクトルの x，y 成分 $\delta_P^x(t)$，$\delta_P^y(t)$ を表現する．これらのユニットをそれぞれ，**形状ユニット**，**x 補正ユニット**，**y 補正ユニット**と呼ぶ．また，画像の各領域 A に対して3つのユニットを割り当て，時刻 t におけるそれぞれのユニットの出力値によって，3つの仮説の適用変数 $r_A(t)$，$h_A(t)$，$v_A(t)$ を，内部状態値によって3つの仮説の適用のための媒介変数 $u_{RA}(t)$，$u_{HA}(t)$，$u_{VA}(t)$ を表現する．これらのユニットをそれぞれ，**長方形仮説ユニット**，**水平仮説ユニット**，**鉛直仮説ユニット**と呼ぶ．このようなニューラルネットワークの構成を図3.5に示す．球で表現したものが形状ユニットおよび補正ユニットであり，円筒で表現したものが仮説ユニットである．また，ユニット間を結ぶ線はそれらのユニット同士が互いにリンクを通じて出力値を伝播させることを示す．このネットワークの動作過程において，それぞれのユニットは，リンクによって結合されたユニットから出力値を受取り，その値を利用して，式(3.15)～(3.17)で定義された状態変化規則に従って出力値を更新する．これにより，形状ユニットと補正ユニットは，仮説ユニットの出力値として表現された暫定的な仮説の適用内容に基づく3次元形状の復元を試みる一方，仮説ユニットは形状ユニットと補正ユニットの出力値として表現された暫定的な復元形状を参照しながら適切な仮説の適用内容を決定してゆく．このような緩和的な処理により，適切な仮説の適用とそれに基づく立体復元が，並列的に，かつ同時に実行される．

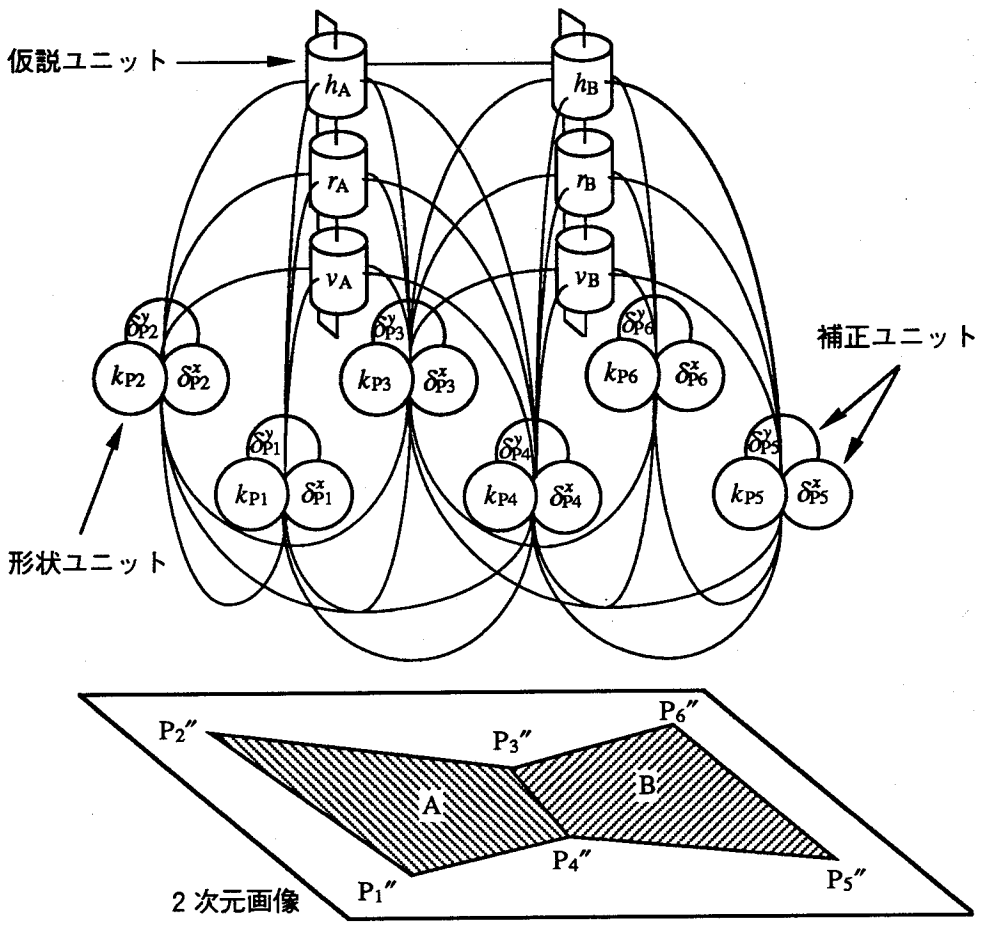


図3.5: ニューラルネットワークの構成

3.6.2 微視的なレベルでの議論

ニューラルネットワークによるエネルギー最小化の考え方は，Hopfieldによって提案された［Hopfield 85］．彼は，神経回路網工学の分野において，人間の神経細胞の数学的モデルの1つとして提案されている準線形（quasi-linear）ユニットの状態変化式が，2次形式によって表現されるあるエネルギー関数を最急降下法によって最小化するときの更新式に一致することを利用し，このユニットから成るニューラルネットワークの状態変化によって，エネルギー関数の最小化が並列に

実行できることを示した．すなわち，第 i 番目のユニットの時刻 t における内部状態値を$u_i(t)$，出力値を$o_i(t)$とし，第 j 番目のユニットの出力値が第 i 番目のユニットに入力される際に w_{ij} だけ重み付けされるとすると，準線形ユニットの状態変化式は，次式で定義される．

$$u_i(t+\Delta t) = u_i(t) + \sum_{j=1}^{n} w_{ij} o_j(t) \tag{3.24}$$

$$o_i(t) = \mathrm{sigmoid}\big(u_i(t)\big) \tag{3.25}$$

一方，次式のようなエネルギー関数E'''を考える．

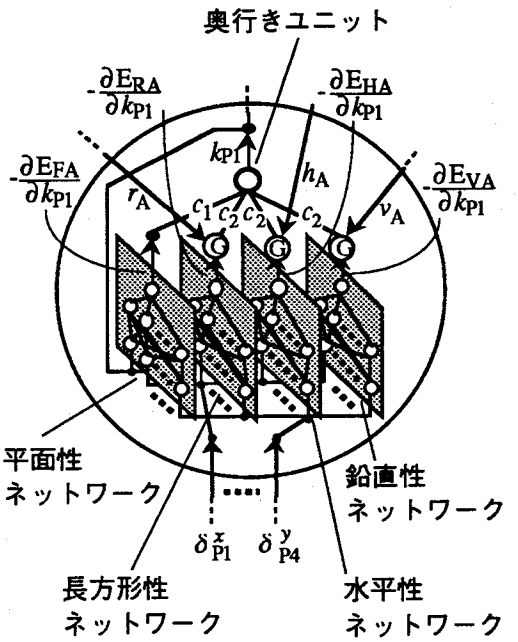
$$\mathrm{E}'''(o_1, \cdots, o_n) = -\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{n}\sum_{j=1}^{n} w_{ij} o_i o_j \tag{3.26}$$

ここで $w_{ij} = w_{ji}$ である場合には，このエネルギー関数を最急降下法によって最小化するときの更新式は，

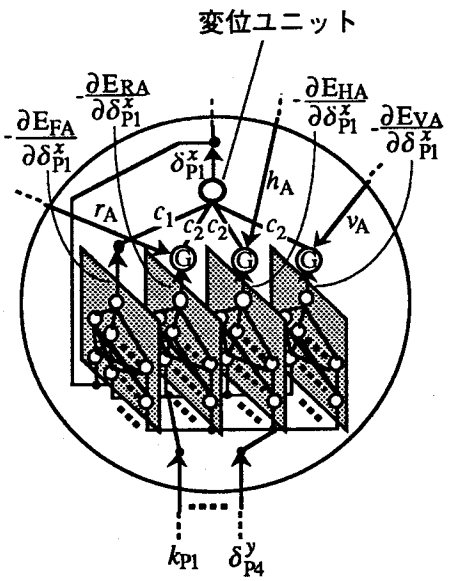
$$\begin{aligned}\frac{du_i}{dt} &= -\frac{\partial \mathrm{E}'''}{\partial o_i} \\ &= \sum_{j=1}^{n} w_{ij} o_j(t)\end{aligned} \tag{3.27}$$

となり，これは準線形ユニットの状態変化式(3.24)に一致する．

これに対して，本論文で考えたエネルギー関数(3.14)は，式(3.26)に比べて著しく複雑であるため，3.6.1で述べたニューラルネットワークのユニットも準線形ユニットのような単純なユニットではない．しかしながら，任意の連続関数を，準線形ユニットから成る階層型のニューラルネットワークの入出力関数として，任意の精度で近似できることが証明されていることから［舟橋 88a,b；Irie 88］，式(3.15)～(3.17)のような状態変化関数を入出力関数として持つような階層型ニューラルネットワークによって3.6.1のネットワークの各ユニットを置き換えることにより，準線形ユニットなどの比較的単純なユニットのみを用いて，図3.5のニューラルネットワークと機能的に等価なネットワークを構成することができる．その例を図3.6に示す．

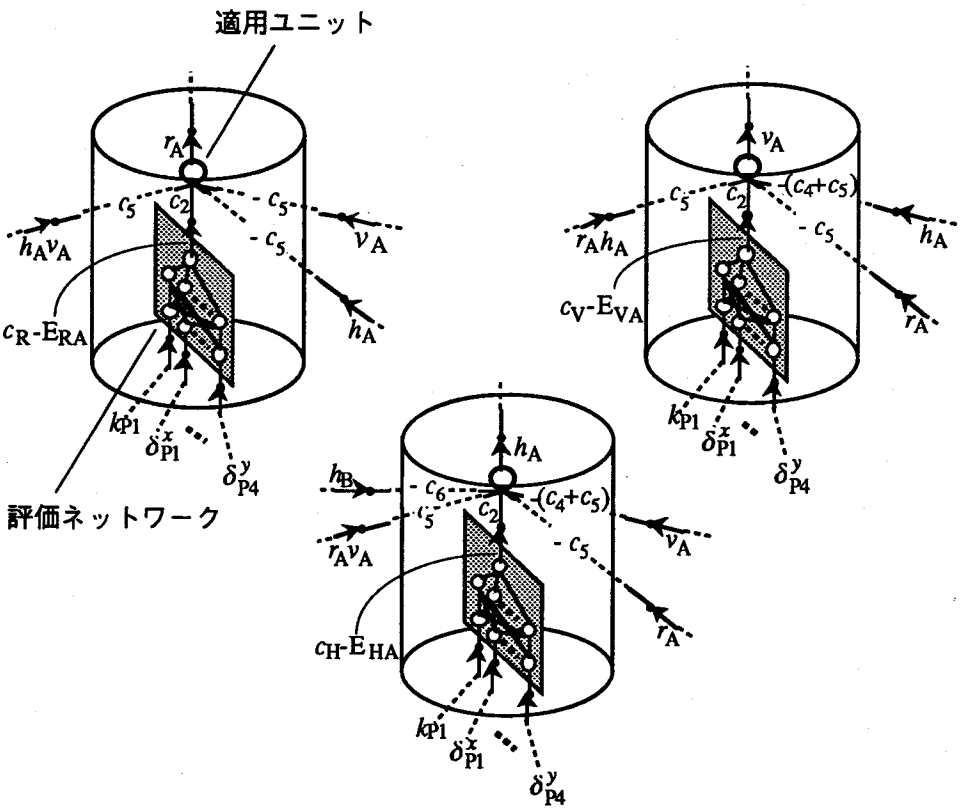


(a) 形状ユニットの置換

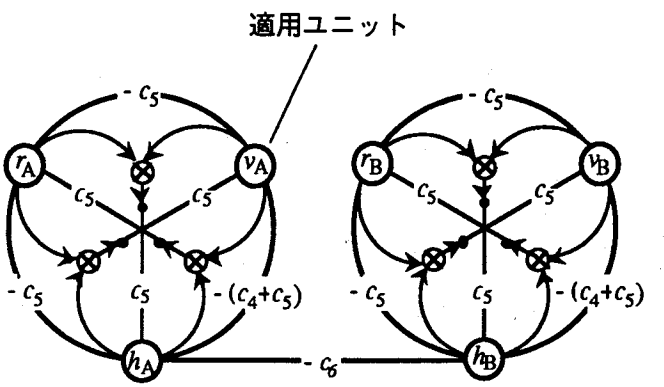


(b) 補正ユニットの置換

(次ページへ続く)



(c) 仮説ユニットの置換



(d) 適用ユニット間の結合

図3.6: 準線形ユニットによるネットワーク構成

まず，頂点 P に対応する形状ユニットは，図3.6(a)のように，**奥行きユニット**と呼ばれる準線形ユニットおよび**平面性ネットワーク**，**長方形性ネットワーク**，**水平性ネットワーク**，**鉛直性ネットワーク**と呼ばれる準線形ユニットから成る 4 つの階層型ネットワークで置き換えられる．奥行きユニットの出力値はk_Pを表現し，4 つのネットワークは他の奥行きユニットおよび後に述べる変位ユニットの出力値をそのまま入力として受取り，それぞれ $-\frac{\partial E_{FA}}{\partial k_P}$, $-\frac{\partial E_{RA}}{\partial k_P}$, $-\frac{\partial E_{HA}}{\partial k_P}$, $-\frac{\partial E_{VA}}{\partial k_P}$ を計算して出力する．この出力値は，結合荷重がそれぞれ c_1, c_2, c_2, c_2 であるリンクを通って，その先の奥行きユニットへ送られる．したがって奥行きユニットへの入力は，この結合荷重による 4 つのネットワークの出力値の線形荷重和であり，これが現在の出力値に加えられて新たな出力値となる．また，4 つのネットワークからの出力は，後に述べる適用ユニットの出力値によってゲートされる．同様に補正ユニットも図3.6(b)のように δ_P^x あるいは δ_P^y を出力値とする**変位ユニット**と呼ばれる準線形ユニットおよび平面性ネットワーク，長方形性ネットワーク，水平性ネットワーク，鉛直性ネットワークで置き換えられる．

また，領域 A に対応する長方形仮説ユニット，水平仮説ユニット，鉛直仮説ユニットはそれぞれ，図3.6(c)のように，**適用ユニット**と呼ばれる準線形ユニットとおよび**評価ネットワーク**と呼ばれる準線形ユニットから成る階層型ネットワークで置き換えられる．適用ユニットの出力値は，それぞれ，r_A, h_A, v_Aを表現する．一方評価ネットワークは，奥行きユニットおよび位置ずれユニットの出力値を入力として，$c_R - E_{RA}$，$c_H - E_{HA}$，$c_V - E_{VA}$ を出力し，これは，結合荷重 c_2 のリンクを通って適用ユニットへ伝達される．さらに，画像中の隣接領域 A，B に対応する適用ユニットは，それぞれ図3.6(d)に示したように，重み付けリンクによって結合される．

ここで述べたような階層型ネットワークの具体的な構成法については，仮説に基づく立体復元手法の実現という本研究の核心から外れるため，本論文では言及しないが，このための手法が既に提案されており［河原 89］，これを利用することによって上述のようなネットワークは容易に構成可能であると考えられる．

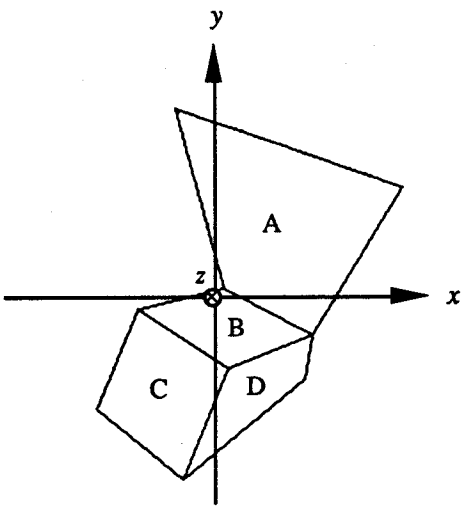
3.7 実験結果

3.7.1 理想画像からの立体復元

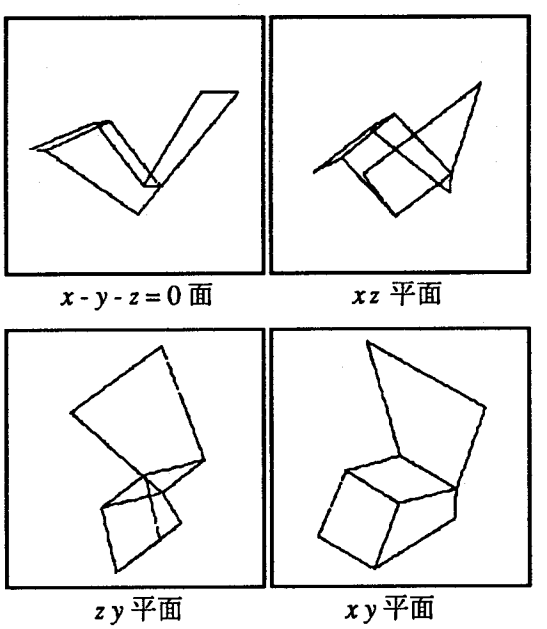
まず，誤差の含まれない理想的な画像を対象として，上記のエネルギー最小化による立体復元の結果を示す．この実験では，補正ベクトルは零ベクトルとして扱う．図3.7(a)は，領域Aに対応する鉛直方向の等脚台形面，領域B，Cに対応する2つの長方形面および領域Dに対応する鉛直面から成る物体の中心投影像を計算によって求めた理想的な画像である．これに対する復元結果を，図3.7(b)に示す．これは，復元された形状を，図3.1の座標系における平面 $x-y-z=0$，xz 平面，zy 平面および xy 平面にそれぞれ平行投影したものである（図3.7(a)の入力図形は中心投影によるものであり，本復元形状の xy 平面への平行投影像とは一致しないことに注意されたい）．エネルギー最小化過程の初期状態では，すべての頂点の奥行きパラメータを1.0，すべての仮説の適用変数を0.5に設定した．また，ある仮説の適用変数の変化に奥行きパラメータの変化が追髄するための遅延を考慮して，仮説の適用変数の更新回数は，奥行きパラメータの更新回数5回に1回の割とした．各変数の更新に伴い，図3.7(c)のように3次元形状が徐々に復元され，同時に仮説の適用内容も同図(d)のように決定されていった．奥行きパラメータの更新回数3000回，適用変数の更新回数500回の後には，領域B，Cに対して長方形仮説が，領域A，Dに対して鉛直仮説が適用され，かつそれに基づく3次元形状が復元された．この結果は，もともとの物体形状から考えて正しいものであると言える．

なお，この実験において，式(3.14)で定義したエネルギー関数の各項の荷重定数の値は，経験的な最適値として，次のようなものを利用した．

$$c_R = 0.005,\quad c_H = c_V = 0.01,\quad c_1 = 1.0,\quad c_2 = 2.0,$$
$$c_3 = 2.5,\quad c_4 = 3.0,\quad c_5 = 1.5,\quad c_6 = 0.01$$

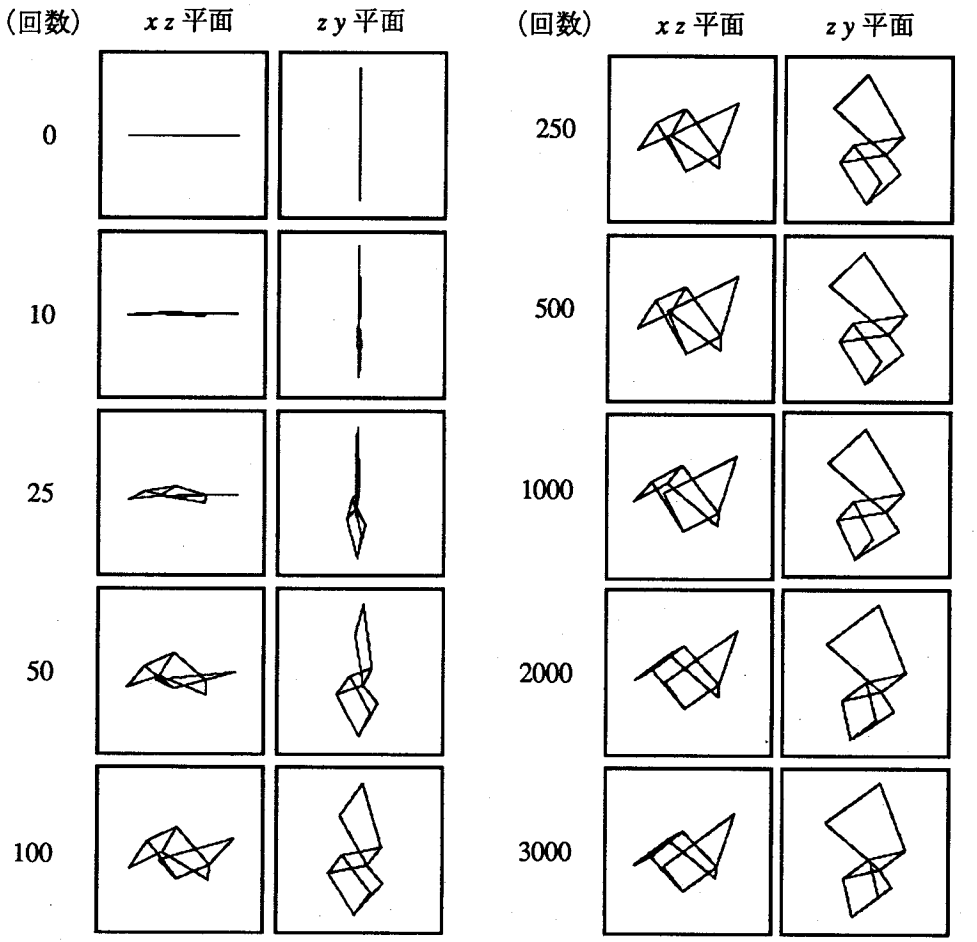


(a)　入力線画像



(b)　立体復元の結果

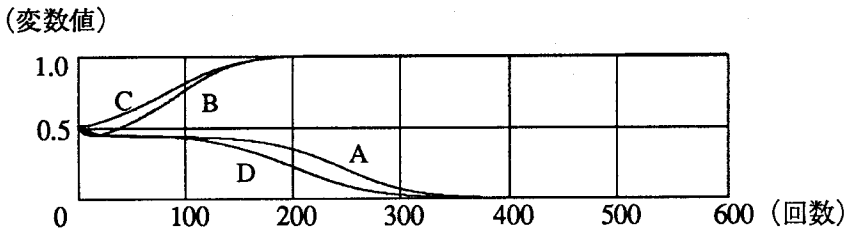
（次ページに続く）



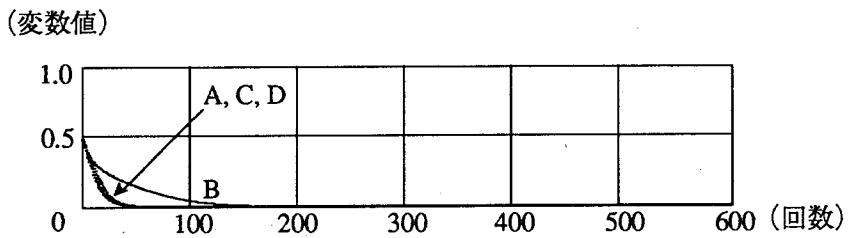
(c) 復元形状の時間変化

(次ページに続く)

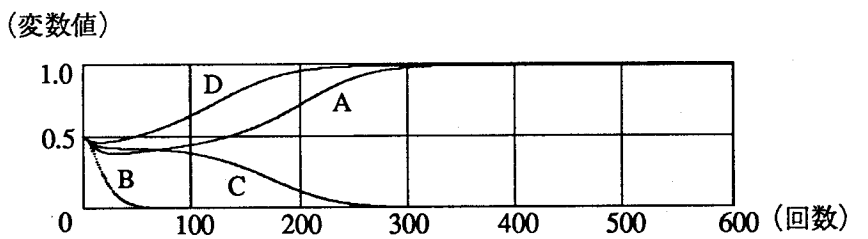
[長方形仮説]



[水平仮説]



[鉛直仮説]



(d) 仮説の適用変数の時間変化

図3.7: 誤差を含まない画像からの立体復元

3.7.2 トップダウン的な立体復元

式(3.14)で定義したエネルギー関数 E_1 の中の荷重定数の値は，復元形状や仮説の適用内容に大きな影響を与える．まず，平面性条件の重み c_1 を大きくすると，初期形状である入力線画像から3次元形状が立ち上がらなくなる場合がしばしば生じる．次に，適用仮説と復元形状の一致に関する制約の重み c_2 を小さくすると，復元形状が適用されている仮説を満足しなくなる場合が多い．c_R，c_H，c_V はそれぞれ長方形仮説，水平仮説，鉛直仮説がどの程度満たされない場合にその仮説の適用をやめるかの基準となる．したがってこれを大きくとれば，それぞれの領域に仮説が適用されやすくなる．たとえば，c_R を大きくすると，厳密には長方形ではないような面にまで長方形仮説が適用される．そこで，必要以上に仮説が適用されるのを避けたい場合には，これらの値をを小さくする一方，まったく仮説が適用されなくなるのを防ぐために，各領域に少なくとも1つの仮説が適用されるための制約の重み c_5 を大きくとればよい．また，仮説の適用内容の2値化を要求する制約の重み c_3 を大きくすると，初期値0.5からの仮説の適用変化が急激になり，暫定的な復元形状の生成を待たずに，初期画像の領域形状のみに依存して仮説の適用が決まってしまう．さらに，各領域に水平仮説と鉛直仮説が同時に適用されることを避けるための制約の重み c_4 を大きくすると，水平仮説と鉛直仮説とに相互抑制が強く働くため，結果として残った長方形仮説が適用されやすくなる．他に，隣接領域に同時に水平仮説が適用されないための制約の重み c_6 を小さくすると，すべての面が水平面から成る平面図形が復元される場合がある．最後に，c_7 は入力画像の信頼性を表現しており，これを小さくすると，画像平面への投影像が入力線画像と一致しないような形状が復元される．

以上のことから，逆に立体復元の目的に応じてこれらの値を制御することにより，処理の性格を変えることができる［Kakusho 92b］．すなわち，c_R，c_H，c_V を大きく，かつ c_7 を小さくとれば，処理においては，各領域に対して3つの仮説が強引に適用され，それに基づいて復元された3次元形状に合わせて入力線画像自体が変更される．逆に，c_R，c_H，c_V を小さく，かつ c_7 を大きくとった場合の処理では，入力線画像に忠実な復元形状が優先され，適用される仮説も無理のない必要最小限のものとなる．これらを処理の性格から見ると，前者はトップダウン的

であり，後者はボトムアップ的であるといえる．3.7.1で示した実験は，頂点の位置ずれをまったく許さない場合であることから，極端にボトムアップ的な処理であるといえる．

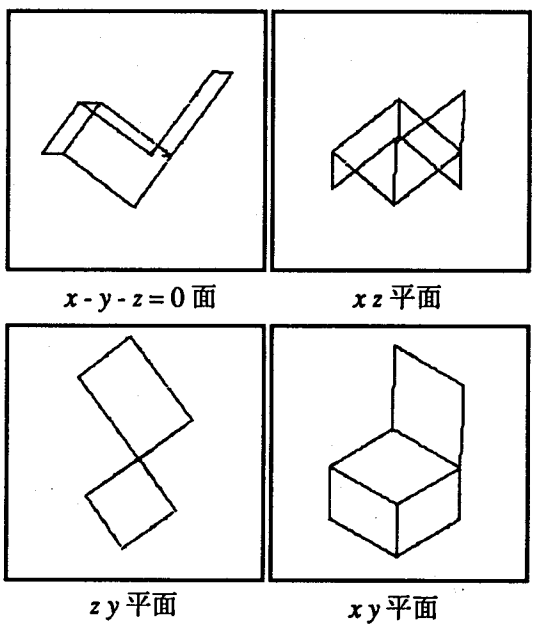
そこで次に，トップダウン的な処理の結果について示す．以下の実験では，

$$c_R = c_H = c_V = 0.2, \quad c_l = 1.0\times 10^{-16}$$

とし，その他の重み定数については3.7.1と同じとした．また，補正ベクトルの各成分の初期値はすべて0.0とし，他の変数の初期値は3.7.1と同様とした．エネルギー最小化の過程では，奥行きパラメータと補正ベクトルの更新5回に1回の割合で仮説の適用変数を更新した．

このような条件の下で，図3.7(a)を入力図形として，処理を実行した結果，図3.8(a)のような復元形状および同図(b)のような仮説の適用結果が得られた．図3.9にもう一つの実験結果を示す．図3.9(a)は，領域Aに対応する鉛直等脚台形面，領域Bに対応する水平等脚台形面，領域CおよびDに対応する鉛直長方形面から成る物体の中心投影像を計算によって求めたものであり，(b)，(c)はその復元形状および仮説の適用結果である．図3.8および図3.9に示された2つの実験結果を較べると，入力画像が異なるにもかかわらず，復元形状はほぼ同じであり，仮説の適用結果についてはまったく同じものとなっている．2つの画像のもともとの3次元形状は椅子状の形であり，この共通の復元形状は，椅子の定性的な形状特徴に対応しているものといえる．

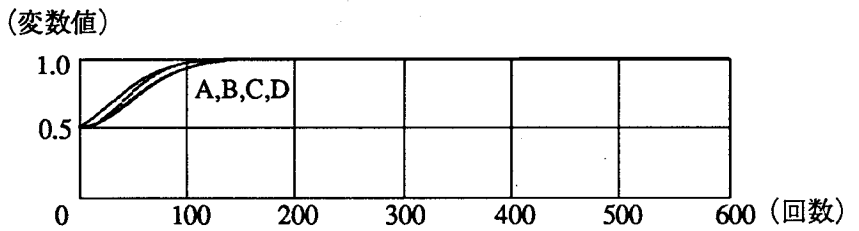
本論文で用いた仮説は，物体の面形状の定性的なモデルであると見ることができ，仮説の適用結果はこの定性的なモデルに基づく記号的な形状記述であるといえる．これに対して，奥行きパラメータと補正ベクトルによる復元形状の表現は定量的な形状記述ということになる．トップダウン処理では，このような定性的なモデルに基づく形状記述がより強調された復元形状が得られるため，物体の厳密な形状よりもむしろ定性的な粗い形状記述が重要な処理に対して有用となる．たとえば，物体認識では，椅子などの概念をこのような定性的な形状によって定義することが重要であり，このような認識処理のための前処理として，ここで示したようなトップダウン的な立体復元処理が有効となると考えられる．



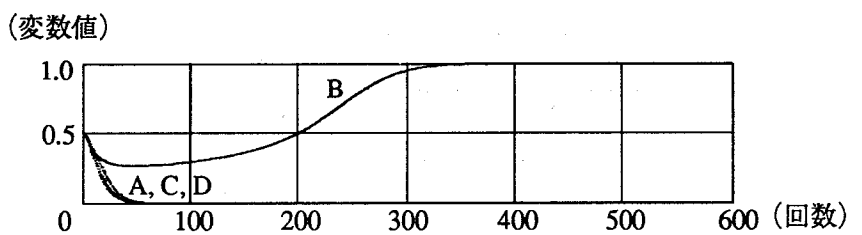
(a) 立体復元の結果

(次ページへ続く)

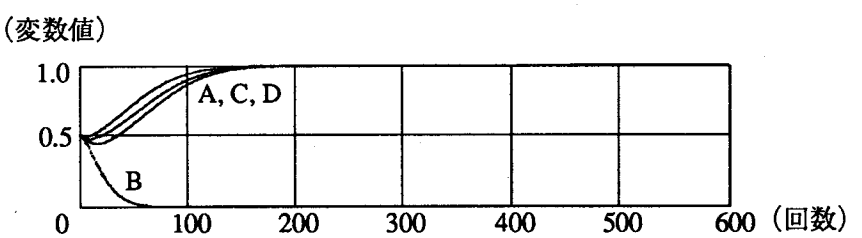
[長方形仮説]



[水平仮説]

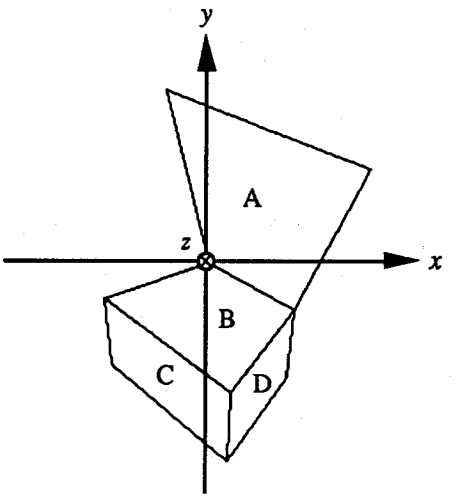


[鉛直仮説]

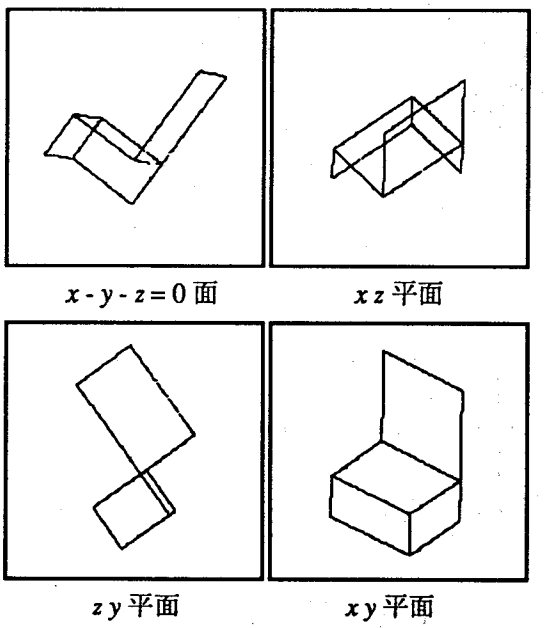


(b) 仮説の適用変数の時間変化

図3.8: トップダウン的な立体復元 (1)



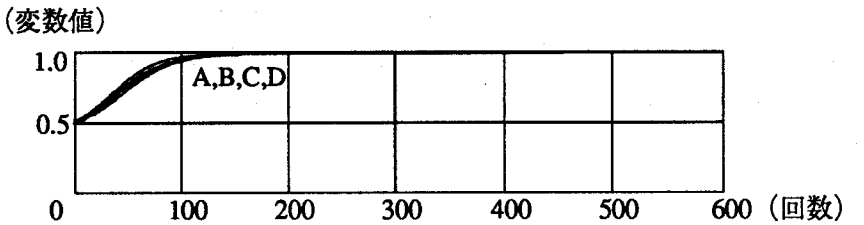
(a) 入力線画像



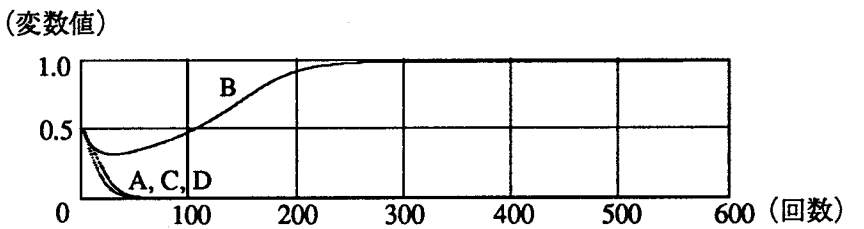
(b) 立体復元の結果

（次ページに続く）

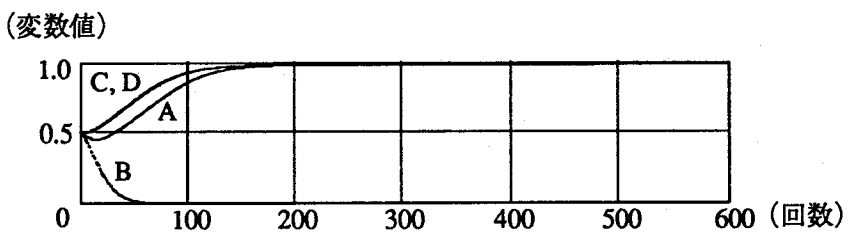
[長方形仮説]



[水平仮説]



[鉛直仮説]



(c) 仮説の適用変数の時間変化

図3.9: トップダウン的な立体復元（2）

3.7.3 誤差を含む画像からの立体復元

最後に，実画像からの特徴抽出処理によって得られた誤差を含む画像からの立体復元を試みる．実画像からエッジ検出処理や直線近似処理などによって抽出された線画像には，それらの前処理に関わるさまざまな誤差や雑音が付加されるため，立体復元においては，入力となる線画像を完全に信用するわけにはゆかない．このため，立体復元の過程では復元形状に基づいて入力画像をある程度修正しながら処理を進めていくことが望まれる．このような処理を実現するために，3.7.1と3.7.2における2種類の実験によって示したボトムアップ的な処理とトップダウン的な処理との中間的なレベルの処理を利用する．すなわち，物体の厳密な3次元形状を入力画像からボトムアップ的に復元する一方，その形状の整合性に基づいてトップダウン的に入力画像を修正することを試みる．以下の実験では，

$$c_7 = 1.0\times 10^{-8}$$

とし，他の荷重定数は3.7.1と同じに設定した．

図3.10(a)は，ハードディスクドライブユニットの実画像，同図(b)は，これに適当な特徴抽出処理を施して得られた線画像である．この線画像を入力として立体復元を試みた．まず，補正ベクトルの大きさをすべて0に固定し，残りの変数を更新する（**ボトムアップ立体復元過程**）．この過程では，奥行きパラメータの更新10回に1回の割合で仮説の適用変数を更新した．奥行きパラメータの更新5000回，仮説適用変数の更新500回の後，すべての領域に長方形仮説，領域Aに水平仮説，領域B，Cに鉛直仮説がそれぞれ適用された．このときの復元形状を図3.10(c)に示す．この段階で仮説の適用変数をそのまま固定し，今度は奥行きパラメータと補正ベクトルを同じ割合で更新した（**トップダウン誤差補正過程**）．この過程では，固定された仮説の適用内容に基づいて，すでに得られている復元形状が入力画像と共に微修正され，5000回の更新の後，図3.10(d)に示す復元形状が得られた．図3.10(e)は，同図(a)の各画素の濃淡値を，同図(d)の復元形状の対応部分にプロットすることによって得られた復元画像である．また表3.1は，図3.10(c)，(d)の復元形状から得られた各辺の長さを実際の長さと比較した結果である．単一画像からの立

体復元では，物体の各辺の長さの相対的な比率が求まるだけであり，絶対的な長さは得られない．このため，この表では辺 L_0 の長さを実際の値に正規化することにより各辺の長さを算出してある．この結果をみると，誤差の補正過程の後に実測値と推測値の誤差が10%以下に抑えられており，このような処理がある程度期待通りに誤差補正効果をもつことがわかる［清水 90；角所 90c］．

しかしこの手法では，復元形状をより適用仮説の形に近い，規則的な形状に修正することによって画像の補正を行っているため，修正された画像が本来の理想的な画像に一致するとは限らない．このような処理は，より正確な画像の特徴抽出という観点からは望ましいものとはいえないが，復元の目的が物体認識などにある場合，ある程度不完全な線画像からでも，近似的な形状の復元が可能であり，有効な手段であるといえる．また，手書き図面のように，本来画像生成の元となる正しい 3 次元形状が存在しないような場合に，人間の想起するものに近い認知的な形状を復元する，というような目的にも利用できると考えられる．

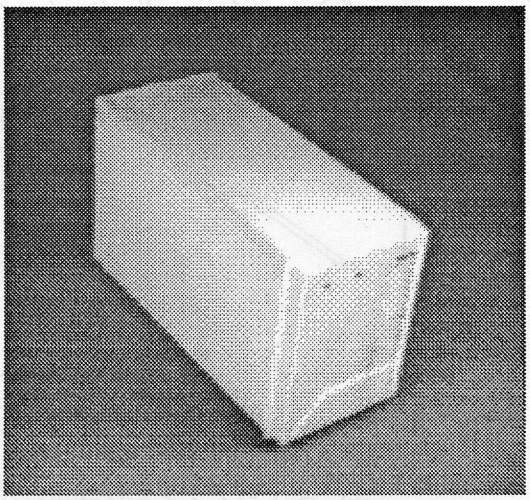
表3.1: 誤差補正の評価

(a) 誤差補正前

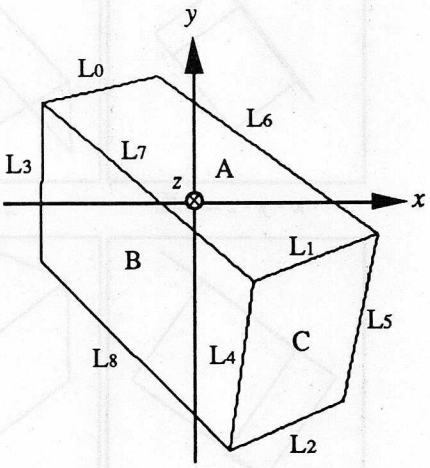
辺	L_0	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5	L_6	L_7	L_8
実測値 (cm)	14.40	14.40	14.40	19.20	19.20	19.20	33.80	33.80	33.80
復元値 (cm)	14.40	14.35	14.14	21.58	21.52	21.56	36.06	35.99	35.61
誤　差 (%)	0.0	0.3	1.8	12.4	12.1	12.3	6.7	6.5	5.4

(b) 誤差補正後

辺	L_0	L_1	L_2	L_3	L_4	L_5	L_6	L_7	L_8
実測値 (cm)	14.40	14.40	14.40	19.20	19.20	19.20	33.80	33.80	33.80
復元値 (cm)	14.40	13.85	13.25	20.01	20.55	20.97	34.26	34.00	34.04
誤　差 (%)	0.0	3.8	8.0	4.2	7.0	9.2	1.4	0.6	0.7

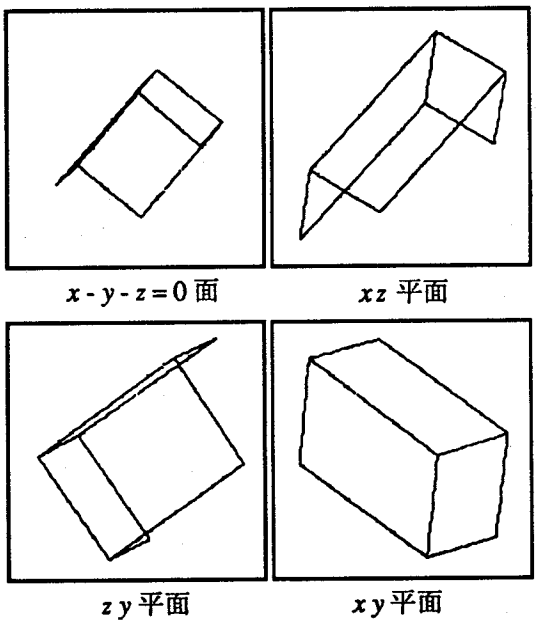


(a) ハードディスクドライブユニットの原画像

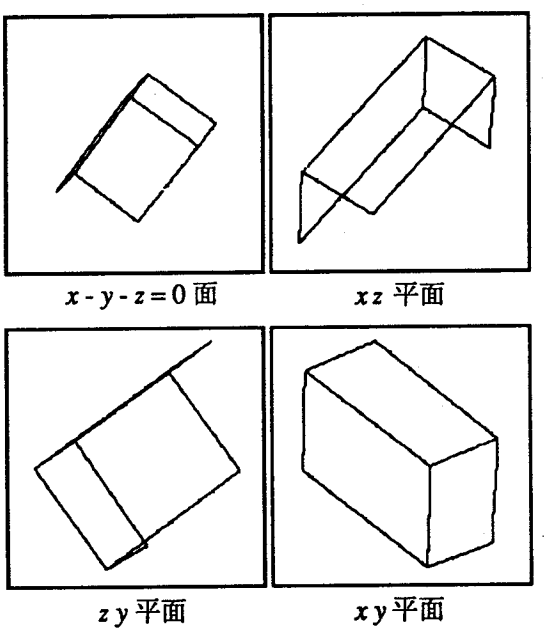


(b) 2次元特徴抽出の結果

(次ページに続く)

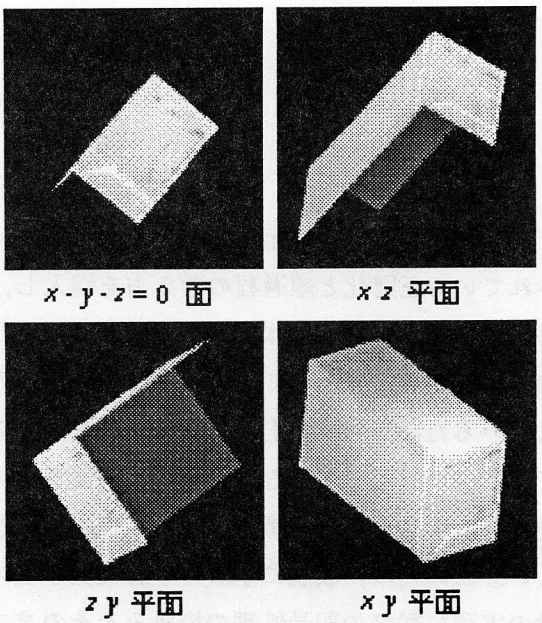


(c)　ボトムアップ立体復元過程の結果



(d)　トップダウン誤差補正過程の結果

（次ページに続く）



(e) 立体復元結果の濃淡画像

図3.10: 実画像からの立体復元

最後に3.7.1～3.7.3の3種類の実験における，α_1，β_1，γ_1 の値の影響について述べる．これらは主に，エネルギー最小化過程における収束までの回数を左右する．これを大きく取るほど，収束までの時間は短くなるが，あまり大きな値にすると振動が発生して解へ収束しない．本実験では，このための適切な値として，経験的に以下のものを利用した．

$$\alpha_1 = 2.0\times 10^{-4},\quad \beta_1 = 0.5,\quad \gamma_1 = 0.01$$

3.8 結 言

本章では，仮説に基づく立体復元手法の実現のために，初期視覚に関する研究分野で利用されている正則化と線過程の考え方を導入し，緩和的なエネルギー最小化によって仮説の適用処理と立体復元処理を同時に実行する方法について提案した．人工知能において提案されている仮説推論の枠組みは，記号処理を前提として形作られているため，仮説同士の間の整合性をそれらの間の論理的な無矛盾性に基づいて2値的に判別している．しかし，画像などの数値データでは誤差などの混入が避けられず，これを考慮した場合，仮説間の整合性を2値的に判別することは難しい．このため，仮説に基づく立体復元手法のように，画像を対象とした仮説推論の実現に従来の記号処理の枠組みをそのまま利用することはできない．本手法は，仮説間の整合性をエネルギー関数の値によって連続的に評価することにより，この問題の解決を試みたものであり，数値情報を扱うその他の問題への仮説推論の導入の際にも応用できると考えられる．

また本手法では，仮説の適用変数の最終的な値が物体の3次元形状の記号表現となっており，ここで提案したエネルギー最小化は，画像から記号的な物体形状の表現を生成する過程と見ることもできる．パターン表現から記号表現への変換は，パターン理解の研究における中心的な問題であり，本手法はこの観点からみても非常に興味深いものであるといえる．

ところで，仮説に基づく可視部分の立体復元は，画像に対して適切な仮説が割

り当てられたとき，それらの与える制約が問題を良設定に変換するだけの拘束力を持つ場合に可能となる．たとえば，すべての面が長方形，水平，鉛直のいずれでもないような物体の形状を長方形仮説，水平仮説，鉛直仮説のみを利用したボトムアップ的な処理で復元することはできない．一方，トップダウン的な処理では，3つの仮説のいずれかを強引に利用することによって近似的な粗い形状を復元することはある程度可能ではあるが，詳細な形状を復元するためには，より多くの仮説が必要となる．本論文では，仮説に基づく画像の立体復元の実現に焦点を当てたため，利用する仮説は，長方形，水平，鉛直の3つのみを考えたが，これは本手法がこの3つの仮説に限られることを意味するものではない．2.2.1で紹介したような他の幾何学的な拘束条件もエネルギー関数として表現できれば，これらを同様に仮説として利用することは可能である．

なお，幾何学的特徴に基づく立体復元には，利用する情報自体の制約から来る明らかな限界がある．人間の場合でも，線画のような画像から形状が類推できるのは多面体の場合が多く，曲面の知覚は困難である．このような場合には新たに表面の陰影情報などを利用する必要がある．このような複数種類の情報に基づいてシーンの情報を得ようとする試みは**センサ融合**（sensor fusion）と呼ばれ［松山91］，現在活発に研究が進められているが，本論文ではこれに関する議論には立ち入らない．

第4章

不可視部分の予測

4.1 緒　言

本論文の第2章と第3章では，2次元画像として与えられた物体の可視部分の3次元形状を復元するための処理について議論した．これに対して本章では，物体の陰や裏側のような視点から見えない不可視部分の3次元形状の復元処理について議論する．物体の可視部分では，その形状に関する2次元分の情報が画像として与えられるのに対し，不可視部分は画像そのものが与えられない．本論文の第2章と第3章で議論した手法も含め，従来から単一画像の立体復元に関する研究においては，画像の得られている物体の可視部分を対象として，3次元から2次元への光学投影によって失われた1次元分の情報をどのように復元するかが焦点であり，もともと画像の得られない物体の不可視部分は処理の対象とはなっていない．しかし，復元形状を物体認識などに利用することを前提とすれば，投影過程において物体の約半分が視点から見えない部分となることから考えても，重要な形状特徴が不可視部分に存在し，可視部分だけからでは物体の認識が困難となる場合も容易に予想される．このような事態に対処するためには，物体の不可視部分の形状を何らかの方法で獲得する必要がある．

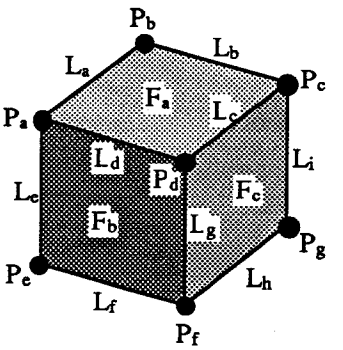
この問題に対する従来の代表的な手法としては，物体の形状モデルを利用するトップダウンアプローチと，視点の移動によって不可視部分の情報を獲得する能動的視覚（active vision）［谷内田 90b］の2つが挙げられる．前者の方法は，第2章で述べたように，入力画像と物体モデルとの照合によって対象物体の3次元形

状を獲得する手法である．ここで利用される物体モデルは当然，物体全体の3次元形状を記述したものであるから，適切なモデルが選択された段階で，対象物体の可視部分と対応しない部分を不可視部分とみなせばよい．これは，“可視部分の形状が同じ物体は不可視部分の形状も同じである”という前提に基づいている．一方，後者の方法では，不可視面が観測可能な位置に視点を移動し，新たにその部分の画像を観測してから，通常の可視部分の立体復元の手法を利用するものである．従来提案されている立体復元のためのボトムアップアプローチは，物体の不可視部分に対しては，すべてこのような手法を利用することを暗黙に仮定しているといえる．

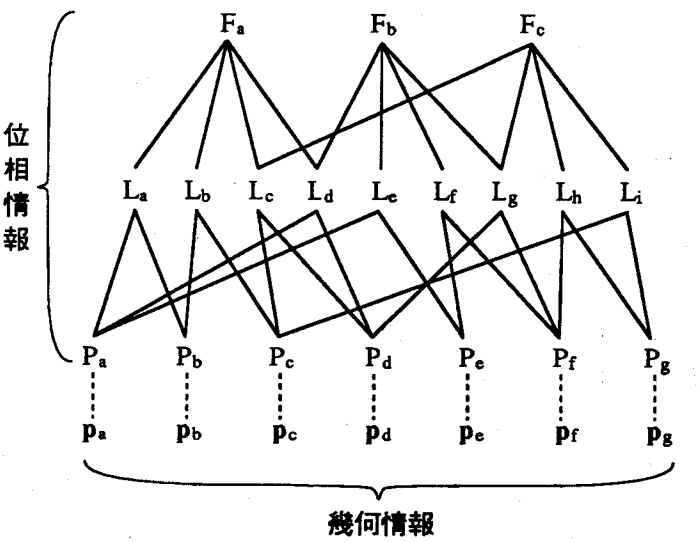
人間が物体の不可視部分の情報を獲得する際にも，上記のような方法はもちろん利用されているものと考えられる．しかし人間はそれ以外に，可視部分の3次元形状から不可視部分の3次元形状をボトムアップ的にある程度予測できる場合がある．このような処理を実現することは，形状に関する人間の推論過程のモデル化として，認知科学および人工知能の分野の研究にも寄与する非常に興味深い問題であるといえる．また，この処理の結果は前述した能動的視覚における処理の効率化にも役立つと考えられる．能動的視覚のようにカメラの移動を伴うような処理では，障害物などの環境的な制約やカメラ移動のためのアクチュエータの制約，移動のための時間など，実際の移動に際してさまざまなコストが伴うため，物体の不可視部分の情報をできるだけ効率的に獲得するための移動戦略が必要となる［伊庭88］．このような移動戦略の立案の際にも不可視部分の予測結果が利用可能である．加えて，視点移動に関わる制約のために必要な画像がどうしても獲得できないような状況も考えられ，このような場合には不可視部分を予測する以外に方法はない．

このような物体の不可視部分のボトムアップ的な予測に関する従来研究としては，隠れ線の予測問題［安田90；棚野90］や，重なり図形の分離問題［島谷92］など2次元形状に関するものが多く，3次元形状を扱ったものはまだ余り見られない．可視部分の立体復元手法や距離データからの3次元形状記述の生成手法に関する議論の中で，それらの手法の不可視部分への適用を試みた興味深い例もいくつか報告されているが［光本88；津戸91］，隠れた頂点の存在を既知としていたり，可視部分からの外挿によって予測可能な部分のみを対象としているなどの

点で，不可視部分の予測とは一線を画するものであるといえる．そこで本章では，これに関する研究の第一歩として，単一の多面体人工物の単一線画像から不可視部分を含むその物体全体の３次元形状をボトムアップ的に予測するための方法について検討する．



(a) 立方体の可視部分



(b) (a)の３次元形状記述の例

図4.1: 位相情報と幾何情報

4.2 位相情報と幾何情報

多面体の3次元形状は，物体表面を構成する面，辺，頂点に基づいて表現できる．たとえば，図4.1(a)のような立方体の可視部分の3次元形状は，各面のラベル F_a〜F_c，各辺のラベル L_a〜L_i，各頂点のラベル P_a〜P_g とそれらの接続関係，および各頂点の位置ベクトル $\mathbf{p}_a$〜$\mathbf{p}_g$ によって図4.1(b)のように表現することができる．このような表現に含まれる物体の形状情報のうち，面，辺，頂点の数やそれらの間の接続関係などに関するものを**位相情報**，個々の面，辺，頂点の定量的な方向や位置などに関するものを**幾何情報**と呼ぶことにする．図4.2は，互いに位相情報が同じで幾何情報が異なるような物体形状の例である．立体復元処理の入力情報となる2次元の線画像は，可視部分の位相情報および2次元分の幾何情報を提供する．すなわち，画像中に存在する領域，辺，頂点は，それに対応する3次元の面，辺，頂点の存在を示し，T形接合はそれを構成する領域に対応する面の間の遮蔽関係を示す．また，その他の通常の接合は，それを構成する領域に対応する面の間の接続関係を表現する．さらに，それらの領域，辺，頂点の画像中での形状，傾き，位置などは，対応する面，辺，頂点の3次元の形状，傾き，位置などに何らかの制約を加える．通常の可視部分の立体復元は，これら入力画像に含まれる可視部分の位相情報および2次元分の幾何情報に対して，残りの1次元分の幾何情報を矛盾なく割り当てる処理であるといえる．

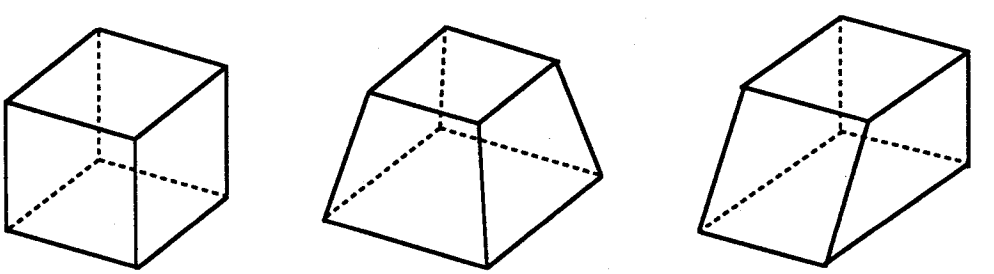


図4.2: 位相情報が同じで幾何情報が異なる物体形状の例

これに対して不可視部分を含む立体復元では，不可視部分に関しては，画像の提供する情報に相当するものがまったく与えられない．したがってこの問題を解

くためには，図4.3に示すように，まず，幾何情報の割り当ての対象となる位相情報を補完し，次にこれに対して矛盾のない幾何情報を決定する必要がある．前者の処理は，可視部分の情報に基づいて不可視部分の位相情報に制約を与え，最も可能性の高い位相情報を決定する処理であり，後者の処理は，前者の処理において決定された位相情報と可視部分の幾何情報とに基づいて，物体全体の幾何情報を決定していく処理である．

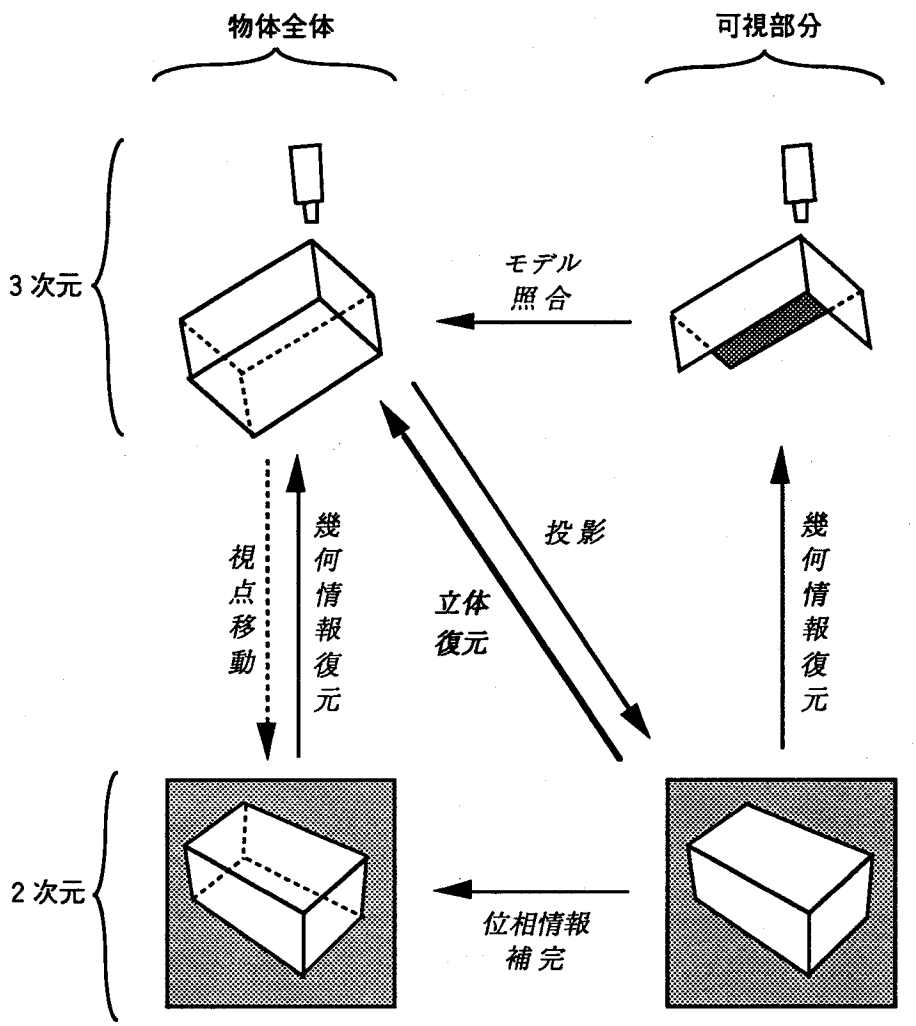


図4.3: 不可視部分を含む立体復元処理

物体の不可視部分を予測する際には，可能な解の自由度が非常に高いため，単に可視部分との位相的あるいは幾何的な整合性を利用しただけでは解が定まらない．このため，これに加えて，可視部分との形状の類似性など，さまざまな制約条件を積極的に利用することにより，その物体の不可視部分としてもっともらしいと考えられる自然な形状を絞り込んでいく必要がある．人間がこのような処理を行う際には，過去の視覚的な経験から獲得された物体形状に関する各種の発見的な知識を制約条件として利用し，もっともらしい不可視部分形状を導き出していると考えられるが，そのような知識の具体的な内容や利用の方法については明らかではない．そこで続く4.3，4.4において，単純な物体を対象として，人間の予測するような不可視部分形状の導出に有効であると考えられる位相的あるいは幾何学的な制約条件とその利用法について検討する．

4.3 位相的制約条件

4.3.1 多面体条件

図4.4において実線で示したような物体を人間が見た場合，更に不可視部分の存在を感じるのは，与えられた部分だけではそれが閉じた立体とならず，たとえば点線で示したような補完的な部分を不可視部分として必要とするからであると考えられる．

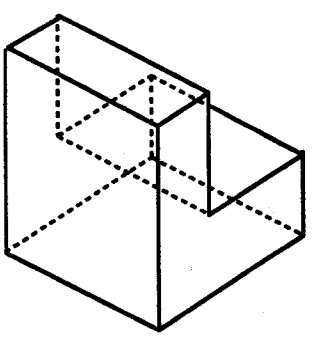


図4.4: 不可視部分の予測例

そこでまず，可視部分と不可視部分とを合わせたものが閉じた立体となるための条件を次のように定義する．

［制約条件 4.1］（多面体条件）
すべての辺は２つの多角形面によって共有される（図4.5(a)）．

これは位相幾何学における３次元多面体の定義に用いられている条件を利用したものである．なお，物体の各構成面が多角形面であるための条件は次のように定義する．

［制約条件 4.2］（多角形条件）
(1) 各面においてすべての頂点は２辺に共有される（図4.5(b)）．
(2) すべての辺は２頂点を端点に持つ（図4.5(c)）．

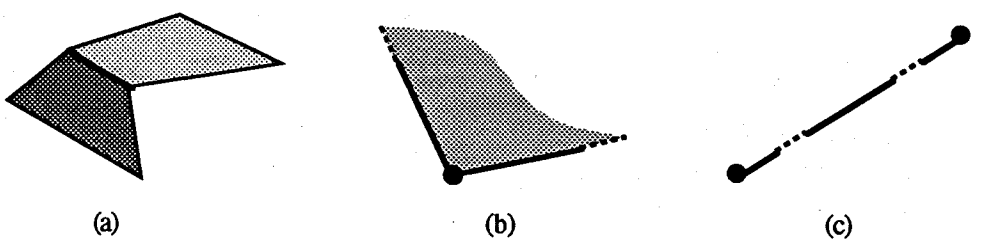


図4.5: 物体が閉じた立体であるための条件

これらの制約条件は，予測された形状が与えられた可視部分に対して可能な不可視部分形状となり得るための制約を与える．すなわちこれを，位相情報における可視部分と不可視部分の整合性に関する制約条件として利用する．

なお本論文では，物体の構成面として図4.6(a)のように穴のあるようなものは考えない．さらに，図4.6(b)のように２つの多角形面が複数本の共有辺を持つような物体は考えない．このことから以下のような制約条件を導入する．

[制約条件 4.3] (共有辺の一意性)

任意の2面の共有辺数は，0または1である．

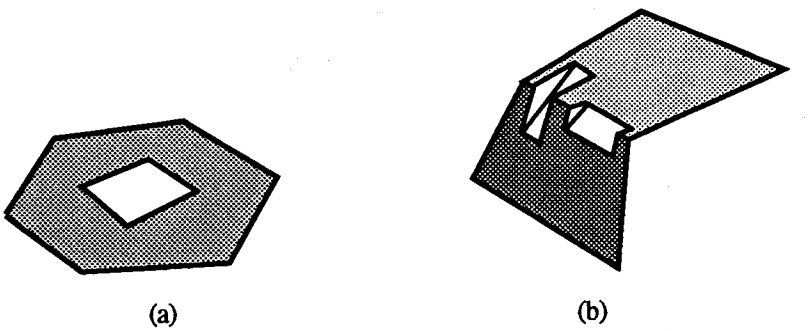
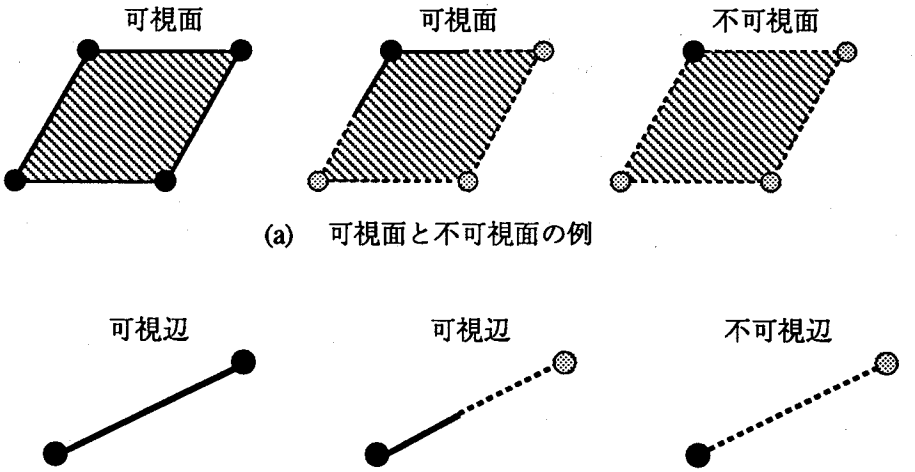


図4.6: 本論文で扱わない物体の例

4.3.2 発見的制約条件

与えられた可視部分に追加することによって上述の制約条件4.1〜4.3を満たし得る不可視部分は無数に存在する．従って人間が一意な不可視部分を予測する場合，何らかの発見的な制約条件を利用して可能な不可視部分を更に制限していると考えられる．そこで，人間の予測するような不可視部分の導出に有効であると考えられる2つの発見的な制約条件の導入を考えると共に，これらの制約条件が利用可能なものに対象物体を限定して議論を進める．

なお，これ以降の議論において“面が可視である”とは，図4.7(a)のように，その構成辺や構成頂点を除く少なくともその一部が可視である場合を，また“辺が可視である”とは，同図(b)のようにその構成頂点を除く少なくともその一部が可視である場合を，それぞれ指すものとする（図中では，可視辺と不可視辺をそれぞれ実線と点線によって，可視頂点と不可視頂点をそれぞれ黒と点模様の塗りつぶしによって示す）．したがってこの定義に基づけば，T形接合を構成する被遮蔽領域や被遮蔽エッジを含め，画像中に存在する領域，エッジ，頂点に対応するすべての面，辺，頂点は可視である．



(a) 可視面と不可視面の例

(b) 可視辺と不可視辺の例

図4.7: 面と辺の可視・不可視

人間が物体の不可視部分を予測する場合について考えてみると，まず第1に，図4.8(a)のようにすべての構成辺および構成頂点が不可視であるような完全に見えない面を多数含んだ不可視部分が一意に想起されることは経験的に稀である．これは，そのような面を含む位相情報が選択されたとしても，それに対して割り当てられる幾何情報の自由度が高く，形状を一意に絞りにくいため，そのような面を利用せずに，できるだけ単純な不可視部分を構成することが試みられるためであると考えられる．そこで，これに対応する制約条件として次のようなものを考える．

(a) 完全に見えない面を含んだ物体の例　　(b) 3面頂点

図4.8: 位相情報に関する発見的制約条件

[制約条件 4.4] (不可視面に対する制限)
すべての面は少なくとも一辺が可視である.

第2に，人間は可視部分が特徴的な形状を持つ場合に，それと同様の形状特徴を持つ不可視部分を優先的に予測すると考えられる．本章では，このうちの位相的な形状特徴として，いわゆる**3面頂点**を利用する．これは，物体の頂点のうち，相異なる3面，3直線によって構成されるものを指す（図4.8(b)）．現実の3次元物体の頂点の多くはこのタイプの頂点であることから，視覚情報処理に関する多くの問題において対象世界の満たすべき性質として利用されている．本章でも，対象物体として可視部分がこのような3面頂点から成るものを考える．そしてこのように可視部分が3面頂点のみによって構成される場合には，人間は位相的な類似性から不可視部分も3面頂点のみから成るものを想起しやすいと考え，次のような制約条件を利用する．

[制約条件 4.5] (3面頂点条件)
物体の頂点はすべて異なる3面およびそれらの3交線の交点である.

以上の2つの制約条件は，内省から得られた人間の不可視部分形状の予測過程を考慮して提案したものであるが，これらはもちろん絶対的なものではない．人間の予測する不可視部分形状にはこれらの制約条件が当てはまらないものも多数存在する．たとえば図4.9に示した正多角錐などは，4面以上から成る頂点や完全な不可視面を含む不可視部分が最も自然に予測される物体の例の一つである．このような物体では部分形状間の対称性が明確であるため，形状の類似性として制約条件4.5に代わってこの対称性が利用され，かつそれが制約条件4.4に優先しているものと考えられる．実際に，ここで提案した発見的な制約条件はすべて絶対的なものではなく，第2章で述べた立体復元のための拘束条件と同様に，対象物体の形状に応じてその適用の優先度が変化するべきである．しかし本論文では，物体の不可視部分の予測の問題の第一歩として，どのような制約条件を導入すれば人間の予測するような3次元形状を導出できるのかを検討している段階であるため，このように利用すべき制約条件やそれらの間の優先順位が対象物体に応じて

変化するような，より高度の問題はまだ取り扱わない．

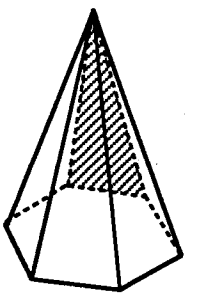


図4.9: 制約条件があてはまらない物体の例

4.3.3 不可視面の追加

前述の制約条件の4.1，4.4，4.5を利用すれば，不可視部分の位相情報のうち面の存在に関する情報を手続き的に決定することができる．このための具体的な手続きを以下に示す．ただし，T形接合等に基づいて自己遮蔽部分はあらかじめ識別されているものとする．

［ステップ1］（面の生成）

可視辺の中で制約条件4.1を満たさないもの（図4.10のL_b〜L_d）に対して，新たに面（図4.10のF_c，F_d，F_d'）を生成，追加する．

［ステップ2］（面の融合）

制約条件4.5より，2つの可視面に共有される頂点を介して隣接する2辺（図4.10のL_b，L_c）に対して生成された不可視面（図4.10のF_d，F_d'）を同一とみなす．

ここでさらに新たな面を追加しようとすると，可視面の構成辺には，それらの不可視面の構成辺となり得るものはもはや存在しないため，さらに追加される面は，上のステップによって追加された不可視面にのみ隣接することになる．この

場合，追加された面の構成辺はすべて不可視辺となるが，これは制約条件4.4を満足しないため，これを生成することはできない．したがって結局，この段階で物体全体の構成面数 n が決定される．

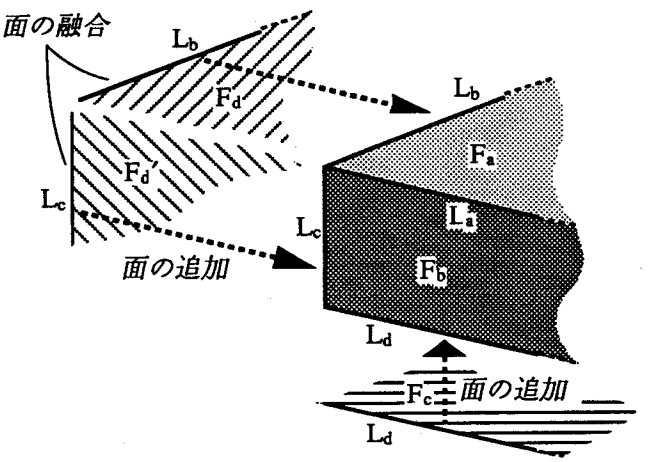


図4.10: 不可視面の生成と融合

次にこれらの面に対して制約条件4.1～4.3，4.5を満たす位相情報を決定する必要がある．ここで制約条件4.3，4.5より，存在し得るすべての辺は2面の交線でなければならず，また，存在し得るすべての頂点は相異なる3面，3辺の交点でなければならないことから，辺と頂点を面の組み合わせによって次のように表す．

F_i ：i 番目の面

L_{ij} $(=L_{ji})$ ：2面 F_i，F_j の交線

P_{ijk} $(=P_{ikj}=P_{jik}=P_{jki}=P_{kij}=P_{kji})$ ：3面 F_i，F_j，F_k の交点

（3辺 L_{ij}，L_{jk}，L_{ki} の交点）

$(i,j,k=1,\cdots,n)$

この表現によって記述可能な物体の位相情報はすべて制約条件4.1および4.2(1)を満足するので，結局，これ以降の処理は，頂点集合 $\{P_{ijk} \mid i,j,k=1,\cdots,n\}$ の中から残る制約条件4.2(2)を満たすものの組を選択するという一種の組み合わせ最適化問題

に帰着される．

4.4 幾何学的制約条件

4.3で述べた組み合わせ最適化問題の解として不可視部分の位相情報が一意に定まるならば，次に通常の立体復元処理を用いて，可視部分と整合する幾何情報を決定すればよく，位相情報と幾何情報の決定は逐次的に実行できる．実際，定性的線画解釈の研究において，不可視面の数が与えられた場合，不可視辺や不可視頂点など，その他の位相情報，および不可視頂点のスクリーン座標（すなわち幾何情報）が一意に決定できる例が示されている［杉原 79］．しかし可視部分の形状によっては可能な不可視部分の位相情報が一意とはならない場合がある．たとえば図4.9(a)のような物体の可視部分形状を考えると，4.3.3によって示した手続きより，この物体を構成する面は，F_1〜F_8の８つとなり，この組み合わせから得られる可能な不可視部分の位相情報は，図4.9(b)〜(f)のような５種類となる．

まずここで，たとえば可視部分の角がすべて直角である場合には，図4.9の(e)と(f)のような位相情報を持つ物体形状はあり得ない．このことから，不可視部分の位相情報の決定にあたっては，可視部分の幾何情報も考慮に入れる必要があることがわかる．すなわち，与えられた位相情報に対して，可視部分の幾何情報と整合する幾何情報の割り当てを試み，これが可能か否かによって，その位相情報を持つ不可視部分形状の存在可能性を判断することが必要となる．

さらに，幾何的にも存在可能な不可視部分の位相情報が複数個存在する場合，それぞれに対して幾何情報を決定し，可能な不可視部分形状を導出するという方法も考えられるが，

1． 人間が予測する不可視部分には幾何情報に基づく優先順位があると考えられる．

2． 不可視部分の予測結果を視点移動等に利用する場合，次に実際に移動できる位置は一箇所であるため，複数の形状に対する最適な移動先が競合する場

合には，これを解消するために，各々の形状に何らかの重み付けをすることが必要となる．

の2つの理由から考えて，さらに不可視部分の幾何情報に関する何らかの基準を導入し，可能な不可視部分形状に優先順位をつけることが望まれる．

そこで次に，ある位相情報に対して幾何情報の割り当てを行なうための制約条件，および可能な不可視部分形状に優先順位をつけるための評価基準について考える．

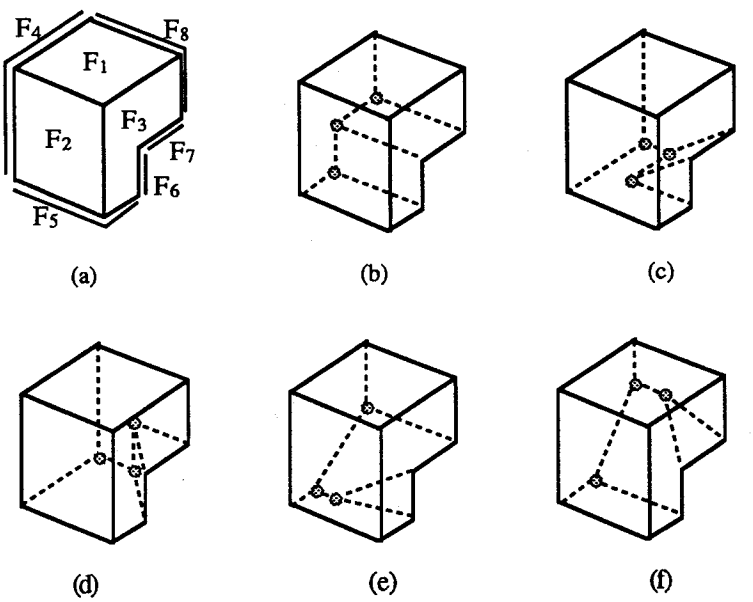


図4.9: 不可視部分の位相情報が複数となる例

4.4.1 立体復元のための制約条件

ある位相情報をもつ不可視部分形状が，実際に存在可能か否かを判断するための幾何情報の割り当て処理は，第2章と第3章において述べた可視部分の立体復

元処理と同様のものである．また，この処理においては，不可視部分の幾何情報は，可視部分のそれと常に整合しなければならない．そこで以後の議論では，幾何情報の決定処理については可視部分と不可視部分とをまとめて扱い，可視部分については，画像の与える位相情報に対して，不可視部分については，位相的制約条件を満たす位相情報の候補に対して，それぞれ互いに整合のとれた幾何情報を割り当てる処理の実現について考える．

4.1において述べたように，本章においても，対象物体は多面体に限定しているため，第2章，第3章と同様，物体の幾何情報を，位相情報の与える物体の全構成頂点の3次元位置集合によって表現する．まず，可視部分については，画像情報が与えられているため，復元形状がこれと整合のとれたものとなることを要求する，次のような制約条件が必要となる．

[制約条件 4.6]（画像との整合性）

可視部分の復元形状の画像平面への再投影像は入力線画像と一致する．

また，可視部分と不可視部分の両方に対して，復元形状が至るところ平面によって構成されるための平面性条件が必要となる．

[制約条件 4.7]（平面性条件）

各面の構成頂点は同一平面上に位置する．

さらに3次元情報の復元のために，第2章と第3章で提案した仮説に基づく立体復元手法を利用する．ただし，本章では立体復元そのものよりもむしろ，不可視部分の形状をどのようにして獲得するかが主眼であるため，利用する仮説は，人工物体の典型的な形状特徴である角の直角性を利用した次のような直角仮説のみを考える［淡 90a,b；Dan 90；淡 93］．

[直角仮説]

“対象とする角は3次元で直角である．”

このように本章では複数の仮説を利用しないため，仮説の適用に関する評価基準を簡単化し，次の1種類のみとする．

[評価基準 4.1] (仮説の適用に関する評価基準)

(1) 直角仮説が適用された角を構成する2辺は互いに直交する．

(2) 直角とならない角には直角仮説は適用されない．

以上のような制約条件および評価基準を用いた立体復元処理によって，与えられた位相情報をもつ不可視部分形状が実際に存在可能か否かを判断することができる．

4.4.2 不可視部分形状に関する評価基準

人間が，物体の可能な不可視部分形状の中から最も自然な形状を予測する際に利用している評価基準は，おそらく過去の経験に基づいて獲得されたものであると考えられる．このことから，この処理においては，対象世界に存在する可能性の最も高いものが，最も自然な形状として優先的に予測されていると考えるのが合理的である．ところで，2.3において議論したように，仮説に基づく立体復元手法では，従来のボトムアップアプローチにおいて利用されてきた，人工物の形状に多く見られる規則性を仮説として導入している．したがって具体的にどのような仮説を利用するにせよ，その仮説が多く適用された復元形状は，それだけ形状の規則性が高い，すなわち，対象世界に多く見られる形状であるということができる．そこで，可能な不可視部分形状に優先順位をつけるための評価基準として，仮説に基づく立体復元手法の持つこのような特徴を利用する．すなわち，不可視部分の形状として，立体復元に利用する仮説ができるだけ多く適用されているものを優先することにする．すなわち，

[評価基準 4.2] (不可視部分形状に関する評価基準)

仮説ができるだけ多く適用されるものを不可視部分形状として優先する．

本章のように直角仮説を利用した立体復元を考えた場合，これは，不可視部分形状としてできるだけ直角の多いものを優先することを意味する．たとえば，図4.9で示した物体の可能な不可視部分形状の例として図4.10のようなものが考えられるが，上のような評価基準を利用した場合，これらは(a)，(b)，(c)の順に優先されることになる．

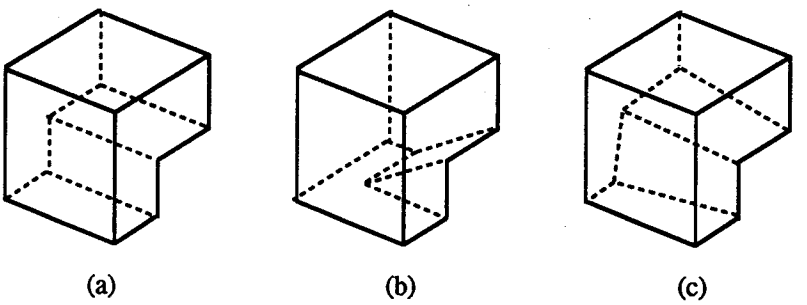


図4.10: 不可視部分形状の優先順位の例

4.5 結 言

物体の不可視部分をボトムアップ的に予測することを目指し，この際に，人間が利用していると考えられる制約条件の内容およびその利用法について検討した．実際に人間が不可視部分を予測する際には，本章で提案した以外にもさまざな制約条件を利用していると考えられるが，本研究は，これに関する研究の第一歩として，不可視部分のボトムアップ的な予測処理の実現可能性を探ることが目的であるため，対象物体，および利用する制約条件については，ごく単純なもののみを議論の対象とした．しかし，今後このような手法の充実を図る際には，より多くの種類の制約条件の導入を図る必要があり，このために心理実験などが必要となる．また，利用する制約条件が増えた場合には，互いに競合するような発見的制約条件の間の優先順位をどうするかなどの問題が新たに生じるため，制約条件の利用に関する戦略などについても検討していく必要がある．

ところで，本研究において実現を目指しているような推論は，幾何学的知識に

基づく高次推論の一種であるが，これは，人工知能の分野において研究されてきた記号情報に基づく論理的な推論ではなく，物体形状というイメージ情報に基づく一種のメンタルシミュレーションである．このようなイメージに基づく推論は，我々の日常生活において，さまざまな場面で利用されており，記号的な推論よりもその適用範囲は広いと考えられる．このような形式の推論の実現は定性推論などでも試みられているが，本章のように，物体の3次元形状を対象とした例はまだ見られない．この意味で，本章で扱ったような研究は今後，人工知能や視覚情報処理の研究分野において重要となると考えられる．

第5章

不可視部分を含む立体復元への正則化の利用

5.1 緒　言

前章で述べたように，物体の不可視部分の位相情報を決定する際に位相的な制約条件を利用するだけでは，存在不可能な解や複数種類の解が得られる場合が生じるため，存在可能で最も自然な解を得るためには，さらに幾何学的な情報に基づく評価が必要となる．ここで，位相情報および幾何情報に関する制約条件あるいは評価基準としてそれぞれどのようなものを利用するにせよ，このような2種類の情報を利用して最も優先順位の高い自然な不可視部分形状を一つ決定しようとする際には，両者の間には依存関係が存在し，これが処理の実現を困難とする．すなわち，一般に物体の幾何情報を決定するためにはその位相情報が決定されている必要があるが，幾何情報に関する何らかの評価基準に基づいて，これを最も満足するような不可視部分を求める際には，位相情報の決定の際にその幾何情報に関する評価基準をどの程度満足するような幾何情報が割り当て可能かどうかを考慮する必要があり，位相情報の決定のために，逆に幾何情報の利用が必要となる．更に幾何情報は定量的な情報であり，これには必然的に誤差や雑音が含まれるため，ある位相情報に対して，与えられた制約条件や評価基準を満足する幾何情報が理論的には割り当て可能であったとしても，これらの誤差や雑音のために実際に割り当てられた幾何情報がこれを厳密に満足できるとは限らない．したがってある位相情報に対して，望ましい幾何情報の割り当ての可否を判定する際には，

これらの誤差や雑音の影響をある程度許容できる必要がある．

このような位相情報と幾何情報の間の相互依存性や幾何情報に含まれる誤差や雑音の問題は，第3章で議論した仮説の適用処理と立体復元処理との相互依存性，および復元形状に含まれる誤差や雑音の問題と同じ性質のものである．一方，前章のような制約条件を利用した不可視部分の位相情報の決定処理は，最終的に一種の組み合わせ最適化問題に帰着されており，これはエネルギー最小化問題として解くことが可能である．そこで本章では，この問題を解決するために，第3章と同様，正則化の考え方に基づき，処理に関わる制約条件や評価基準をエネルギー関数として表現し，これを最小化することによって，最も優先順位の高い不可視部分の位相情報と幾何情報を同時に決定する手法について提案する．

5.2 位相的制約条件のエネルギー関数表現

5.2.1 問題空間の表現

第4章までの議論において，不可視部分の位相情報の決定処理は，頂点候補集合$\{\mathrm{P}_{ijk} \mid i,j,k = 1,\cdots,n\}$の中から制約条件4.2(2)を満たすものを選択するという組み合わせ最適化問題に帰着された．そこでこの問題をエネルギー最小化によって解くために，ある頂点 P_{ijk} を解の一部として選択するか否かを表現する変数を導入し，問題空間を表現する．すなわち，

$$\varepsilon_{ijk} = 1 \quad (\text{頂点}\ \mathrm{P}_{ijk}\ \text{が物体の構成頂点である})$$
$$\varepsilon_{ijk} = 0 \quad (\text{頂点}\ \mathrm{P}_{ijk}\ \text{が物体の構成頂点ではない})$$

のような変数 ε_{ijk} を考え（$\varepsilon_{ijk} = \varepsilon_{ikj} = \varepsilon_{jik} = \varepsilon_{jki} = \varepsilon_{kij} = \varepsilon_{kji}$），変数集合$\{\varepsilon_{ijk} \mid i,j,k = 1,\cdots,n\}$によって，この問題の任意の解を表現する．この変数$\varepsilon_{ijk}$を位相変数と呼ぶ．

5.2.2 制約条件のエネルギー関数

4.3.3で述べたように，本論文では物体の辺と頂点を面の組み合わせによって表現しているため，ε_{ijk} が1，すなわちある頂点 P_{ijk} が物体の構成頂点として選択されたときには，同時にそれを構成する3面 F_i，F_j，F_k の任意の2つの面の交線 L_{ij}，L_{jk}，L_{ki} も物体の構成辺として選択されたことになる．ここで制約条件2(2)が満たされるためには，これらが必ず P_{ijk} 以外のもう1頂点を端点として持たなければならない．この場合に選択されるべきもう一つの頂点は，それぞれ頂点集合，

$$\{P_{sjk} \mid s = 1, \cdots, n,\ s \neq i, j, k\}$$
$$\{P_{isk} \mid s = 1, \cdots, n,\ s \neq i, j, k\}$$
$$\{P_{ijs} \mid s = 1, \cdots, n,\ s \neq i, j, k\}$$

の中に必ず含まれるはずであるから，この中からそれぞれ頂点が1つずつ選択されればよい（図5.1）．以上のことから，制約条件4.2(2)を以下のようなエネルギー関数 E_{com} によって表現する．

$$E_{com} = \sum_{i=1}^{n-2} \sum_{j=i+1}^{n-1} \sum_{k=j+1}^{n} \varepsilon_{ijk} \left\{ \left(\sum_{\substack{s=1 \\ s \neq i,j,k}}^{n} \varepsilon_{sjk} - 1 \right)^2 + \left(\sum_{\substack{s=1 \\ s \neq i,j,k}}^{n} \varepsilon_{isk} - 1 \right)^2 + \left(\sum_{\substack{s=1 \\ s \neq i,j,k}}^{n} \varepsilon_{ijs} - 1 \right)^2 \right\} \quad (5.1)$$

このエネルギー関数は，ε_{ijk} が0，あるいは，ε_{ijk} が1であり，かつ，変数集合，

$$\{\varepsilon_{sjk} \mid s = 1, \cdots, n,\ s \neq i, j, k\}$$
$$\{\varepsilon_{isk} \mid s = 1, \cdots, n,\ s \neq i, j, k\}$$
$$\{\varepsilon_{ijs} \mid s = 1, \cdots, n,\ s \neq i, j, k\}$$

のうちのそれぞれ1つだけが値1をとるときに最小値0をとる．

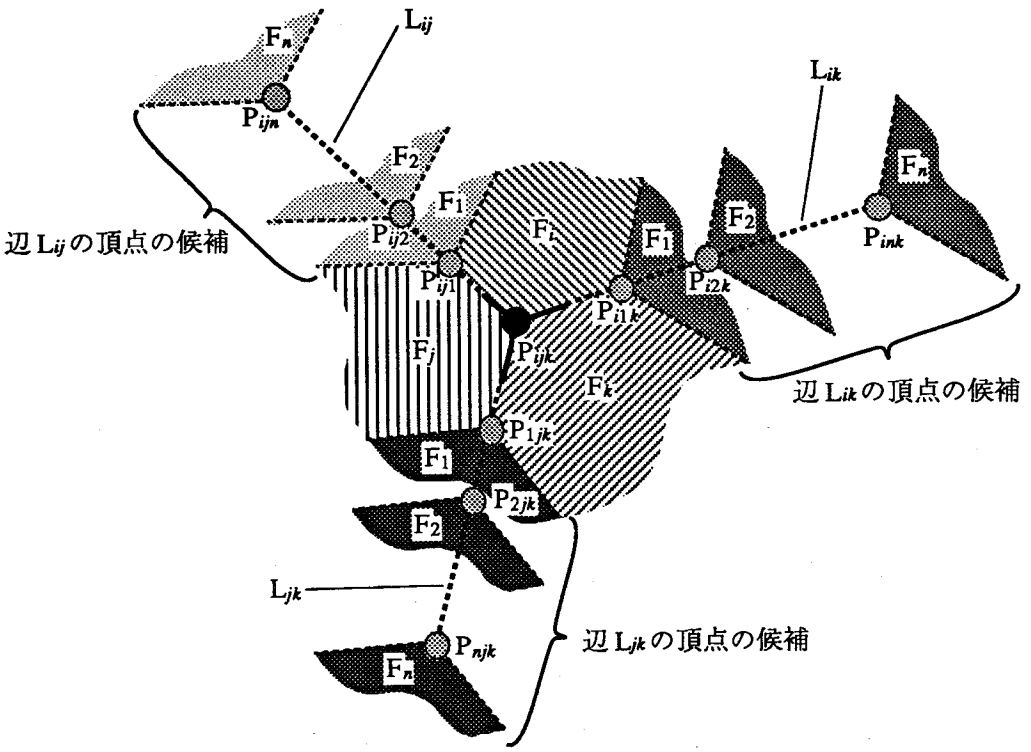


図5.1: 位相的制約条件の意味

5.3 幾何学的制約条件のエネルギー関数表現

5.3.1 問題空間の表現

物体の幾何情報は，第3章と同様に，図3.1で示したカメラ中心座標系における物体の全構成頂点の3次元位置によって表現する．ここで物体の全構成頂点とは，位相情報の決定処理において，可能な不可視頂点集合$\{P_{ijk} \mid i,j,k = 1,\cdots,n\}$の中から，実際に物体を構成する頂点として選択されたものを指す．頂点の3次元位置の表現として，第3章では，奥行きパラメータと補正ベクトルによる表現を考えたが，この表現は頂点の画像中における観測位置P''を基準とした表現であるため，

画像の得られない不可視頂点の3次元位置の表現には利用できない．そこで本章では，より一般的に，物体のすべての頂点をカメラ中心座標系におけるx，y，z座標値によって表現することにする．この表現の下での頂点P_{ijk} の位置ベクトルを，

$$\mathbf{p}_{ijk} = (p^x_{ijk}, p^y_{ijk}, p^z_{ijk}) \tag{5.2}$$

で表わす（ただし，$\mathbf{p}_{ijk} = \mathbf{p}_{ikj} = \mathbf{p}_{jik} = \mathbf{p}_{jki} = \mathbf{p}_{kij} = \mathbf{p}_{kji}$ ）．

次に，5.2.1で述べたような位相変数$\{\varepsilon_{ijk} \mid i, j, k = 1, \cdots, n\}$の表現する位相情報に対して割り当て可能な幾何情報に加わる制約条件をエネルギー関数表現する．ここで定義されるエネルギー関数は，対応する位相変数が1となった頂点に対する制約条件となるため，位相変数 ε_{ijk} との積をとっていることに注意されたい．しかし，幾何学的な制約条件自体に関する表現は，基本的に第3章で定義したエネルギー関数と同様，3次元ベクトルの直交性や平行性に基づいて定義されたものである．

5.3.2 画像との整合性のエネルギー関数

物体形状が制約条件4.6を満たすためには，可視頂点 P_{ijk}，それに対応する画像上の点 P_{ijk}'' および視点位置 O の3点は一直線上に並ばなければならない．このための制約条件を，第3章では補正ベクトルの絶対値の大きさによって表現したが，本章では幾何情報の表現を，不可視部分への適用を考えて式(5.2)のように換えたため，このためのエネルギー関数を次のように定義し直す．

[定義 5.1]（画像との整合性 － 可視頂点の場合）

頂点P_{ijk}が可視頂点であるとき，それに対応する画像中の頂点をP_{ijk}''として，エネルギー関数$\mathrm{E}_{\mathrm{img1}}$を以下のように定義する．

$$\mathrm{E}_{\mathrm{img1}} = \sum_{(i,j,k)\in \mathrm{V}} \mathrm{para}\,(\mathbf{p}_{ijk}, \mathbf{p}_{ijk}'') \tag{5.3}$$

$$\mathrm{V} = \{(i, j, k) \mid \mathrm{P}_{ijk} \text{ は可視頂点}\}$$

ただし，第3章で定義したように，para $(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2)$は2つのベクトル$\mathbf{v}_1$，$\mathbf{v}_2$ が互いに平行となるとき最小値0をとる関数である．また，orth $(\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2)$も第3章と同様に2つのベクトル$\mathbf{v}_1$，$\mathbf{v}_2$が互いに直交するとき最小値0をとる関数として定義する．

このエネルギー関数E_{img1} は，すべての可視頂点 P_{ijk} $((i, j, k) \in V)$ に対して，その位置ベクトル $\mathbf{p}_{ijk}$ および対応する画像中の点P_{ijk}''の位置ベクトル $\mathbf{p}_{ijk}''$ が互いに平行となるときに最小値0をとる（図5.2(a)）．

さらに，画像中に遮蔽が存在し，物体の面や辺の一部が他の部分によって遮蔽されている場合，このような被遮蔽部分をもつ面や辺は，残りの可視部分の幾何情報が画像から制約を受けるため，その幾何情報は完全に自由ではない．この場合の制約を表現するエネルギー関数を次のように定義する．

［定義 5.2］（画像との整合性 － 被遮蔽辺の場合）

可視頂点 P_{ijk} を端点とする辺 L_{ij} の像 L_{ij}'' が自己遮蔽によって画像中の位置 Q_{ij} で遮られ，線分 $P_{ijk}''Q_{ij}$ として現われている場合，L_{ij} のもう一方の頂点の画像平面への投影像が，この線分の延長線上にあるためのエネルギー関数 E_{img2} を次式によって定義する．ただし，点 Q_{ij} の位置ベクトルを $\mathbf{q}_{ij}$ で表す．

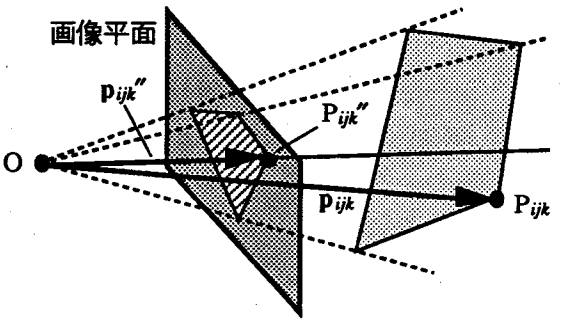
$$E_{img2} = \sum_{((i,j),k)\in H} \sum_{\substack{s=1 \\ s\neq i,j,k}}^{n} \varepsilon_{ijs}\ \mathrm{orth}(\mathbf{p}_{ijs} - \mathbf{p}_{ijk}\ ,\ \mathbf{p}_{ijk}' \times \mathbf{q}_{ij}) \tag{5.4}$$

$$H = \{((i,j),k) \mid L_{ij}\text{は}P_{ijk}\text{を可視頂点とする被遮蔽辺}\}$$

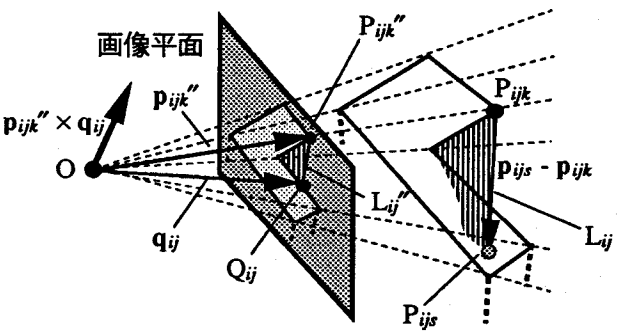
このエネルギー関数E_{img2} は，頂点 P_{ijk} から ε_{ijs} $(s = 1, ..., n,\ \ s \neq i, j, k)$ の定める L_{ij} のもう一方の頂点に向かうベクトルが，視点Oと線分 $P_{ijk}''Q_{ij}$ の作る平面の法線ベクトルに直交するとき最小値0をとる（図5.2(b)）．

これらを用いて画像との整合性のエネルギー関数E_{img}を次式で定義する．

$$E_{img} = E_{img1} + E_{img2} \tag{5.5}$$



(a) 可視頂点の場合



(b) 被遮蔽辺の場合

図5.2: 画像との整合性のエネルギー関数の意味

5.3.3 平面性条件のエネルギー関数

物体形状が多面体となるための制約条件4.7は，次のエネルギー関数 $\mathrm{E}_{\mathrm{flat}}$ で表現する．

$$\mathrm{E}_{\mathrm{flat}} = \sum_{g=1}^{n} \mathrm{E}_{\mathrm{flat}}^{g} \tag{5.6}$$

$$\mathrm{E}_{\mathrm{flat}}^{g} = \sum_{(h,i,j,k,l)\in N_g} \left\{ \varepsilon_{ghi}\ \varepsilon_{gij}\ \varepsilon_{gjk}\ \varepsilon_{gkl}\ \mathrm{orth}\left((\mathbf{p}_{ghi} - \mathbf{p}_{gij}) \times (\mathbf{p}_{gjk} - \mathbf{p}_{gij}),\ (\mathbf{p}_{gkl} - \mathbf{p}_{gjk}) \right) \right\} \tag{5.7}$$

$N_g = \{ (h, i, j, k, l) \mid \mathrm{P}_{ghi}, \mathrm{P}_{gij}, \mathrm{P}_{gjk}, \mathrm{P}_{gkl}$ は面 F_g の連続 4 隣接頂点$\}$

E^g_{flat}は，ε_{gij} $(i, j = 1, ..., n,\ i, j \neq g)$ の定める面F_gの構成頂点のうち，互いに連続して隣接する任意の4頂点P_{ghi}，P_{gij}，P_{gjk}，P_{gkl} の間を結ぶ3つのベクトル $\mathbf{p}_{ghi} - \mathbf{p}_{gij}$，$\mathbf{p}_{gjk} - \mathbf{p}_{gij}$，$\mathbf{p}_{gkl} - \mathbf{p}_{gjk}$ （図5.3）が互いに共面であるときに最小値0をとり，E_{flat} はすべての面F_g $(g = 1, ..., n)$ に対して E^g_{flat} が0となるとき最小値0をとる．

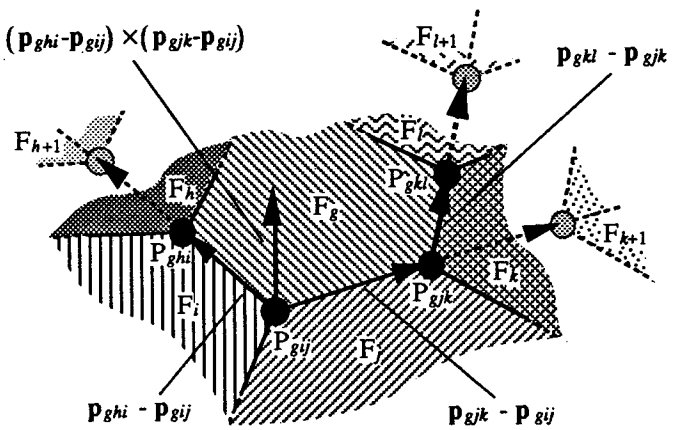


図5.3: 平面性条件のエネルギー関数の意味

5.3.4 直角仮説の適用のためのエネルギー関数

直角仮説の適用に関する制約条件4.8は次のようなエネルギー関数 E_{hyp} として表現する．

$$
\begin{aligned}
E_{hyp} = \sum_{i=1}^{n-2} \sum_{j=i+1}^{n-1} \sum_{k=j+1}^{n} \varepsilon_{ijk} \{ \quad & R^i_{ijk} r^i_{ijk} + th_{rect} (1 - r^i_{ijk}) \\
& + R^j_{ijk} r^j_{ijk} + th_{rect} (1 - r^j_{ijk}) \\
& + R^k_{ijk} r^k_{ijk} + th_{rect} (1 - r^k_{ijk}) \ \}
\end{aligned}
\tag{5.8}
$$

$$
\begin{aligned}
\mathrm{R}^{i}_{ijk} &= \sum_{\substack{g=1\\ g\neq i,j,k}}^{n} \sum_{\substack{h=1\\ h\neq i,j,k,g}}^{n} \varepsilon_{ijg}\,\varepsilon_{ihk}\ \mathrm{orth}\big((\mathbf{p}_{ijg}-\mathbf{p}_{ijk}),\ (\mathbf{p}_{ihk}-\mathbf{p}_{ijk})\big)\\
\mathrm{R}^{j}_{ijk} &= \sum_{\substack{g=1\\ g\neq i,j,k}}^{n} \sum_{\substack{h=1\\ h\neq i,j,k,g}}^{n} \varepsilon_{gjk}\,\varepsilon_{ijh}\ \mathrm{orth}\big((\mathbf{p}_{gjk}-\mathbf{p}_{ijk}),\ (\mathbf{p}_{ijh}-\mathbf{p}_{ijk})\big)\\
\mathrm{R}^{k}_{ijk} &= \sum_{\substack{g=1\\ g\neq i,j,k}}^{n} \sum_{\substack{h=1\\ h\neq i,j,k,g}}^{n} \varepsilon_{igk}\,\varepsilon_{hjk}\ \mathrm{orth}\big((\mathbf{p}_{igk}-\mathbf{p}_{ijk}),\ (\mathbf{p}_{hjk}-\mathbf{p}_{ijk})\big)
\end{aligned}
\tag{5.9}
$$

ただし，図5.4のように，面F_i，F_j，F_kそれぞれに含まれる頂点P_{ijk}の周りの3つの角をA^{i}_{ijk}，A^{j}_{ijk}，A^{k}_{ijk}で表し，角A^{i}_{ijk}に対する直角仮説の適用変数r^{i}_{ijk}を次のように定義する．

$r^{i}_{ijk} = 1$　（角A^{i}_{ijk}に対して直角仮説を適用する）

$r^{i}_{ijk} = 0$　（角A^{i}_{ijk}に対して直角仮説を適用しない）

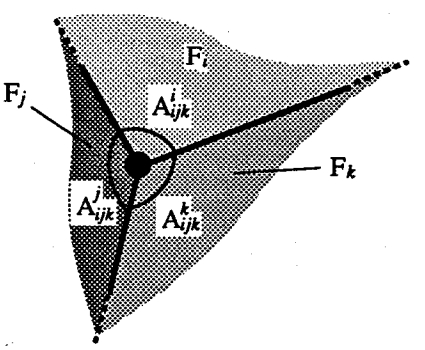


図5.4: 角の定義

R^{i}_{ijk}はε_{ijk}，ε_{ijg}，ε_{ihk}（$g, h = 1, \ldots, n,\ g, h \neq i, j, k$）の定める角$\mathrm{A}^{i}_{ijk}$の3つの構成頂点$\mathrm{P}_{ijk}$，$\mathrm{P}_{ijg}$，$\mathrm{P}_{ihk}$の作る2つのベクトル$\mathbf{p}_{ijg}-\mathbf{p}_{ijk}$，$\mathbf{p}_{ihk}-\mathbf{p}_{ijk}$（図5.5）が直交するとき最小値0をとる．$\mathrm{E}_{\mathrm{hyp}}$は，$\varepsilon_{ijk}$（$i, j, k = 1, \ldots, n$）の定める物体の構成頂点に対し，$\mathrm{R}^{i}_{ijk}$，$\mathrm{R}^{j}_{ijk}$，$\mathrm{R}^{k}_{ijk}$によって定義される角$\mathrm{A}^{i}_{ijk}$，$\mathrm{A}^{j}_{ijk}$，$\mathrm{A}^{k}_{ijk}$の非直角性が，あらかじめ与えられたあるしきい値$th_{\mathrm{rect}}$より小さいものだけに直角仮説が適用さ

れ，逆に直角仮説が適用されているすべての角に対するR^i_{ijk}，R^j_{ijk}，R^k_{ijk}の値が0となるときに最小となる．

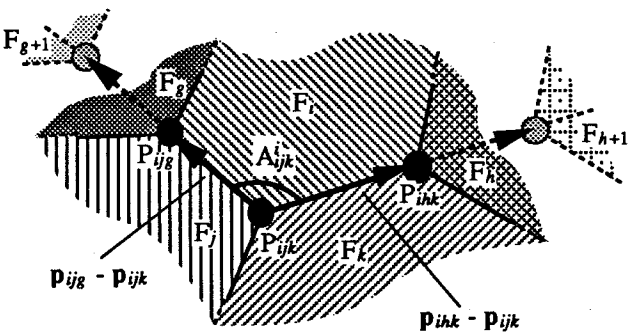


図5.5: 直角性のエネルギー関数の意味

5.3.5 不可視部分形状に関する評価基準のエネルギー関数

不可視部分形状として，できるだけ多数の直角仮説が適用されたものを選択するという評価基準4.2は次のエネルギー関数E_{num}で表現する．

$$E_{num} = \sum_{((i,j,k),l)\in I} \left\{ \varepsilon_{ijk} (1 - r^l_{ijk})^2 \right\} \tag{5.10}$$

$I = \{ ((i,j,k),l) : l = i, j, k,$ 角A^l_{ijk}の構成3頂点のうち少なくとも1つが不可視$\}$

5.4 エネルギー最小化

5.2，5.3で定義した5つのエネルギー関数の線形荷重和によって最小化すべき全体のエネルギー関数E_2を定義する．

$$E_2 = c_{com} E_{com} + c_{img} E_{img} + c_{flat} E_{flat} + c_{hyp} E_{hyp} + c_{num} E_{num} \tag{5.11}$$

ただし，c_{com}，c_{img}，c_{flat}，c_{hyp}，c_{num} はそれぞれのエネルギー関数項の荷重定数である．

このエネルギー関数を何らかの方法によって最小化することにより，位相情報の決定と幾何情報の決定とが同時に実現される．本章では，このための最小化の方法として，第3章と同様の理由により，最急降下法を利用する．すなわち，エネルギー関数に含まれる各変数の値を次のような式に基づいて更新する（離散時間における表現のみを示す）．

$$
\begin{aligned}
p^x_{ijk}(t+1) &= p^x_{ijk}(t) - \alpha_2 \frac{\partial \mathrm{E}_2}{\partial p^x_{ijk}(t)} \\
p^y_{ijk}(t+1) &= p^y_{ijk}(t) - \alpha_2 \frac{\partial \mathrm{E}_2}{\partial p^y_{ijk}(t)} \\
p^z_{ijk}(t+1) &= p^z_{ijk}(t) - \alpha_2 \frac{\partial \mathrm{E}_2}{\partial p^z_{ijk}(t)}
\end{aligned}
\tag{5.12}
$$

$$
\rho^l_{ijk}(t+1) = \rho^l_{ijk}(t) - \beta_2 \frac{\partial \mathrm{E}_2}{\partial r^l_{ijk}(t)} \tag{5.13}
$$

$$
\eta_{ijk}(t+1) = \eta_{ijk}(t) - \gamma_2 \frac{\partial \mathrm{E}_2}{\partial \varepsilon_{ijk}(t)} \tag{5.14}
$$

$$
r^l_{ijk}(t) = \mathrm{sigmoid}\left(\rho^l_{ijk}(t)\right) \tag{5.15}
$$

$$
\varepsilon_{ijk}(t) = \mathrm{sigmoid}\left(\eta_{ijk}(t)\right) \tag{5.16}
$$

ただし，$p^x_{ijk}(t)$，$r^l_{ijk}(t)$，ε_{ijk} などは，変数 p^x_{ijk}，r^l_{ijk}，ε_{ijk} の離散時刻 t における値を表す．また，ε_{ijk} と r^l_{ijk} については0，1の2値をとるようにするため，媒介変数 η_{ijk}，ρ^l_{ijk} および式(3.19)で定義したS字形関数を利用している．また P_{ijk} が可視頂点の場合，式(5.12)〜(5.14)においては可視部分の形状が不可視部分の形状の影響を受けないように不可視頂点からの寄与分は無視し，さらに ε_{ijk} は常に1に固定して更新しないものとする．

5.5 実験結果

図5.6(a)は図4.9や図4.10などで例として挙げたL字形の物体の人工的な中心投影線画像である．この線画像の持つ位相情報として領域，辺，頂点の関係が，幾何情報として各頂点のスクリーン座標が与えられるものとする．これを基に，4.3.3で示した手続きによって不可視面F_4〜F_8を生成し（図5.6(b)），5.4で述べたエネルギー最小化を実行した．初期状態において，頂点の位相変数は可視頂点に対応するものを1，それ以外を0とし，頂点の3次元位置は可視頂点を入力線画像の対応する頂点位置，それ以外を乱数によって定められた線画像の輪郭線内の中央付近のランダムな位置とした．さらに直角仮説の適用変数はすべての角に対して0.5とした．図5.6(c)は，エネルギー最小化過程において更新回数4000回までの間の各段階における復元形状を図3.1のカメラ中心座標系の xy 平面，zy 平面および xz 平面にそれぞれ平行投影したものである．初期状態での3次元形状は入力線画像そのものであるため，そのzy平面およびxz平面への投影像は直線になっている．各変数値の更新と共に可視部分では3次元形状が復元され，不可視部分では位相情報が決定されると同時に幾何情報も決定されていく（入力線画像および xy 平面への投影図はそれぞれ中心投影，平行投影に基づくものであり，同一ではないことに注意されたい）．点線は，各段階で予測された不可視部分の形状を表し，その線の太さは，両端の頂点の位相変数の値の積に対応している．処理の途中においては，不適当な位相情報も候補として生成されるが，それらは次第に淘汰され，最終的には，最も直角の多い形状を構成する位相情報ならびに幾何情報が決定されている．図5.7にもう一つ，入力画像中に被遮蔽辺が含まれる例として，トラック形の物体の立体復元の結果を示す．図5.6と同様にまず不可視面F_6〜F_9を追加し（図5.7(b)），各変数を8000回更新した（図5.7(c)）．初期状態において，被遮蔽辺はもう一方の頂点が決まっていないため，表示されていない．なお，立体復元のための直角仮説の適用変数の最終的な値は，対応する位相変数が1となった頂点のまわりの角のうち，図5.6の場合はすべてのものに対して1となり，図5.7の場合は角 r^4_{124}，r^4_{234}，r^6_{126}，r^6_{236} に対するものが0，それ以外に対するものが1となった．

この2つの実験において，エネルギー関数の各項の荷重定数の値は経験に基づ

いて次のように設定している．

$$th_{\mathrm{rect}} = 0.005,\ c_{\mathrm{com}} = 3.0,\ c_{\mathrm{img}} = 8.0,\ c_{\mathrm{flat}} = 0.3,\ c_{\mathrm{hyp}} = 3.0,\ c_{\mathrm{num}} = 0.1,$$
$$\alpha_2 = 100.0,\ \beta_2 = 0.002,\ \gamma_2 = 0.001$$

これらの値に変更を加えた場合，得られる結果には次のような傾向が見られた．

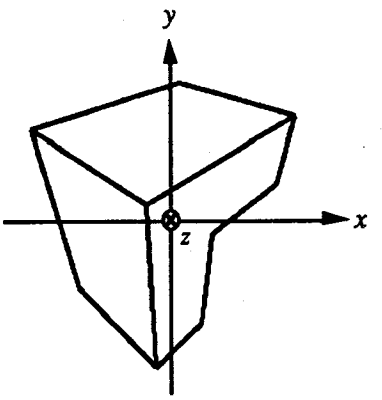
1. α_2，β_2，γ_2 は3次元形状，仮説の適用変数，および位相変数が決定されるまでの時間を左右し，これらを大きくする程速やかに結果が得られる一方，あまり大きな値にすると結果が収束しなくなる（この実験では更に，幾何情報が位相情報の変化に，また3次元形状が仮説の適用内容の変化に，それぞれ追随できるだけの時間的な余裕を与えるために，β_2，γ_2 を α_2 に対して小さくとっている）．

2. th_{rect} は直角仮説の適否の基準であり，これを大きくとれば任意の角に対して直角仮説が適用されるようになる．

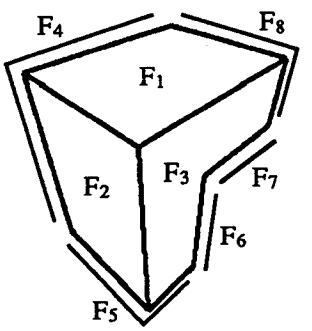
3. c_{num}，c_{hyp} を c_{com} に比べて小さくすると，得られる不可視部分形状が各頂点の初期位置に依存するようになり，直角を多く含むものが必ずしも選択されなくなる．

4. c_{hyp} に対して c_{flat} を大きく取り過ぎると，初期状態である画像平面から3次元形状が立ち上がりにくくなる一方，逆に c_{img} はかなり大きな値にしなければ，画像との整合性を無視した形状が復元される．

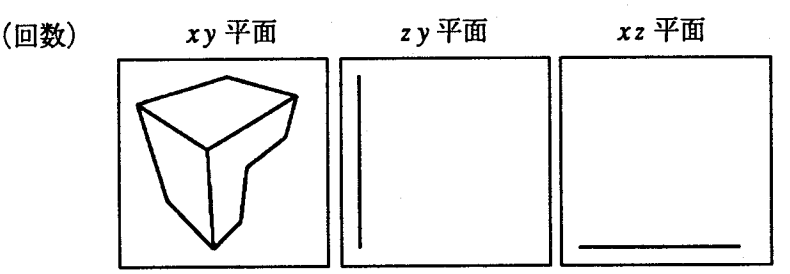
更に5.4で定義した各変数の更新式は最小値の探索を保証していないため，乱数によって与えられた不可視頂点の初期位置によっては極小解に陥り，制約条件が満足されない場合が生じた．これは対象物体が複雑になるにつれて頻繁に見られた．



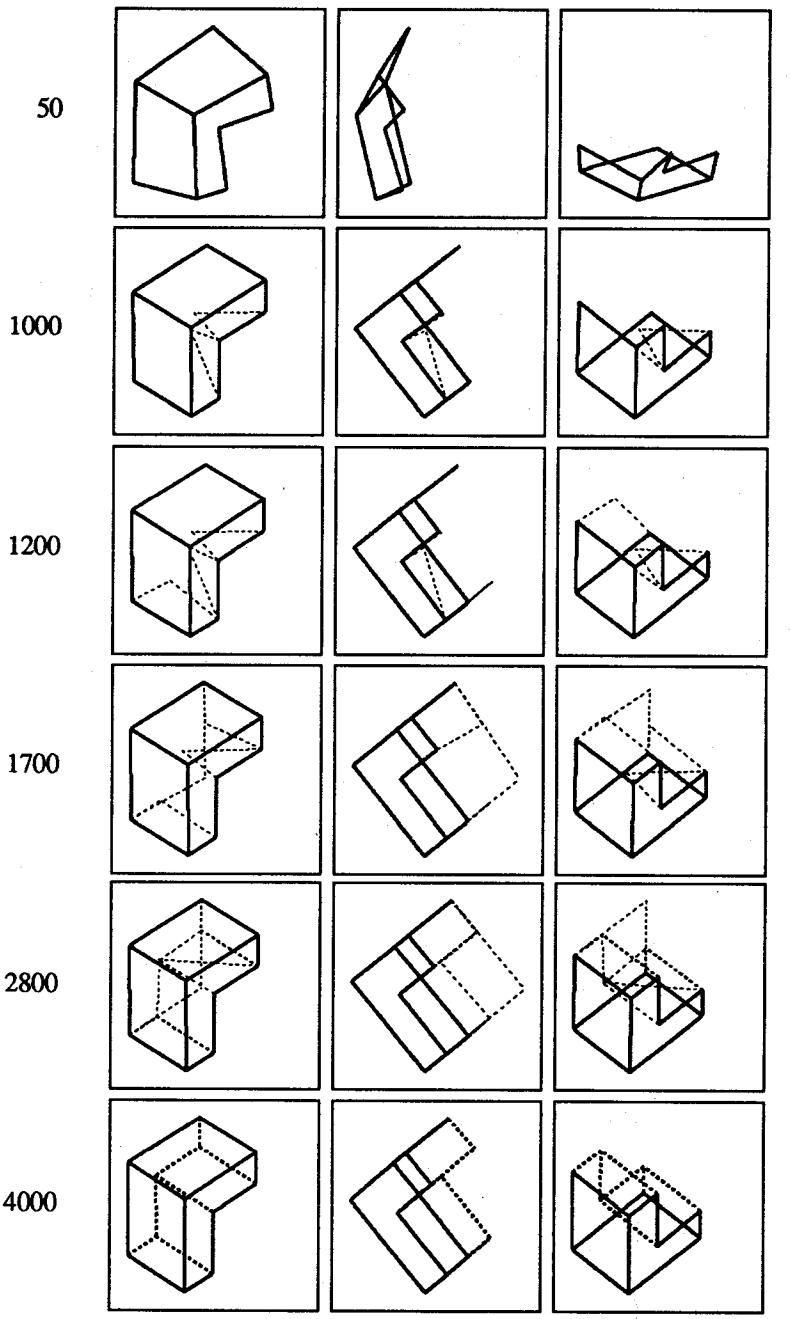
(a)　入力図形



(b)　不可視面の追加

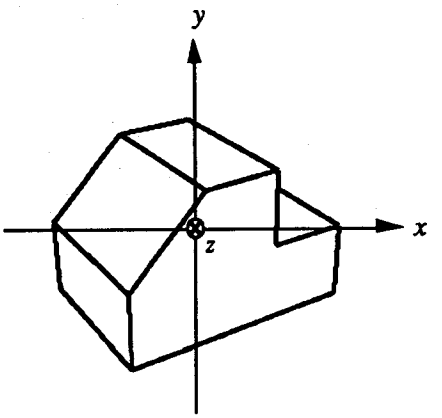


(次ページへ続く)

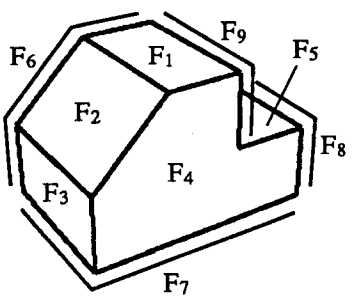


(c) 復元形状の時間変化

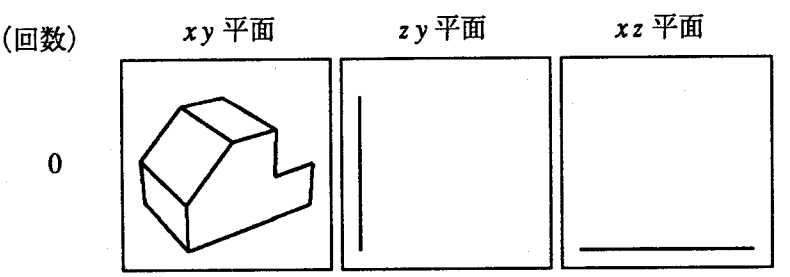
図5.6: 実験結果 (1)



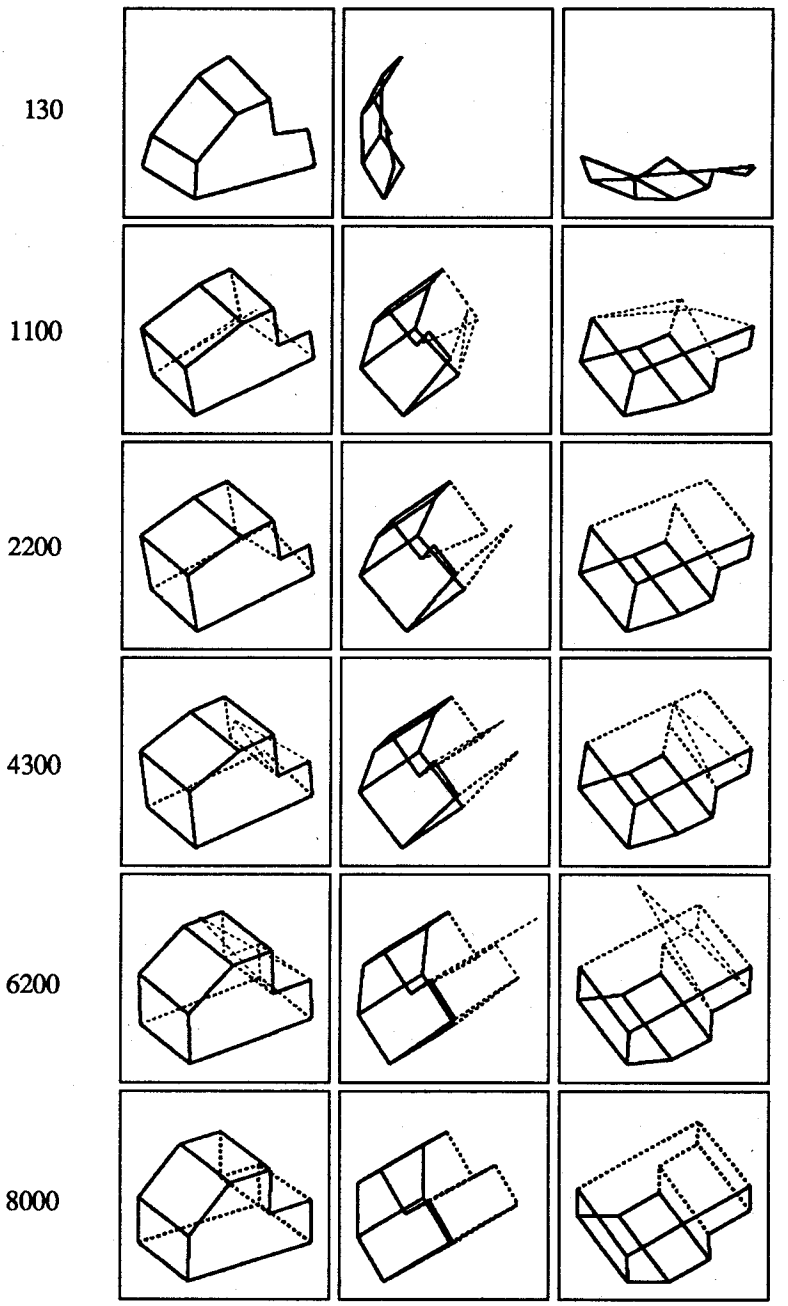
(a)　入力図形



(b)　不可視面の追加



(次ページへ続く)



(c) 復元形状の時間変化

図5.7: 実験結果 (2)

5.6 結 言

多面体物体の不可視部分の予測問題における，位相情報と幾何情報の相互依存性を解決するために，正則化の考え方を利用して問題をエネルギー最小化として定式化し，位相情報と幾何情報の同時決定を試みた．この手法では，幾何情報の決定に通常の可視部分の立体復元処理を利用し，これに更に位相情報の決定処理を組み込んでいるため，可視部分の形状と不可視部分の形状とを同時に決定することが可能である．

一方，本研究で用いた手法には，エネルギー最小化自体に起因する一つの限界がある．エネルギー最小化は，与えられた要素に対して制約条件を満たすラベルを割り当てるという**解釈的推論**［松山89］の一種である．本研究においても，“すべての構成辺が不可視であるような面の追加を許さない”，“物体の構成頂点はすべて3面頂点に限る”，などの制約条件の利用によって可能な不可視部分の位相情報が有限となったため，要求される処理が，位相変数と直角仮説の適用変数に対して0，1を，物体の各構成頂点に対して3次元座標値をそれぞれ割り当てるという解釈的推論に帰着された．このような処理では，その過程で変化するものはラベルの値のみであり，ラベルを割当てる対象要素自体は最初に入力情報として与えられたまま変化しないのが特徴である．しかし今後，さまざまな種類の発見的な制約条件を導入し，これを対象物体の形状に応じて動的に変化させることを考えた場合には，面，辺，頂点を途中で新たに生成あるいは削除していくような処理が要求される．このように処理の過程において，処理の対象となる要素自体が変化するような処理は，**構成的推論**と呼ばれ，解釈的推論とは処理の範疇が異なるため，エネルギー最小化を利用して実現することは難しいと考えられる．したがって今後は，人工知能の分野において盛んに利用されているルールベースシステムなどの構成的推論のための枠組みを新たに導入する必要がある［岸田91a］．この場合，本章で論じたような位相情報と幾何情報との相互依存性を考慮した処理を実現するためには，位相情報決定のための構成的推論と，幾何情報決定のための解釈的推論とを相互作用させる必要があり，これをどのようにして実現するかが本研究の最も大きな課題である［角所91；岸田91b；清水91］．

第6章

結　論

本論文では，単一の2次元画像のもつ幾何学的な情報に基づいて，そこに投影されている物体の3次元形状を復元する問題について議論した．このうち2次元画像の得られる物体の可視部分の立体復元を第2章と第3章において，画像そのものが得られない不可視部分の立体復元を第4章と第5章において，それぞれ検討した．まず最初にこれらの問題に関して得られた成果についてまとめる．

可視部分の立体復元問題は，画像を生成する3次元から2次元への投影過程の逆過程であり，問題を解くためには，対象世界に関する事前知識が必要である．そこでまず，従来手法におけるこのような事前知識の2つの利用形態として，ボトムアップアプローチとトップダウンアプローチを紹介すると共に，多様な対象世界への柔軟な対応可能性の点からこれらの手法の利点と問題点について検討した．次にその結果に基づいて，両者の中間的な性格を持った新たな手法として，仮説に基づく立体復元手法を提案した．この手法は，その処理の性格上，トップダウンアプローチとボトムアップアプローチの両方の長所を兼ね備えている点が特徴である．また，処理自体が一種の仮説推論となっており，今後，視覚情報処理の様々な問題解決のための枠組みとして利用できるものと考えられる．

しかし，この手法では，仮説の適用と立体復元の2つの処理が互いに依存関係を持つため，処理を逐次処理的に実現することが困難となる．したがって次に，この問題を解決するために，近年初期視覚に関する研究分野で盛んに利用されている正則化と線過程の考え方を導入し，処理に関わる制約条件を表現したエネルギー関数を最急降下法によって緩和的に最小化することにより，仮説の適用処理

と立体復元処理の両方を同時に実行するような処理を実現した．この処理では，エネルギー関数の各項の重み付けを変えることにより，処理の性格をよりトップダウン的なものや，よりボトムアップ的なものに調整することが可能であり，仮説に基づく立体復元手法のもつトップダウンアプローチとボトムアップアプローチの中間的な性格を生かした実現方法であるといえる．

また立体復元処理は，視覚情報処理過程の中では，それに引き続く物体認識処理や空間認識処理などの前処理としての位置を占めることから，物体の可視部分だけではなく，視点から見えない不可視部分の3次元形状も復元することが要求される．しかし，このような物体の不可視部分は，可視部分とは異なり画像そのものが得られないため，通常の可視部分の立体復元処理に先立って物体表面の位相情報を決定する必要がある．そこで，単純な物体を対象として，不可視部分の予測処理を実現するために利用できると考えられる位相的な制約条件および幾何的な制約条件について考察した．

このような制約条件を利用した処理では，物体の位相情報と幾何情報とが互いに依存関係を持つが，この問題が本論文の前半において扱った仮説の適用内容とそれに基づく復元形状との相互依存性の問題と同様の問題であることから，再び正則化と線過程の考え方を導入し，エネルギー最小化によって位相情報と幾何情報の同時決定を実現した．このことにより，可視部分に基づく不可視部分のボトムアップ的な予測という従来は試みられなかったアプローチも我々人間と同様にある程度実現可能であることを示し，この分野の研究の端緒を開いた．

次に本論文で提案した手法の持つ問題点について述べる．これらの手法では，エネルギー最小化のための方法として，最も単純な最急降下法を利用した．最急降下法によるエネルギー最小化では，最小解への到達は保証されていないため，処理の途中で極小解につかまり，最小解に到達できなくなる可能性がある．したがって，このような事態をどのようにして回避するかが今後の大きな問題となる．本論文で提案したような，非線形のエネルギー関数の最小値を得るための手法はまだ確立されていないが，現在のところ最も有効と考えられる手法は**模擬焼きなまし**（simulated annealing）［Kirkpatrik 83］といわれるものである．これは，変数の値の更新を時間と共に確率論的なものから決定論的なものに次第に変化させてゆく方法であり，更新の初期における変数の増減が，エネルギー関数の微係数に

ほぼ関係なく確率的に決定されるため，初期値の影響をうけにくく，極小解に陥る可能性が少ないといわれている．ただし，このような手法では，変数の更新方法の変化に関するスケジューリングが難しく，本論文で扱ったようなエネルギー最小化への導入を図る場合にもこの点が問題となると考えられる．

また本手法では，制約条件のエネルギー関数表現として様々なものを提案したが，これらは対応する制約条件の表現として必ずしも最適なものであるとは言えない．さらに，最小化すべき全体のエネルギー関数を定義する際には，これらのエネルギー関数項の線形荷重和を用いており，個々の制約条件の重み付けも，それらの種類の相違の正規化も，一律に荷重変数の値の調整によって実現している．近年，このような荷重定数の値を自動的に決定するための手法なども提案されているが［川人 88］，これらの導入も含め，問題に関わる制約条件をエネルギー関数によって表現するための方法論について検討する必要がある．

最後に，視覚情報処理研究全体に対する本研究の意義について議論しておく．視覚情報処理は，２次元の特徴抽出などの低レベル処理から，本研究で扱った立体復元処理，さらには物体や環境の理解のための高レベル処理まで，多段階にわたる処理によって構成され，これらの各段階を経ながら，単なる数値パターンである光学信号が，物体の表面特徴，３次元形状，さらに概念へと次第に高次の記号的な情報に変換されていく．これらの過程はそれぞれが一種の不良設定問題であり，各々をそのレベルに関する知識や制約条件のみに基づいて独立に解こうとしても正しい解を得ることは難しい．このような多段階の不良設定問題を解くには，処理においても多段階の処理の有機的な連携が必要になると考えられる．すなわち，ある低レベル処理において画像中から椅子の輪郭線を抽出する際には，高レベル処理において他の物体との空間的な関係から“そこに椅子が存在する可能性が高い”と判断されている必要がある一方，逆に高レベル処理において“対象物体が椅子である”と認識する際には，低レベル処理においてそれに対応する２次元特徴が抽出されている必要がある，といったように，低レベルの処理おいては高レベルの処理結果の利用が，また逆に高レベルの処理においては低レベルの処理結果の利用が必要である．このような相互作用によって，各レベルにおいて利用されている知識もしくは制約条件が他のレベルにも伝播されてその処理結果に制約を加え，全体として不良設定問題が良設定に変換されているものと考え

られる．

このような処理の実現をめざして，従来，低レベル処理に人工知能において提案されている各種の知識処理を導入し，高次知識を用いた処理の実現を図ろうとする試みも提案されてはいるが，これらは従来の人工知能の研究において得られた処理の枠組みをそのまま利用しようとしたものが大部分であり，記号処理とパターン処理との整合性の悪さに阻まれ，目的としているような処理の実現には至っていない．記号表現では，情報が明示的かつ網羅的に記述されるのに対し，視覚情報処理において対象とするパターン表現では，情報の大部分は各要素間の位相的な関係などに基づいて暗黙的に表現されている．したがってこれらを記号的に表現しようとすると，記述量の爆発を招くか，必要な情報が欠落するかのいずれかとなる．さらに，従来人工知能で扱われてきた知識処理は，記号表現された情報の論理的な矛盾や証明可能性に基づいているが，視覚情報処理では物理的な実世界の状況を把握することが目的であるため，利用される知識の多くは，実世界における物理現象間の因果関係を記述したものであり，これらを論理的な関係として表現することは容易ではない．

本論文で導入した正則化と線過程は，このような問題の解決を図る上で非常に重要となる考え方を提案している．すなわち正則化は，視覚情報処理において利用される様々な知識や制約条件を連続的な尺度で表現するための手段として，エネルギー関数というものが利用できることを示し，また線過程は，異なるレベルの情報間の依存関係をエネルギー関数として宣言的に記述するための具体的な方法を提案した．これらの成果は初期視覚の問題の解決を目指して提案されたものではあるが，視覚情報処理における知識の表現および多段階のレベル間の相互作用の実現に幅広く応用できると考えられる．本論文は，仮説と復元形状との相互作用や，位相情報と幾何情報との相互作用などの実現を通じて，これらが実際により高次の処理における相互作用の実現にも利用できることを示した点で意義があると考える．

一方，このようなアプローチには今後解決すべき課題も残されている．正則化は問題をエネルギー最小化として解くことを前提としており，前章の最後においても述べたように，これは解釈的推論の域を出ない．したがって今後は，連続値的かつ宣言的な知識表現に基づく問題解決という正則化の考え方を踏襲しながら，

これをさらに拡張し，人工知能における高次推論のようなより複雑な処理を，パターン情報を前提として構成していく必要がある．このような枠組みの実現は高次視覚情報処理の実現のために非常に重要であり，今後の進展が強く望まれる．本研究において得られた成果が，このような研究を進める際の何らかの参考になれば筆者の最も幸いとするところである．

謝　辞

本論文は，大阪大学産業科学研究所教授北橋忠宏博士の御指導の下に，筆者が同大学大学院工学研究科（通信工学専攻）在学中に行なった研究の成果をまとめたものである．本研究を遂行するにあたり，北橋先生より賜った御懇篤なる御教示，御鞭撻に対し，ここに衷心より感謝の意を表する次第である．

本論文作成にあたり，筆者は，大阪大学工学部教授森永規彦博士より，有益なる御教示，御助言，ならびに親身なる御援助，御激励を賜った．ここに深甚なる感謝の意を表する次第である．

大阪大学における研究の機会を与えて戴くと共に，講義を通じて通信工学一般および各専門分野に関し，御指導と御教示を賜った大阪大学教授中西義郎博士（現 名誉教授，奈良工業高等専門学校長），同教授手塚慶一博士（現 名誉教授，関西大学教授），同教授倉薗貞夫博士，同教授長谷川晃博士，同教授小牧省三博士をはじめとする諸先生方に厚く御礼申し上げる．

本研究の途上，筆者は，大阪大学産業科学研究所助教授安部憲広博士（現　九州工業大学教授）より懇切丁寧なる御指導，御助言を賜った．また，大阪大学産業科学研究所助手淡誠一郎博士には，研究の細部にわたり昼夜を分かたぬ熱心な御指導，御討論を戴いた．ここに深く感謝申し上げる．

さらに，ＡＴＲ視聴覚機構研究所社長淀川英司博士，ならびに同研究所主幹研究員三宅誠博士（現　ＮＨＫ放送技術研究所視覚情報研究部長），同主幹研究員乾敏郎博士（現 京都大学助教授），同主幹研究員川人光男博士（現 ＡＴＲ人間情報通信研究所第三研究室長）には，本研究に関する数々の御援助，ならびに貴重なる御助言を賜った．ここに深謝申し上げる．

最後に，大阪大学産業科学研究所助手平井誠博士（現　松下電器産業中央研究所主任研究員），同助手何守杰博士，同高野敦子技官をはじめとする北橋研究室の

諸兄には，終始熱心な御討論を戴いた．特に，清水由紀彦氏（現　キャノン），岸田謙一氏には，プログラミングや実験等に関しても多大なる御協力を戴いた．ここに記して感謝の意を表する次第である．

参考文献

［池内 91］ 池内克史："タスクオリエンティドビジョン"，電子情報通信学会誌，Vol. 74，No. 4，pp. 360 - 365（1991）．

［石塚 88］石塚満："画像の認知と仮説推論"，電子情報通信学会技術報告 PRU87-123 （1988）．

［伊庭 88］伊庭斉志，松原仁，井上博允："環境モデルにおける物体の見え方と見方"，人工知能学会誌，Vol. 3，No. 4，pp. 474 - 485（1988）．

［角所 89a］角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏，三宅誠："仮説に基づく画像の３次元解釈へのコネクショニスト・モデルの利用"，1989年度人工知能学会全国大会（第３回）論文集［Ⅱ］，pp. 429 - 432（1989）．

［角所 89b］角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏，三宅誠："コネクショニスト・モデルを用いた画像の３次元解釈"，計測自動制御学会関西支部シンポジウム「知的システム構築の実践と将来」講演論文集，pp. 71 - 76（1989）．

［角所 89c］角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏，三宅誠："幾何学的拘束に基づく物体認識へのコネクショニスト・アプローチ"，情報処理学会第39回（平成元年後期）全国大会講演論文集（2），pp. 493 - 494（1989）．

［角所 90a］角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏，三宅誠："エネルギー最小化原理による画像の３次元解釈"，電子情報通信学会技術報告 PRU89-108

(1990).

[角所 90b] 角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏，三宅誠："画像の3次元解釈へのニューラルネットワークの適用"，電子情報通信学会論文誌（D-Ⅱ），Vol. J73-D-Ⅱ，No. 8，pp.1297-1302（1990）.

[角所 90c] 角所考，清水由紀彦，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏："エネルギー最小化手法を用いた仮説選択による線画の3次元解釈と誤差補正"，情報処理学会第41回（平成2年後期）全国大会講演論文集（2），pp. 172 -173（1990）.

[角所 91] 角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏："物体認識における構造予測と形状復元の相互作用に関する一考察"，情報処理学会第43回（平成3年後期）全国大会講演論文集（2），pp. 279 - 280（1991）.

[角所 92] 角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏："物体の不可視部分予測に対するエネルギー最小化原理の適用"，画像の認識と理解シンポジウム（MIRU '92）講演論文集［Ⅱ］，pp. 255 - 262（1992）.

[川人 88] 川人光男，池田孝利，三宅誠："神経回路網の学習と視覚情報処理"，テレビジョン学会誌，Vol. 42，No. 9，pp. 918 - 924（1988）.

[河原 89] 河原英紀，入野俊夫："3層構造のニューラルネットによる任意の連続写像の近似実現とパターン処理への適用"，電子情報通信学会技術報告 MBE88-54，pp. 47 - 54（1989）.

[岸田 91a] 岸田謙一，角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏："幾何学的推論に基づく物体裏側形状の予測復元"，1991年電子情報通信学会春期全国大会講演論文集［分冊7］，pp. 355（1991）.

[岸田 91b] 岸田謙一，角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏："幾何学的知識

に基づく物体の３次元構造予測”，情報処理学会第43回（平成３年後期）全国大会講演論文集（2），pp. 281 - 282（1991）．

［坂上 89］坂上勝彦，横矢直和：“弛緩法と正則化”，情報処理，Vol. 30, No. 9，pp. 1047 - 1057（1989）．

［島谷 92］島谷明，鎧沢勇：“重なり線図形における補完を含む解釈候補の自動抽出”，電子情報通信学会技術報告 PRU91-133（1992）．

［清水 90］清水由紀彦，角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏：“物体認識のための仮説生成と形状補正への最適化原理の応用”，1990年度人工知能学会全国大会（第４回）論文集［Ⅱ］，pp. 431 - 434（1990）．

［清水 91］清水由紀彦，角所考，淡誠一郎，安部憲広，北橋忠宏：“エネルギー最小化による３次元形状復元における遮蔽の取り扱いについて”，情報処理学会第43回（平成３年後期）全国大会講演論文集（2），pp. 283 - 284（1991）．

［尺長 87］尺長健，金子博：“透視角度変換　―角度情報からの形状情報復元―”，電子情報通信学会論文誌（D），Vol. J70-D，No. 10，pp. 1931 - 1940（1987）．

［白井 80］白井良明：“コンピュータビジョン”，昭晃堂（1980）．

［杉原 79］杉原厚吉：“多面体線画の代数的解析法”，電子通信学会論文誌（D），Vo. J62-D，No. 3，pp. 201 - 208（1979）．

［杉原 89］杉原厚吉，金谷健一：“数理的手法による三次元情報抽出”，人工知能学会誌，Vol. 4，No. 1，pp. 13 - 20（1989）．

［田中 89］田中俊江，川島孝夫，金谷健一：“平行性仮説による多面体の３次元

形状復元”，電子情報通信学会論文誌（D-Ⅱ），Vol. J72-D-Ⅱ，No. 4，pp. 517 - 525（1989）．

［棚野 90］棚野裕氏，安部憲広，北橋忠宏：“物体輪郭線の隠れ部分の予測復元と物体配置関係の認識”，テレビジョン学会技術報告，Vol. 14，No. 54，pp. 13 - 18（1990）．

［淡 90a］淡誠一郎，角所考，安部憲広，北橋忠宏：“最適化による画像からの立体復元における直交性仮説の自動生成”，1990年度人工知能学会全国大会（第 4 回）論文集［Ⅱ］，pp. 427 - 430（1990）．

［淡 90b］淡誠一郎，角所考，安部憲広，北橋忠宏：“幾何学的正則化による画像からの立体復元”，「コンピュータビジョン '90」シンポジウム講演論文集，pp. 91 - 100（1990）．

［淡 93］淡誠一郎，角所考，北橋忠宏：“直交性仮説の緩和的適用による単眼画像からの立体復元”，人工知能学会誌，Vol. 8，No. 3（1993）（掲載予定）．

［津戸 91］津戸明宏，八木康史，谷内田正彦：“移動視により得られたワイヤーフレームモデルからの空間構成の理解”，情報処理学会研究報告 91-CV-73（1991）．

［土肥 90］土肥浩，石塚満：“ソリッドモデラと幾何学的推論を組み込んだ 3 D ビジョンシステム”，電子情報通信学会論文誌（D-Ⅱ），Vol. J73-D-Ⅱ，No. 10，pp.1677 - 1686（1990）．

［中谷 85］中谷広正，北橋忠宏：“無限遠点を用いた情景中の対象物の 3 次元構造の復元”，電子情報通信学会論文誌（D），Vol. J68-D，No. 8，pp. 1481 - 1488（1985）．

[舟橋 88a] 舟橋賢一，“ニューラルネットワークによる連続写像の近似的実現について”，電子情報通信学会技術報告 MBE88-9（1988）.

[舟橋 88b] 舟橋賢一，“ニューラルネットワークの capability について”，電子情報通信学会技術報告 MBE88-52（1988）.

[前原 89] 前原一夫，川島孝夫，金谷健一：“直交性仮説による多面体の 3 次元形状復元”，電子情報通信学会論文誌（D-Ⅱ），Vol. J72-D-Ⅱ，No. 6，pp. 887 - 895（1989）

[松山 87] 松山隆司：“画像理解”，白井良明（編），パターン理解，オーム社（1987）.

[松山 89] 松山隆司：“画像理解における推論方式”，人工知能学会誌，Vol. 4，No. 1，pp. 21 - 29（1989）.

[松山 91] 松山隆司：“多角的視覚情報の統合”，電子情報通信学会誌，Vol. 74，No. 4，pp. 349 - 353（1991）.

[光本 88] 光本浩士，岡崎耕三，田村進一，梶見直樹，副井裕：“面対称性に基づく単眼視からの 3 次元復元”，電子情報通信学会論文誌（D），Vol. J71-D，No. 10，pp. 2032 - 2040（1988）.

[安田 90] 安田浩之，安藤和久，大西昇，杉江昇：“物理的に存在しない輪郭線の抽出”，電子情報通信学会論文誌（D-Ⅱ），Vol. J73-D-Ⅱ，No. 6，pp. 906 - 913（1990）.

[谷内田 90a] 谷内田正彦：“ロボットビジョン”，昭晃堂（1990）.

[谷内田 90b] 谷内田正彦，石黒浩：“ロボットの視覚”，人工知能学会誌，

Vol. 5, No. 6, pp. 720 - 730（1990）.

［横矢 91］横矢直和，坂上勝彦："画像理解と最適化原理"，電子情報通信学会誌，Vol. 74，No. 4，pp. 326 - 334（1991）.

［渡辺 89］渡辺佳映，安部憲広，北橋忠宏："優先順序付き仮説による画像領域の三次元解釈"，電子情報通信学会技術報告 IE88-127（1989）.

[Dan 90] Dan, S., Kakusho, K., Abe, N., and Kitahashi T. : " Shape from Geometrical Regularities - Case Study on Orthogonality - ", *Proceedings of Pacific Rim International Conerence on Artificial Intelligence '90*, pp. 557 - 562 (1990).

[Fan 89] Fan, T., Medioni, G., and Nevatia, R. : " Recognizing 3-D Objects Using Surface Descriptions ", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 11, No. 11, pp. 1140 - 1156 (1989).

[Geman 84] Geman, S., and Geman, D. : " Stocastic Relaxation, Gibbs Distributions, and the Bayesian Restoration of Images ", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-6, No. 6, pp. 721 - 741 (1984).

[Hopfield 85] Hopfield, J.J., and Tank, D.W. : " "Neural" Computation of Decisions in Optimization Problems ", *Biological Cybernetics*, Vol. 52, pp. 141 - 152, 1985.

[Horaud 87] Horaud, R. : " New Methods for Matching 3-D Objects with Single Perspective Views ", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-9, No. 3 (1987).

[Irie 88] Irie, B., and Miyake, S. : " Capabilities of Three-layered Perceptrons ",

Proceedings of IEEE Annual International Conference on Neural Networks, Vol. 1, pp. 641 - 648 (1988).

[Kakusho 92a] Kakusho, K., Dan, S., Kitahashi, T., and Abe, N. : " Computer Vision Based on a Hypothesization and Verification Scheme by Parallel Relaxation ", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 9, No. 1, pp.13 - 30 (1992).

[Kakusho 92b] Kakusho, K., Dan, S., Abe, N., and Kitahashi, T. : " Shape Recovery and Error Correction Based on Hypothetical Constraints by Parallel Network for Energy Minimization ", *Lecture Notes in Computer Science (2nd International Conference on Parallel Image Analysis, December 1992, Proceedings)*, Springer-Verlag (to be published).

[Kirkpatrik 83] Kirkpatrik, S., Gelatt, C.D., and Vecchi, Jr.M.P. : " Optimization by Simulated Annealing ", *Science*, Vol. 220, No. 4598, pp. 671 - 680 (1983).

[Koch 87] Koch, C., Marroquin, J., and Yuille, A. : " Analog "neuronal" networks in early vision ", *Proceedings of National Academy of Sciences of the United States of America*, Vol. 83, pp. 4263 - 4267 (1987).

[Marill 91] Marill, T. : " Emulating the Human Interpretation of Line Drawings as Three-dimensional Objects ", *International Journal of Computer Vision*, Vol. 6, No. 2, pp. 147 - 161 (1991).

[Marr 82] Marr, D. : " VISION ", W.H.Freeman (1982)；乾敏郎，安藤広志（訳），ビジョン，産業図書（1987）.

[Poggio 85] Poggio, T., Torre, V., and Koch, C. : " Computational Vision and Regularization Theory ", *Nature*, Vol. 317, No. 6035, pp. 314 - 319 (1985).

[Terzopoulos 87] Terzopoulos, D., Witkin, A., and Kass, M. : " Symmetry-Seeking Models for 3D Object Reconstruction ", *Proceedings of 1st International Conference on Computer Vision*, pp. 269 - 276 (1987).

[Terzopoulos 88] Terzopoulos, D. : " The Computation of Visible-Surface Representations ", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-10, No. 4, pp. 417 - 438 (1988).

[Tsotsos 87] Tsotsos, J. K. : "Image Understanding", Shapiro, S. C., *Encyclopedia of Artificial Intellgence*, John Wiley & Sons (1987)；大須賀節雄（監訳），人工知能大辞典，丸善（1991）.

[Ulupinar 91] Ulupinar, F., and Nevatia, R. : " Constraints for Interpretation of Line Drawings under Perspective Projection ", *Computer Vision, Graphics and Image Processing (Image Understanding)*, Vol. 53, No. 1, pp. 88 - 96 (1991).