

遠隔計測画像の高精度重ね合わせ手法とその 多重時刻処理への応用に関する研究

YAMAMOTO, Takahiro / 山本, 貴弘

(開始ページ / Start Page)

1

(終了ページ / End Page)

144

(発行年 / Year)

2001-03-24

(学位授与番号 / Degree Number)

32675甲第97号

(学位授与年月日 / Date of Granted)

2001-03-24

(学位名 / Degree Name)

博士(工学)

(学位授与機関 / Degree Grantor)

法政大学 (Hosei University)

(URL)

<https://doi.org/10.11501/3190626>

2000年度 博士論文

遠隔計測画像の高精度重ね合わせ手法と
その多重時刻処理への応用に関する研究

山本 貴弘

①

法政大学審査学位論文

遠隔計測画像の高精度重ね合わせ手法と その多重時刻処理への応用に関する研究

山 本 貴 弘

論文要旨

衛星に搭載された画像センサを用いたリモートセンシングでは、地球表面上の同一地域を複数の時刻に一定の周期で観測することができる。そのため、リモートセンシングにより得られる画像データには、観測対象物の分光特性（広義の色）や対象物の空間特性（画像平面における画素濃度の変化）の情報だけでなく、それらの時間的な変化の情報が含まれる。これらの情報をリモートセンシング画像から抽出して解析することによって地球環境のモニタリングに役立てることができる。このような解析手法は従来から数多く提案されているが、そのほとんどが分光特性や空間特性のみに着目したもので環境モニタリングに有用な高次の情報を効率的に得ることは難しかった。この難しさは、リモートセンシング画像に含まれる幾何学的歪や放射歪、さらには観測値（画素濃度値）に対するシステムティックエラー（画素濃度の平均値やコントラストの違いなど）およびランダムノイズ（雑音成分）などに起因する。特に、同一地点を観測した画像間でもわずかながら相対的な幾何学的位置ずれが存在することが、複数の時刻画像を組み合わせる処理を困難なものにしていた。画像間に含まれる相対的な位置ずれを補正する方法として従来から行われてきたのは、画像間の不変領域内の特徴的な位置に対応点を設定し、それらに基づいて画像を重ね合わせる方法である。この方法では、人手によって選定した対応点の対応関係から予め決定しておいた画像間の座標変換関数のパラメータを求め、その関数によって画像間の位置ずれを補正していた。この手法により画像を精度良く重ね合わせるためには、できるだけ多くの対応点对を正確に選定し、さらに画像間の相対的な位置ずれを表す最適な座標変換関数を決定することが必要であった。しかしながら、多くの対応点对を手によって正確に選定することは時間がかかりすぎて困難であり、必ず選定ミスが含まれてしまう。しかも、画像間の最適な変換関数またはその次数を決定することは一般に困難である。これらのことから、対応点对の選定作業に膨大な手間を要する割には重ね合わせの精度が向上しないことが多く、問題となっていた。本論文では、こうした画像間の相対的な位置ずれを、空間的な相関に基づく対応点对の自動生成および三角形分割網を用いた変換関数の局所線形近似により精度良く補正する手法を開発して、この根本的な問題点を解決している。さらに、それを土台として分光特性の時間変化パターンを各種エラー・ノイズの影響を避けながら効率良く抽出する手法を展開している。ここで、時間変化としては土地被覆の時間的な変化を対象としており、同一地域を観測した複数時刻画像間の相対的な幾何学的位置ずれが精度良く補正されているとき、分光特性が画像間で大きく変化している領域を変化領域として識別している。逆に、不変領域は分光特性の変化が画像間で統計的に求められる許容範囲内に納まっているものとして区別している。実際の処理では、画像に含まれる変化領域は不変領域に比べて少ないと仮定し、まず不変領域に基づいて画像間の相対的な位置ずれを補正した後、分光特性の違いに

基づいて変化領域を抽出する構造となっている。変化領域の抽出では、処理を3次元化することによって、各種エラーやノイズの影響を抑えた効率の良い処理を行うことに成功した。

本論文では、具体的に次の4つの事項を研究課題としている。

- (1) 三角形分割網を用いた新しい高精度自動重ね合わせ手法の開発
- (2) 空間分解能の異なる画像間の自動重ね合わせ手法の開発
- (3) 局所的に複雑な位置ずれを含む画像間の高精度自動重ね合わせ手法の開発
- (4) 複数時刻画像からの高効率かつ高精度時間変化領域抽出法の開発

本論文は6章から構成される。以下に、各章の概要について述べる。

第1章では、遠隔計測画像からの時間変化情報の抽出に関する研究の背景について概観し、本研究の目的と具体的な研究課題について述べる。

第2章では、研究課題(1)について述べる。ここで提案する手法では、得られた対応点对を用いて画像を三角形の小領域へ分割し、対応する三角形毎にアフィン変換を施すことにより、高精度の重ね合わせを実現している。これは、画像間の相対的な位置ずれを3次元曲面として表したとき、その曲面を三角形分割網によって線形近似することに相当する。したがって、画像間の変換関数が未知のままで画像を精度良く重ね合わせることが可能としている。また、対応点对の探索では面積相関法を適用している。しかし、この方法を周期的な構造や時間変化が含まれる画像に適用すると、誤った対応点对が選定されることがあった。そこで本手法では、探索処理を2段階に分けて行うことにより、そのような誤った対応点对の選定を防いでいる。本手法では、同一センサによって観測された画像対を対象としており、画像間の位置ずれを線形変換で補正できるものとそうでないもの(局所的な位置ずれ)とに分けて考え、それらを階層的に自動補正している。まず、線形変換で補正できるものとして、画像全体の相対的な回転と平行移動成分の大きさを検出・補正した。回転成分は、画像の投影データを利用することにより回転中心が未知でも検出できるようにした。次に、局所的な位置ずれを補正するために画像間上に対応点对を選定し、それらを用いて画像を精度良く重ね合わせた。計算機実験により、本手法の回転・平行移動成分の検出性能を評価した。また、実際に同一センサによって観測された画像対を高精度に重ね合わせた結果を示すことにより、本手法の有効性を確認した。

第3章では、研究課題(2)について述べる。具体的には、第2章の画像間の相対的な回転成分の検出法を拡張し、マルチセンサ画像間の空間分解能の違いを自動推定する手法を提案する。この手法を用いてマルチセンサ画像を重ね合わせることにより、センサフュージョンなどを用いた情報抽出が可能になり、同一センサ画像間のみの場合とは異なった詳細な情報が得られるようになると考えられる。また、画像のピラミッド構造を用いて対応点对の探索計算量を削減する手法も提案する。本手法に対するマルチセンサ画像間の重ね合わせ手法としての有効性を、倍率推定の数値実験および実画像処理により示した。

第4章では、研究課題(3)について述べる。ここでは、第2章の提案手法をさらに発展させて、局所的に複雑な位置ずれを含む画像対に対する高精度重ね合わせ手法を提案する。具体的には、局所的に大きさが異なる位置ずれに応じた対応点对(配置および個数)の生成が可能と

なるように対応点対の探索手法を改善している。本手法では、画像のオプティカルフローを位置ずれの大きさとして表し、それが最大となるところに対応点対を生成している。フローがある閾値以下になるまで繰り返すことによって、画像の位置ずれに応じた対応点対が得られ、重ね合わせの精度の保証も可能としている。フロー検出には勾配法に基づく手法を適用するが、遠隔計測画像ではフローの拘束方程式の仮定が成立しなくなることがあるため、方向までを含めた精密なフローを求めるのは困難であった。そこで本手法では、フローを局所的な位置ずれを評価するためのツールとして考え、そのベクトルの長さと位置ずれの大きさとの順序関係が保存されるようにフローを求めることとした。そのために、画像の正規化手法、処理の階層化の導入、時間変化領域の検出による誤動作の防止などの対策を施している。ここでは、局所的に複雑な位置ずれを含む画像対の例としてステレオペアによって観測された航空写真の画像対を用意し、それらに対して本手法を適用した結果を示すことにより、本手法の有効性を評価した。また本章では、この手法を拡張したサブピクセル精度の対応点対生成手法も提案する。

第5章では、研究課題(4)について述べる。ここでは、複数時刻画像を2次元の画像空間および時間軸によって構成される3次元空間における画像ブロックとして扱い、これを分光特性が一樣と見なせるサブブロックへ分割する手法を提案する。このブロック分割により、分光特性が一樣な不変領域が画像平面の x, y 方向だけでなく時間軸方向にもクラスタリングされる。また、システムティックエラーを除去するために、それらを重回帰分析を用いて正規化する手法についても提案する。これは、マルチセンサ画像間における時間変化領域の検出も可能とするものである。ブロック分割処理において、画像ブロックは一般化座標を用いた重回帰モデルによって表している。分光特性が一樣かどうかの判断には、分割境界で隣接する2つのサブブロックのそれぞれに当てはめた重回帰モデルの係数間の差を用いた。その差が統計的に有意であれば、そのときの分割境界でブロックを二分している。このように、分割処理において画像平面上の分光・空間特性の情報だけでなく時間軸方向の分光・空間特性の情報(時間特性の情報)も組み合わせて用いていることから、ランダムエラー(雑音成分)の影響を受けにくい統計的に安定した不変領域のクラスタリング結果が得られるようになった。したがって、クラスタリング結果において時間軸上のクラスタ境界を識別することにより高精度の時間変化領域の検出が可能となった。また、分割処理は二分木状に進んでいくことから変化領域の空間情報が簡単に得られるので、何から何に変わったのかなど変化の内容に関する詳細な解析が後で効率良く行えるようになると考えられる。本章では、本手法の原理および処理手順について詳しく述べる。また、本手法による数値実験および実画像処理の結果を示し、本手法の有効性を評価した。

最後に、第6では、本研究を総括するとともに、今後の課題および展望について述べる。

目次

Chapter 1 序論	11
1.1 研究の背景	11
1.2 研究の目的	16
1.3 本論文の構成	18
Chapter 2 遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 ARTSIM	26
2.1 はじめに	26
2.2 原理および処理手順	27
2.2.1 回転および平行移動成分の検出	27
2.2.2 対応点対の自動生成	29
2.2.3 画像の三角形領域への分割	31
2.2.4 三角形領域毎のアフィン変換による画像の重ね合わせ	34
2.3 処理結果および考察	34
2.3.1 数値実験	34
2.3.2 実画像への適用	36
2.4 おわりに	41
Chapter 3 自動重ね合わせ手法 ARTSIM の改良	48
3.1 はじめに	48
3.2 空間分解能の違いの推定法	49
3.3 画像の階層化構造を用いた対応点対探索法の高速化	51
3.4 三角形領域への分割アルゴリズムの改善	52
3.5 誤って生成された対応点対の除去	52
3.6 対応点対探索法の改善	55
3.6.1 ヒストグラム形状の近さに基づく対応点対探索法	55
3.6.2 対応点対探索法の選択	56
3.7 処理結果および考察	57
3.7.1 異なるセンサによって観測された画像への適用	57
3.7.2 誤った対応点対の除去法の実画像への適用	67
3.7.3 改善した対応点対探索法の実画像への適用	69
3.8 おわりに	71

Chapter 4	局所的位置ずれに適応的な対応点对生成手法 ARTOFL	74
4.1	はじめに	74
4.2	オプティカルフローの検出法	75
4.3	オプティカルフローによる画像の重ね合わせ	77
4.3.1	オプティカルフローを指標とした対応点对の生成	77
4.3.2	適応的デローネイ三角形分割手法の適用	77
4.4	フロー検出における問題点とその解決策	80
4.4.1	画像の正規化	80
4.4.2	フロー検出処理の階層化	81
4.4.3	画素濃度の変化がない領域の検出と除去	82
4.4.4	時間変化領域の検出と除去	82
4.5	処理手順	82
4.6	サブピクセル精度の重ね合わせのための対応点对自動生成手法	83
4.6.1	サブピクセル精度の対応点对の生成	83
4.6.2	フーリエ位相相関法による対応点对探索	84
4.6.3	処理手順	86
4.7	処理結果および考察	87
4.7.1	数値実験	87
4.7.2	実画像への適用	93
4.7.3	サブピクセル精度の重ね合わせ手法の実画像への適用	99
4.8	終わりに	102
Chapter 5	時空間領域分割による時間変化領域の検出法 3D-CLUST	106
5.1	はじめに	106
5.2	複数時刻・複数分光画像のブロック表現	108
5.3	画像のブロック分割による時間変化領域の検出	110
5.3.1	画像の二分木ブロック分割	110
5.3.2	雑音成分 Σ の推定	113
5.3.3	画像ブロックの併合	115
5.4	処理手順	115
5.5	処理結果および考察	116
5.5.1	数値実験	116
5.5.2	実画像への適用	121
5.5.3	異なるセンサによって観測された画像への適用	128
5.6	終わりに	128
Chapter 6	結論	135
	謝辞	139

研究業績

140

目 次

1. 研究業績の概要	140
2. 研究業績の詳細	141
2.1. 研究業績の概要	141
2.2. 研究業績の詳細	142
2.3. 研究業績の詳細	143
2.4. 研究業績の詳細	144
2.5. 研究業績の詳細	145
2.6. 研究業績の詳細	146
2.7. 研究業績の詳細	147
2.8. 研究業績の詳細	148
2.9. 研究業績の詳細	149
2.10. 研究業績の詳細	150
2.11. 研究業績の詳細	151
2.12. 研究業績の詳細	152
2.13. 研究業績の詳細	153
2.14. 研究業績の詳細	154
2.15. 研究業績の詳細	155
2.16. 研究業績の詳細	156
2.17. 研究業績の詳細	157
2.18. 研究業績の詳細	158
2.19. 研究業績の詳細	159
2.20. 研究業績の詳細	160
2.21. 研究業績の詳細	161
2.22. 研究業績の詳細	162
2.23. 研究業績の詳細	163
2.24. 研究業績の詳細	164
2.25. 研究業績の詳細	165
2.26. 研究業績の詳細	166
2.27. 研究業績の詳細	167
2.28. 研究業績の詳細	168
2.29. 研究業績の詳細	169
2.30. 研究業績の詳細	170
2.31. 研究業績の詳細	171
2.32. 研究業績の詳細	172
2.33. 研究業績の詳細	173
2.34. 研究業績の詳細	174
2.35. 研究業績の詳細	175
2.36. 研究業績の詳細	176
2.37. 研究業績の詳細	177
2.38. 研究業績の詳細	178
2.39. 研究業績の詳細	179
2.40. 研究業績の詳細	180
2.41. 研究業績の詳細	181
2.42. 研究業績の詳細	182
2.43. 研究業績の詳細	183
2.44. 研究業績の詳細	184
2.45. 研究業績の詳細	185
2.46. 研究業績の詳細	186
2.47. 研究業績の詳細	187
2.48. 研究業績の詳細	188
2.49. 研究業績の詳細	189
2.50. 研究業績の詳細	190
2.51. 研究業績の詳細	191
2.52. 研究業績の詳細	192
2.53. 研究業績の詳細	193
2.54. 研究業績の詳細	194
2.55. 研究業績の詳細	195
2.56. 研究業績の詳細	196
2.57. 研究業績の詳細	197
2.58. 研究業績の詳細	198
2.59. 研究業績の詳細	199
2.60. 研究業績の詳細	200
2.61. 研究業績の詳細	201
2.62. 研究業績の詳細	202
2.63. 研究業績の詳細	203
2.64. 研究業績の詳細	204
2.65. 研究業績の詳細	205
2.66. 研究業績の詳細	206
2.67. 研究業績の詳細	207
2.68. 研究業績の詳細	208
2.69. 研究業績の詳細	209
2.70. 研究業績の詳細	210
2.71. 研究業績の詳細	211
2.72. 研究業績の詳細	212
2.73. 研究業績の詳細	213
2.74. 研究業績の詳細	214
2.75. 研究業績の詳細	215
2.76. 研究業績の詳細	216
2.77. 研究業績の詳細	217
2.78. 研究業績の詳細	218
2.79. 研究業績の詳細	219
2.80. 研究業績の詳細	220
2.81. 研究業績の詳細	221
2.82. 研究業績の詳細	222
2.83. 研究業績の詳細	223
2.84. 研究業績の詳細	224
2.85. 研究業績の詳細	225
2.86. 研究業績の詳細	226
2.87. 研究業績の詳細	227
2.88. 研究業績の詳細	228
2.89. 研究業績の詳細	229
2.90. 研究業績の詳細	230
2.91. 研究業績の詳細	231
2.92. 研究業績の詳細	232
2.93. 研究業績の詳細	233
2.94. 研究業績の詳細	234
2.95. 研究業績の詳細	235
2.96. 研究業績の詳細	236
2.97. 研究業績の詳細	237
2.98. 研究業績の詳細	238
2.99. 研究業績の詳細	239
2.100. 研究業績の詳細	240

目 次

1.1	複数分光画像の例 (Landsat 7 / TM 画像 ; IEEE/GRSS-DFC 提供)	12
1.2	センサの姿勢変動による画像の幾何学的歪	14
1.3	リモートセンシング画像処理の流れ	21
2.1	相対的な回転成分の検出	28
2.2	4 方向のエッジ検出マスク	30
2.3	対応点对の探索	31
2.4	3 次元曲面の三角形平面による近似	32
2.5	ボロノイ・デローネ分割	32
2.6	擬似的なボロノイ・デローネ分割の高速アルゴリズム	33
2.7	三角形領域毎のアフィン変換	34
2.8	回転・平行移動成分検出のためのシミュレーション画像 (Landsat/TM)	35
2.9	原画像 (Landsat-2/MSS (a), Landsat-5/MSS (b), 相対的な位置ずれ (c)) およ び粗い重ね合わせ (d)	37
2.10	Landsat-2/MSS 画像と Landsat-5/MSS 画像の重ね合わせ	38
2.11	精度評価のためのテストポイント (Landsat-2/MSS 画像)	39
2.12	変化領域における誤った対応点对の選定の回避	44
3.1	空間分解能の違いの推定 : (a) IMG1 の 1 次元フーリエ変換後の投影データセッ ト, (b) 拡大した IMG2 の 1 次元フーリエ変換後の投影データセット, (c) 相互 相関マップ, (d) マップ上の相関値の線積分	50
3.2	画像のピラミッド構造	51
3.3	三角形領域への適応的分割アルゴリズム	53
3.4	沿岸部および海域における画素濃度散布図	54
3.5	ヒストグラム (分布関数) 形状の近さ S の算出	56
3.6	陸域および沿岸部における画素濃度値のヒストグラム	57
3.7	空間分解能の違い (倍率) の推定のためのシミュレーション画像	58
3.8	原画像 (SPOT/HRV(a), Landsat/TM(b)) および粗い重ね合わせ (c)	61
3.9	SPOT/HRV 画像と Landsat/TM 画像の重ね合わせ	62
3.10	精度評価のためのテストポイント (SPOT/HRV 画像)	63

3.11 原画像 (SPOT/HRV(a), Landsat/TM(b), 相対的な位置ずれ (c)) および粗い重ね合わせ	64
3.12 Landsat/TM 画像と Landsat/MSS 画像の重ね合わせ	65
3.13 精度評価のためのテストポイント (SPOT/HRV 画像)	66
3.14 誤った粗い重ね合わせ	67
3.15 ARTSIM-II((a),(b)) および ARTSIM-II-2((c),(d)) による重ね合わせ結果 . . .	68
3.16 ARTSIM((a),(b)) および ARTSIM-II-3((c),(d)) による重ね合わせ結果	70
4.1 空間微分マスク (a), (b) と時間微分マスク (c)	76
4.2 デローネイ対角変形	78
4.3 適応的でローネイ三角形分割法のアルゴリズム	79
4.4 サブピクセル精度の対応点対生成: (a) 画像データ, (b) フーリエ変換, (c) 相互相関の計算 (フーリエ空間), (d) 拡大されたデータ間の相互相関関数 (実空間)	84
4.5 相互相関とフーリエ位相相互相関	85
4.6 シミュレーション画像 (Landsat/TM 画像) と位置ずれ	88
4.7 ARTSIM におけるシミュレーション画像の三角形領域への分割	89
4.8 ARTOFL におけるシミュレーション画像の三角形領域への分割	90
4.9 シミュレーション画像の重ね合わせ (ARTSIM (a), ARTOFL (b))	91
4.10 シミュレーション画像の重ね合わせの精度評価 (残りのフローベクトルの長さ)	92
4.11 原画像 (ステレオペア航空写真画像) とそれらの間の位置ずれ	94
4.12 ARTSIM におけるステレオペア画像の三角形領域への分割	95
4.13 ARTOFL におけるステレオペア画像の三角形領域への分割	96
4.14 ステレオペア画像の重ね合わせ (ARTSIM (a), ARTOFL (b))	97
4.15 ステレオペア画像の重ね合わせの精度評価 (残りのフローベクトルの長さ) . .	98
4.16 ステレオペア画像の重ね合わせ (ARTOFL (a), ARTOFL-II (b))	100
4.17 ARTOFL-II におけるステレオペア画像の三角形領域への分割	101
5.1 複数時刻・複数分光画像のブロック表現	108
5.2 画像ブロックの二分木分割	109
5.3 時間変化の定義	110
5.4 一般化座標による画像ブロックモデル	111
5.5 雑音成分 Σ の推定に用いる微分マスク (a) と 4 方向のエッジ検出用マスク (b) .	114
5.6 シミュレーションに用いた基本画像の構成: (a) バンド 1 の画像 (R), (b) バンド 2 (G), (c) バンド 3 (B), (d) カラー合成画像 (基本画像)	117
5.7 シミュレーション画像: (a) Time 1 画像, (b) Time 2, (c) Time 3, (d) Time 4 .	118
5.8 シミュレーション画像における変化領域 (白い部分): (a) Time 1 から Time 2 への変化領域, (b) Time 2 - Time 3, (c) Time 3 - Time 4	119
5.9 変化領域の検出結果 (白い部分): (a) Time 1 から Time 2 への変化領域, (b) Time 2 - Time 3, (c) Time 3 - Time 4	120

5.10 Time 2 - Time 3 間の変化領域 : (a) Time 2, (b) Time 3 画像, (c) 変化領域 (赤い部分)	122
5.11 Time 2 - Time 3 間の変化領域の検出結果 (赤い部分) : (a) 差分画像 (差分ベクトルのノルム値が 6.8 以上), (b) 差分画像 (差分ベクトルのノルム値が 9.5 以上), (c) 3D-CLUST による結果	123
5.12 原画像 (6 時刻の Landsat/TM 画像)	125
5.13 変化領域の検出結果 (白い部分) : (a) Time 1 から Time 2 への変化領域, (b) Time 2 - Time 3, (c) Time 3 - Time 4, (d) Time 4 - Time 5, (e) Time 5 - Time 6	126
5.14 画像上の局所領域における分光平均ベクトルの変化 (上 : 変化あり, 下 : 変化なし, (a) と (b), (c) と (d), (e) と (f) はそれぞれ同一領域における別時刻間の分光平均ベクトル変化を示す)	127
5.15 異なるセンサによって観測された画像への適用 : (a) SPOT / HRV 画像, 1995 年 5 月 4 日観測 (Time-1), (b) Landsat 7 / TM 画像, 1999 年 10 月 18 日観測 (Time-2), (c) 正規化によって得られた (b) から (a) への予測画像, (d) 変化領域の検出結果 (白い部分)	129

表 目 次

2.1	回転・平行移動成分の検出結果	36
2.2	テストポイント対における重ね合わせ誤差 (Landsat-2 および Landsat-5 の MSS 画像)	39
2.3	処理の各段階における重ね合わせの精度 (32×32 画素領域間の相関係数) . .	41
3.1	空間分解能の違いの推定結果	59
3.2	テストポイント対における重ね合わせ誤差 (SPOT/HRV 画像および Landsat/TM 画像)	63
3.3	テストポイント対における重ね合わせ誤差 (Landsat/TM 画像および Landsat/MSS 画像)	66
4.1	数値実験の結果	87
4.2	ARTSIM および ARTOFL によるステレオペア画像の重ね合わせ処理の結果 .	93
4.3	ARTSIM および ARTOFL-II によるステレオペア画像の重ね合わせ処理の結果	99
5.1	変化領域の検出における数値結果	124

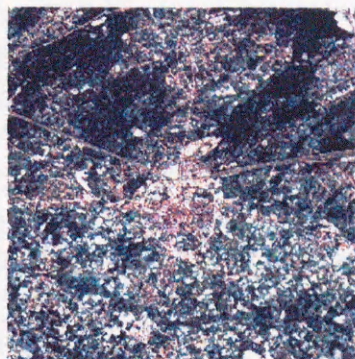
Chapter 1

序論

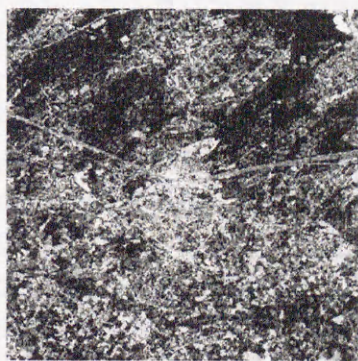
1.1 研究の背景

近年では、地球温暖化や砂漠化、熱帯雨林の減少、極地域のオゾン層の減少など、地球環境問題に対する関心が世界的な高まりを見せている。このような環境破壊の進行を食い止め、環境保全および環境改善のための対策を講じるためには、まず環境モニタリングなどによって現在の環境破壊の実態を把握し、その原因究明を行うことが重要である。最近では、地球規模での環境モニタリングのための有効な手段の一つとしてリモートセンシング技術の研究が進められている [1]–[7]。リモートセンシング（遠隔計測）とは、一般に、人工衛星や航空機に搭載したセンサを用いて地球の地表面、水面、大気の状態を非接触で計測する技術のことである。リモートセンシングで用いられるセンサは、地上の物質の分光特性を観測している。分光特性とは太陽光などの電磁波に対する物質の反射・放射特性のことであり、地上のすべての物質はそれぞれ特定の仕方で電磁波を反射したり放射したりしている。たとえば、人間の眼では黄緑に見える $0.55\mu\text{m}$ の波長の可視光に対しては、土の反射は強く、水の反射は弱く、植物はその中間である。さらに、 $0.9\mu\text{m}$ の近赤外に対しては、植物の反射は強く、水の反射は非常に弱い。このように、物質によって各波長の光の反射の仕方が異なることから、リモートセンシングで観測して得られた分光特性のデータを調べれば、観測対象物が何であるかを知ることができる。リモートセンシングでは、電磁波の中で人間が見ることのできる可視光域の他、近赤外域、熱赤外域、マイクロ波帯域などの波長帯を利用している。また、リモートセンシングは広域性や継続性（反復性）、同時性といった地球規模の環境モニタリングを行うには非常に有利な特徴を有することから、一度に広い範囲の土地被覆や海洋の状況などを把握することが可能である [7]。これまでに様々な観測目的を持つセンサが開発されており、その成果は農林業、防災、海洋調査、環境保全、気象観測、土地利用調査、資源探査などに利用されている [3], [5]。

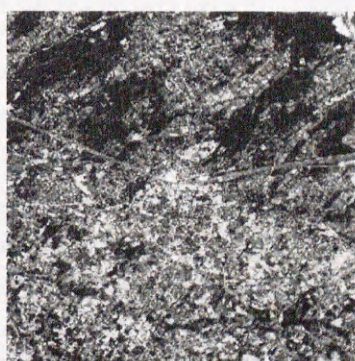
リモートセンシングで得られるデータは、俯瞰的に観測して情報を得るので、一般に画像（2次元の濃淡分布）の形を取る。センサは複数のバンドを持ち、それぞれのバンドが特定の波長帯の電磁波を観測し、その強度が256段階の濃淡数値に変換され記録される。すなわち、一度の観測で複数枚の画像データが得られる。これを複数分光画像という。図 1.1 に複数分光画像の例を示す。これは、Landsat 7 号に搭載された TM（Thematic Mapper）センサを用いて観測したものである。観測地域はベルギーのハッセル地方、観測日時は1999年10月18である。Landsat 7 号の TM センサは全部で8波長帯のバンドを持っている。図 1.1 では、バンド



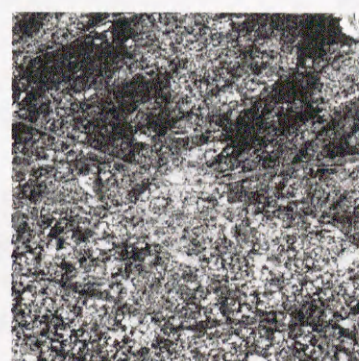
(a) Landsat 7 / TM image
(at Hasselt, Belgium on Oct. 18, 1999)



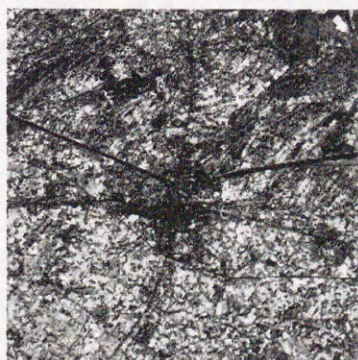
(b) Band 1 (0.45-0.52μm)



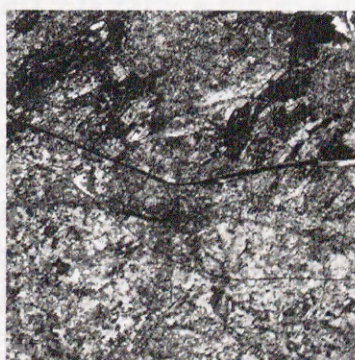
(c) Band 2 (0.52-0.60μm)



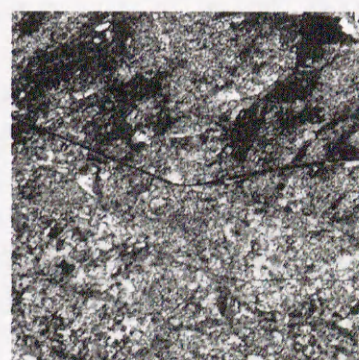
(d) Band 3 (0.63-0.69μm)



(e) Band 4 (0.76-0.90μm)



(f) Band 5 (1.55-1.75μm)



(g) Band 7 (2.08-2.35μm)

図 1.1: 複数分光画像の例 (Landsat 7 / TM 画像 ; IEEE/GRSS-DFC 提供)

6 (10.4 – 12.5 μm) および 8 (0.50 – 0.90 μm) 以外のバンド画像データを示している。図 1.1 (a) はバンド 1 の画像を Red plane に、バンド 2 を Green plane に、バンド 3 を Blue plane に割り当ててカラー合成した画像である。図 1.1 (b)–(g) の各バンド画像において濃度の高いところが、各バンドに対応する波長帯の電磁波を強く反射する特性を持つ物質の存在を示している。この図を見ると、可視光域（バンド 1, 2, 3）のバンドデータについては比較的わかりにくいですが、それぞれの画像で画素濃度の空間的な変化が異なっていることがわかる。このような画像に対して様々な演算や処理を施すことにより、利用目的に応じた有用な情報を引き出すことができる。このとき、画像の持つ「色（濃淡値）」の情報や「形」の情報などが重要な鍵として用いられる。色の情報とは分光特性のことであり、図 1.1 で示したように画像の 1 画素の分光特性は複数の要素（バンドデータ）を持つベクトルの形で表される。さらに、形の情報は空間特性と呼ばれ、画像平面における画素濃度の空間的な変化を表している。また、環境モニタリングにおいては、単一時刻における複数分光画像データから得られる分光・空間特性の情報だけでなく、複数時刻に観測した複数枚の画像データを時間軸方向に解析することによって得られる時間変化の情報、すなわち時間特性の情報も重要である。たとえば、単一時刻の複数分光画像データでは、樹木や草地、それに田畑の作物などの分光特性が植物類として互いに類似した特性を持っていることから、これらの詳細な分類を行うことができない。しかし、たとえば樹木の場合には、常緑樹と落葉樹とでは明らかに分光特性の時間的な変化が異なるし、また数多い農作物の場合も同様である。すなわち、複数の時刻に収集した複数分光画像データ（複数時刻・複数分光画像）を解析して土地被覆に関する時間特性の情報を抽出すれば、土地利用状況に関する詳細な分類が行えるのである。このように、単一時刻の複数分光画像のみの解析では分析不可能な場合でも、複数時刻・複数分光画像を処理・解析することにより明らかにできる事項が多い。これを複数時刻処理という。リモートセンシング画像（遠隔計測画像）に対する複数時刻処理は、環境モニタリングシステムにおいて非常に重要な位置を占める。

これまでに述べてきた複数時刻処理による情報抽出を行うには、その前処理として、それらの画像間に含まれる相対的な幾何学的な位置ずれを補正する必要がある [1], [3], [6], [9]。時間変化情報の抽出では、この位置ずれが見かけの（誤った）変化情報として抽出されてしまう [8]。そのため、処理を施す前に、地上の同一地点が画像上の同一画素に対応するように画像間で精度良く位置合わせしておかなければならない。この位置合わせを画像の重ね合わせ（レジストレーション）という。

リモートセンシング画像間に含まれる相対的な位置ずれは、内部歪と外部歪が原因となって生じる [9]。前者はセンシングの機構に起因するものであり、後者は画像の投影方式の幾何学に起因するものである。内部歪には、センサの種類によって次のようなものがある。

- カメラなどの面状の検出器を持つセンサ

レンズの歪曲収差に基づく歪、焦点距離の誤差に基づく縮尺歪、光軸と投影面の傾きによる射影歪などが生じる。

- 線状検出器を持つセンサ（リニアアレイ型センサ）

検出素子の配列の不整に基づく歪、サンプリングレートの変動に基づくセンサの進行方

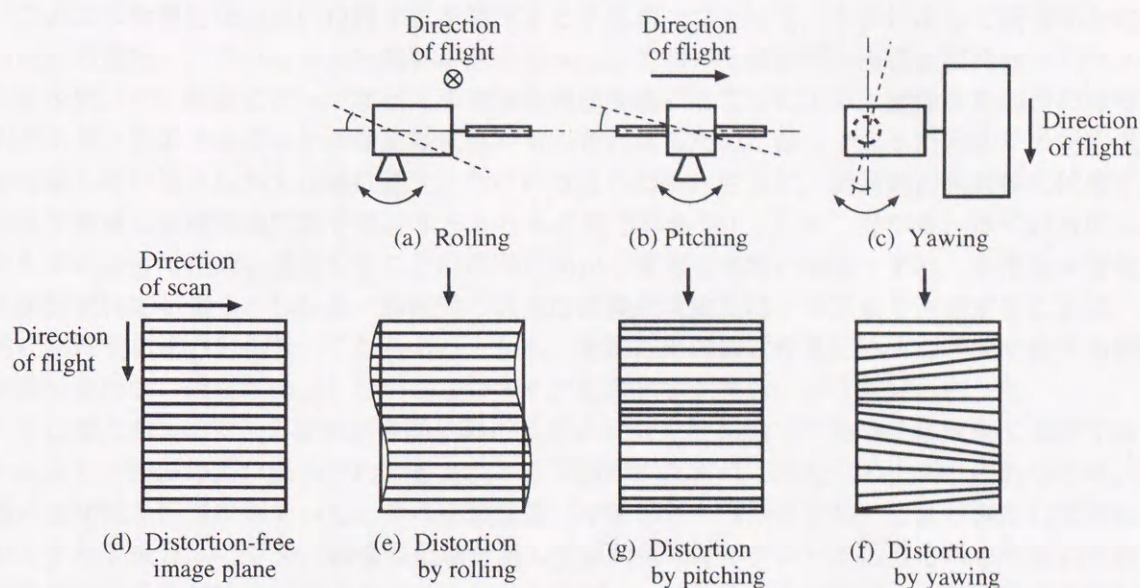


図 1.2: センサの姿勢変動による画像の幾何学的歪

向の縮尺歪などが生じる。

- 点状検出器を持つセンサ

線状検出器を持つセンサにおいて生じる歪の他、走査速度の変動に基づく走査方向の縮尺歪、サンプリング時刻のずれに基づくセンサの進行方向の階段状の歪などが生じる。

外部歪は、観測時のセンサの位置や姿勢の変動に起因する歪と観測対象物に起因する歪に分けることができる。

- センサの位置変動に起因する歪

センサの水平位置や高度の誤差に基づく平行移動の歪、縮尺歪、センサの移動速度の変化に基づく画像の縦横比の歪、センサの移動方向とセンサの軸との傾きによる歪などが生じる。

- センサの姿勢変動に起因する歪

図 1.2 に示すようなセンサの姿勢変動に基づく歪などが生じる。

- 観測対象物に起因する歪

地球の自転や曲率に基づく歪、地表面の凹凸に基づく歪などが生じる。

複数時刻画像間においては、上に挙げた様々な歪が各々の画像に複雑に含まれているため、たとえば線形変換などの単純な座標変換だけではそれらの画像を精度良く重ね合わせることができない。

このような複雑な相対的位置ずれを補正する手法の一つとして、人手によって画像間上に対応点对を選定し、それらの対応関係から予め決定しておいた画像間の座標変換関数のパラメータを求め、その関数によってすべての画素を座標変換することにより、画像を重ね合わせる手法がある。この手法により画像を精度良く重ね合わせるためには、できるだけ多くの対応点对を画像上に一様にしかも正確に選定しなければならない。さらに、画像間の相対的な位置ずれを表す最適な座標変換関数を決定することも必要である [10]。しかしながら、多くの対応点对を人手によって正確に選定することは時間がかかりすぎて非常に困難であり、また必ず選定ミスが含まれてしまう。しかも、画像間の最適な変換関数またはその次数を決定することは一般的に困難である [11]–[13]。これらのことから、対応点对の選定作業に膨大な手間を要する割には重ね合わせの精度が向上しないことが多く、処理効率が悪いという問題があった。

そこでこれまでに、2枚の画像間における対応点对を計算機で自動的に精度良く選定することにより、精度の良い重ね合わせを実現する手法が提案されてきた [14]–[39]。これらには、画像の空間的な構造が似ているところを類似度（相関係数や残差平方和）により検出して対応点对とする手法 [15]–[21] や、画像を領域分割して領域毎のマッチングを取りそれらの重心を対応点对とする手法 [22]–[26] などがある。しかしながら、これらの手法では、人間が予め決定しておいた変換関数を用いたり、あるいは特定のセンサ画像データにしか適用できない変換関数を用いて重ね合わせを行っているため、それらの変換関数では表すことのできない位置ずれが画像間に含まれている場合には、重ね合わせの精度が低下してしまうという問題があった。また、相関係数などの類似度を用いた対応点对探索手法では、画像に周期的な構造や時間変化などが含まれている場合には対応点对が誤って選定されてしまうこともあった。さらに、地形の起伏が激しい場所を観測した画像などの場合には、局所的に大きさが異なる複雑な位置ずれが含まれているので、画像間で類似度が著しく低下して対応点对が得られないということがあった。領域分割を用いる手法においても、分割領域が画像間で同じ形にならないために領域毎のマッチングを取ることが難しくなり、誤った対応点对が得られてしまうことがあった。

これらに対し、予め変換関数をいくつか用意しておき、それらの中から対応点における重ね合わせの誤差が最小となるような関数を弛緩法などによって決定して画像全体を重ね合わせる手法なども提案されている [27]–[37]。しかし、これらの手法によると、関数の決定までに非常に処理時間がかかるため、処理効率が悪いという問題があった。さらに、用意しておいたすべての変換関数が画像間の位置ずれを適切に表すものではなかった場合には、いくら重ね合わせの誤差が最小となるような関数をそれらの中から選択しても高い重ね合わせの精度は得られなかった。

また、航空機に搭載されたセンサ（カメラ）により得られた画像を含めた複数のセンサ画像から情報を抽出するような場合には、それらのセンサ間の性能の違いに起因する幾何学的歪を補正しなければならない。これは前に述べた内部歪に相当するものであるが、これについてはセンサのキャリブレーションなどによりある程度まで補正することが可能である。しかしながら、たとえば空間分解能の違いに起因する縮尺の相違については、単純に各センサの空間分解能の比率を求めればよいわけではなく、観測時の各センサの位置や高度およびそれらの時間的な変動なども考慮に入れなければならない。これまでも異なるセンサによって観測された画

像を重ね合わせる手法がいくつか提案されているが [38], [39], これらは特定のセンサ画像間のみにしか適用できなかった。

幾何学的な位置ずれが補正されたりリモートセンシング画像から複数時刻処理によって観測地域の情報を抽出する段階においても、解決しなければならない問題がある。リモートセンシングによる観測は電磁波の光源を太陽としているため、その画像データには観測時の太陽高度の差異に起因する画素濃度の平均値やコントラストの違いが含まれている。さらに、マルチセンサ画像の場合にはバンド数、観測波長域の違いなどのセンサ性能の違いも含まれる。これらの違いはシステムティックエラーと呼ばれている。また、リモートセンシング画像では観測対象が自然であるため観測結果（画像の濃淡値）に再現性がないことから、リモートセンシング画像にはカメラやテレビ・ビデオ画像と比べて複雑なランダムノイズ（雑音成分）が含まれている。これらのエラーやノイズは、たとえば複数時刻処理によって画像から観測地域の時間変化の情報を抽出する際に見かけの（誤った）変化情報となってしまう。このように、複数時刻処理においては、リモートセンシング画像には多くの不確定因子が含まれていることを考慮に入れて処理を進めていく必要がある。さらに、データ量が非常に多いため、画像から必要な情報のみを効率良く抽出できるように処理を工夫することも必要である。複数時刻画像からの時間変化情報の抽出（検出）法についてはこれまでに多くの手法が提案されているが [40]–[49], これらの手法では上述の問題に対して十分なパフォーマンスが得られていなかった。

1.2 研究の目的

本研究では、環境モニタリングにおいて重要となる時間変化の情報をリモートセンシング画像から抽出することを目的とする。時間変化は、土地被覆の変化などの地上の表面的な変化のみを対象とする。変化領域を含む複数時刻画像はそれぞれ同一地域を観測したものであり、またそれらの間には相対的な幾何学的位置ずれがないものとしたとき、分光特性が画像間で大きく変化している領域を変化領域として識別する。逆に、不変領域では、分光特性や空間特性が画像間で似ているものとする。また、画像に含まれる変化領域は、不変領域に比べて十分少ないと仮定する。このとき、変化領域の抽出の際に問題となるのは、リモートセンシング画像には実際の土地利用変化に起因する分光特性変化だけではなく見かけの変化が含まれているということである。見かけの変化としては、前節で述べたように、画像間の相対的な幾何学的位置ずれや観測値（画素濃度値）に対するシステムティックエラーおよびランダムノイズなどがある。このような変化を実際の変化として誤って抽出することを防ぐために、実際の変化の情報と見かけの変化の情報を分離する必要がある。そこで、まず不変領域を見つけ、その分光特性および空間特性の情報に基づく相対的評価を行うことにより変化領域を抽出する。画像中に含まれる変化領域は少ないと仮定しているので、このような相対的評価が可能となる。

相対的評価による変化領域抽出では、まず最初に不変領域の情報に基づいて画像間の相対的な幾何学的位置ずれを補正する。具体的には、不変領域では分光特性と空間特性が似ていることから、面積相関法 [14], [15], [17] を用いてそのような領域を探索してその中の特徴的な位置に対応点对を設定し、それらに基づいて画像を重ね合わせる。このとき、変化領域における位

位置ずれについては不変領域（対応点对）に基づいて補間することにより補正される。この手続きにより見かけの変化の一つである画像間の位置ずれが除去される。次に、時間軸方向に分光特性の変化を評価する。このとき、変化領域における分光特性の変化は不変領域におけるそれと比べて大きいので、そのようなところを変化領域として抽出する。しかしながら、このとき画像にはまだシステムティックエラーやランダムノイズが残っているので、これらに影響されないような評価を行う必要がある。また、画像の重ね合わせ処理においても、前節で述べたようないくつかの問題がある。そこで本論文では、それらの問題を解決するため、画像の重ね合わせ手法および時間変化領域抽出手法を開発することを研究課題とした。具体的には、次の4つの事項を研究課題とした。

- (1) 三角形分割を用いた新しい高精度自動重ね合わせ手法の開発
- (2) 空間分解能の異なる画像間の自動重ね合わせ手法の開発
- (3) 局所的に複雑な位置ずれを含む画像間の高精度自動重ね合わせ手法の開発
- (4) 複数時刻画像からの高効率かつ高精度時間変化領域抽出法の開発

研究課題(1)では、同一センサによって同一地域を異なる時刻に観測した2枚の画像を自動的に精度良く重ね合わせる手法を提案する。画像の重ね合わせ処理で問題となるのは座標変換関数の選択であるが、画像間の相対的位置ずれを表す最適な変換関数を選択することは一般的に困難である。そこで、変換関数の選択を必要としない重ね合わせ手法を開発する必要がある。ここでは、変換関数の曲面を三角形分割網で線形近似することにより画像を高精度の重ね合わせる手法を提案する。また、変換関数のパラメータ推定で必要となる対応点对の選定処理では、面積相関法を用いている。この方法は、画像間において空間構造が似ている局所領域を相関係数を指標として検出し、その中心画素を対応点对とする方法である。ここで、空間構造とは空間特性、すなわち画像平面における（領域内の）画素濃度の空間的な変化のことである。しかしながら、画像に周期的な構造や時間変化が含まれている場合には対応点对が誤って選定されることがあるので、この問題を改善した高精度の対応点对自動選定手法を提案する。

研究課題(2)では、マルチセンサ画像対を自動的に重ね合わせる手法を提案する。複数時刻処理において、複数の異なるセンサで同一地域を観測した画像データ同士を融合（センサフュージョン）すれば、同一センサ画像間のみの場合とは異なった情報が得られると期待できる。たとえば、熱赤外域を観測する画像の空間分解能は、可視光域を観測する画像と比べて一般的に低い。そこで、それらの画像を融合することにより観測地域の熱分布の空間情報を細かく調べることができる。しかしながら、このようなマルチセンサ画像からのセンサフュージョンによる情報抽出を行う前に、センサ性能の違いに起因する幾何学的な歪を補正する必要がある。ここでは、センサ間の空間分解能の違いに起因する縮尺の相違に着目し、その違い（倍率）を精度良く自動推定することによりマルチセンサ画像を重ね合わせる手法を提案する。この方法を用いれば、たとえば空間分解能の高いセンサで局所的に観測した画像間では時間変化として識別できなかった領域が、それらの画像をもう少し分解能の低いセンサで大域的に観測した画像に重ね合わせてから比較することによって洗い出すことが可能になるのではないかと考えられ

る。さらに、研究課題 (1) で提案した対応点対探索処理をより効率的に行う方法も提案する。

研究課題 (3) では、地形の起伏が激しい地域を観測した画像やステレオペアで観測した画像を高精度に重ね合わせる手法を提案する。これらの画像には、局所的に大きさが異なるような複雑な位置ずれが含まれている。ここで、対応点対を用いる画像の重ね合わせでは、位置ずれの大きいところに対応点対を設定することが望ましい。しかし、複雑な位置ずれを含む画像対に対して面積相関法による対応点対の選定処理を適用すると、位置ずれの大きいところでは相関が著しく低下してしまうために対応点対が選定されないことがあった。そこでここでは、画像間のオプティカルフローを位置ずれの大きさとして表し、それが大きいところに対応点対が選定されるように研究課題 (1) の提案手法を改良する。これにより、画像間の位置ずれに対して適切な配置、個数の対応点対が得られるので、高精度の重ね合わせが可能となる。

研究課題 (4) では、複数時刻画像からの時間変化領域の抽出手法を提案する。研究課題 (1)、(2)、(3) の手法により見かけの変化の一つである画像間の相対的な幾何学的位置ずれを除去した後、複数枚の画像間で分光特性が変化しているところを見つければ、それが変化領域となる。しかしながら、画像にはリモートセンシング特有のシステムティックエラーおよびランダムノイズが含まれているため、画像上の分光特性変化がそのまま実際の変化情報とはならない。そこで、そのようなエラーの影響を受けない高精度の変化領域抽出手法を提案する。

1.3 本論文の構成

本論文は6章から構成される。以下に、各章の概要について述べる。

第2章では、研究課題 (1) について述べる。ここで提案する手法では、面積相関法によって得られた対応点対を用いて画像を三角形の小領域へ分割し、対応する三角形毎にアフィン変換を施すことにより、高精度の重ね合わせを実現している。これは、画像間の相対的な位置ずれを3次元曲面として表したとき、その曲面を三角形分割網によって線形近似することに相当する。したがって、画像間の変換関数が未知のままで画像を精度良く重ね合わせることを可能としている。また、本手法で用いた面積相関法に基づく対応点対探索処理では、画像に周期的な構造や時間変化が含まれる場合、対応点対が誤って選定されることがあった。そこで本手法では、探索処理を2段階に分けて行うことにより、そのような誤った対応点対の選定を防いでいる。また、本手法では同一センサによって観測された画像対を対象としており、画像間の位置ずれを線形変換で補正できるものとそうでないものとに分けて考え、それらを階層的に自動補正している。具体的には、まず前者の線形変換で補正できるものに対しては、画像全体の相対的な回転と平行移動成分の大きさを画像データの相互相関処理により検出・補正した。この際、回転成分は、画像の投影データを利用することにより回転中心が未知でも検出・補正できるようにした。次に、補正し切れなかった局所的な位置ずれを補正するために画像間上に対応点対を選定し、得られた対応点対を用いて画像を精度良く重ね合わせた。本章では、提案する手法の回転・平行移動成分の検出性能を数値実験により評価した。さらに、実際の観測された画像対を本手法により高精度に重ねあわせた結果を示すことで、本手法の有効性を明らかにした。

第3章では、研究課題 (2) について述べる。具体的には、マルチセンサ画像間の空間分解能の

違い（倍率）を自動推定することにより、それらの画像を重ね合わせる手法を提案する。倍率の違いの自動推定には、第2章の画像間の相対的な回転成分の検出法を応用した。さらに、対応点对探索処理の高速化を図るために、画像のピラミッド構造を用いて探索計算量を削減する手法も提案する。本章では、これらの手法の有効性を倍率推定の数値実験および実画像処理により示した。また、沿岸部などの画素濃度の変化が急激な領域を含む画像対に対して面積相関法に基づく対応点对探索処理を適用すると、対応点对が誤って生成されることがあった。そこで本章では、このように誤って生成されてしまった対応点对を統計的検定を用いて除去する手法について提案する。さらに、そのような画像対においても正確な対応点对の生成が可能である新たな対応点对探索手法も提案する。最後に、これらの手法を沿岸部を含む2枚の実画像に適用した結果を示すことによって各手法の有効性を明らかにした。

第4章では、研究課題(3)について述べる。ここでは、第2章の提案手法をさらに発展させて、局所的に複雑な位置ずれを含む画像対を高精度に重ね合わせる手法を提案する。具体的には、局所的に大きさの異なる位置ずれに対して適切な配置および個数の対応点对の生成が可能となるように対応点对探索手法を改善した。本手法では、画像のオプティカルフローを位置ずれの大きさとして表し、それが最大となるところに対応点对を生成していく処理を、フローがある閾値以下になるまで繰り返すことによって、画像の位置ずれに応じた対応点对を得ている。さらに、重ね合わせの精度の保証も可能としている。フロー検出には勾配法に基づく手法を適用したが、リモートセンシング画像ではフローの拘束方程式の仮定が成立しなくなることがあるため、方向までを含めた精密なフローを求めるのは困難であった。そこで本手法では、フローを局所的な位置ずれを評価するためのツールとして考え、そのベクトルの長さと位置ずれの大きさとの順序関係が保存されるようにフローを求めることとした。そのため、画像の正規化手法、処理の階層化の導入、時間変化領域の検出による誤動作の防止などの対策を施している。本章では、局所的に複雑な位置ずれを含む画像対の例として航空写真のステレオペア画像を用意し、それらに対して本手法を適用した結果を示すことにより、本手法の有効性を述べる。また本章では、この手法を拡張したサブピクセル精度の対応点对の生成を目的とする一手法も提案する。

第5章では、研究課題(4)について述べる。ここでは、複数時刻画像を2次元の画像空間および時間軸によって構成される3次元空間における画像ブロックとして扱い、これを分光特性が一樣と見なせるサブブロックへ分割する手法を提案する。このブロック分割により、不変領域が画像平面の x, y 方向だけでなく時間軸方向にもクラスタリングされる。このとき、システムティックエラーに起因する見かけの変化を除去するために、それらを重回帰分析を用いて正規化する手法についても提案する。これは、マルチセンサ画像からの変化領域の検出も可能とするものである。ブロック分割処理において、画像ブロックは一般化座標を用いた重回帰モデルによって表している。分光特性が一樣かどうかの判断には、分割境界で隣接する2つのサブブロックそれぞれに当てはめた重回帰モデルの係数間の差を用いた。その差が統計的に有意であれば、そのときの分割境界でブロックを二分している。このようにして画像平面上の分光・空間特性の情報だけでなく時間軸方向の分光・空間特性の情報（時間特性の情報）も組み合わせて用いていることから、ランダムノイズ（雑音成分）の影響を受けにくい統計的に安定した不変領域のクラスタリング結果が得られた。したがって、クラスタリング結果において時間軸

上のブロック境界を識別することにより、高精度の変化領域検出が可能となった。さらに、本手法における分割処理は二分木状に進んでいくことから変化領域の空間情報が簡単に得られるので、膨大なデータ量の複数時刻画像から変化情報のみを効率良く抽出することが可能となった。また、時空間の分割処理であることから、画像平面空間のみの分割処理では見えなかった変化情報の抽出が可能になると考えられる。さらに、得られたクラスタの中で分光特性が似ているもの同士をカテゴライズすれば、何から何に変わったのかなどの変化内容に関する詳細な解析を後で効率良く行うことができると考えられる。本章では、提案手法の原理および処理手順について詳しく述べる。また、本手法による数値実験および実画像処理の結果を示し、本手法の有効性について述べる。

最後に、第6では、本研究を総括するとともに、今後の課題および展望について述べる。

リモートセンシング画像処理の流れにおける本論文の各提案手法の位置付けおよびそれらの関連を図1.3に示す。破線で囲ったところが、本論文の研究範囲である。

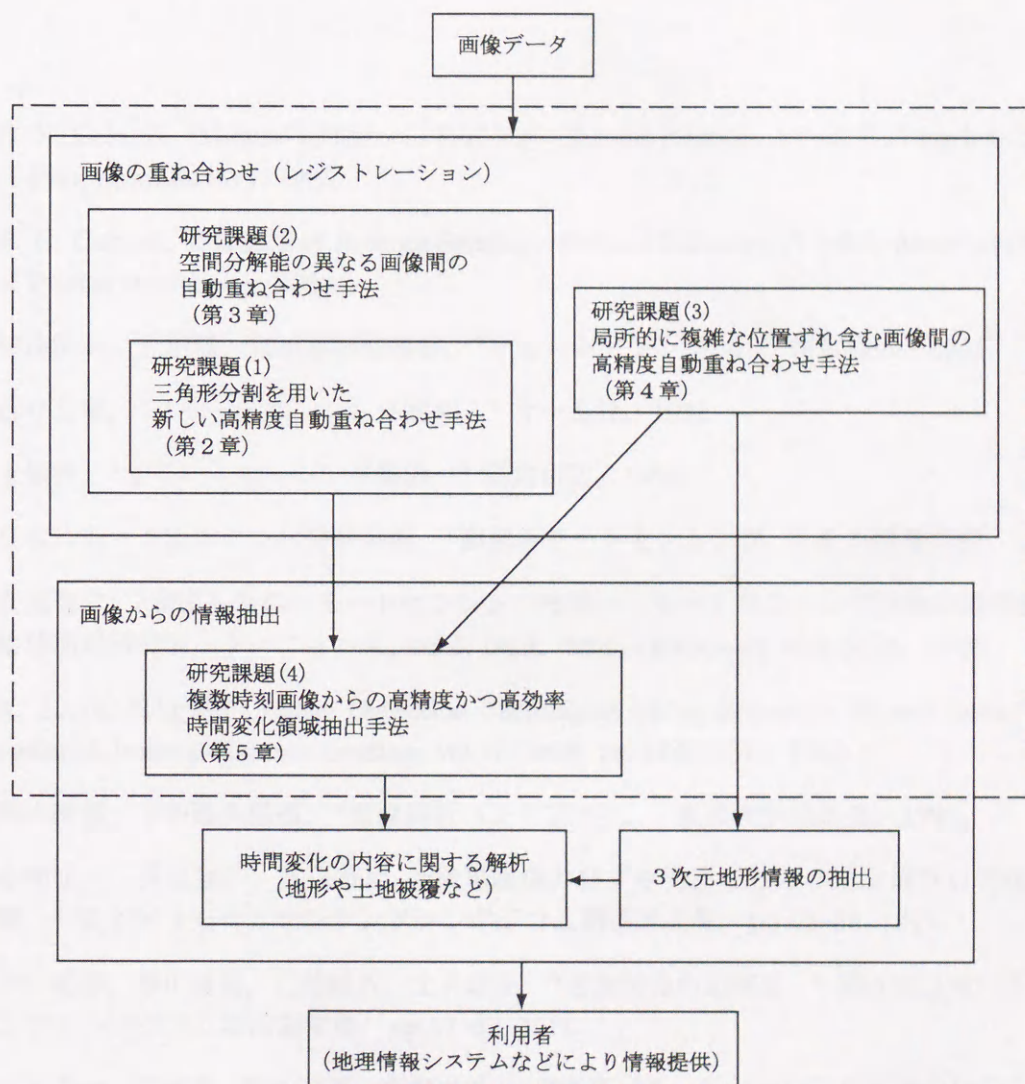


図 1.3: リモートセンシング画像処理の流れ

参考文献

- [1] R. N. Colwell, "Manual of Remote Sensing—Second Edition—," vol.1, American Society of Photogrammetry, 1983.
- [2] R. N. Colwell, "Manual of Remote Sensing—Second Edition—," vol.2, American Society of Photogrammetry, 1983.
- [3] 和達清夫, 土屋清, 安田嘉純他編著, "リモートセンシング," 朝倉書店, 1981.
- [4] 石井吉徳, "リモートセンシング読本," オーム社, 1981.
- [5] 土屋清, "リモートセンシング概論," 朝倉書店, 1990.
- [6] 日本リモートセンシング研究会編, "図解リモートセンシング," 日本測量協会, 1992.
- [7] 安岡善文, "宇宙からのリモートセンシング技術—リモートセンシング技術の最前線—," 地球環境研究センターニュース, vol.6, no.8, <http://www-cger.nies.go.jp>, 1996.
- [8] A. Singh, "Digital Change Detection Techniques Using Remotely Sensed Data," International Journal Remote Sensing, vol.10, no.6, pp.1489-1510, 1989.
- [9] 高木幹雄, 下田陽久監修, "画像解析ハンドブック," 東京大学出版会, 1991.
- [10] 本間弘一, 井原廣一, 久保裕他, "衛星画像のひずみ補正における地上標準点の選定の影響," 第3回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.53-56, 1977.
- [11] 吉田紀彦, 柳川雄成, 三玲哲久, 土井康弘, "走査画像の歪修正," 第5回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.61-62, 1979.
- [12] 大木孝一, 稲村実, 豊田弘道, 藤村貞夫, "航空機リモートセンシング画像のレジストレーションの手法," 第5回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.63-66, 1979.
- [13] 関昌彦, 藤村貞夫, 望月仁, "航空機による多重分光走査画像の幾何学的ひずみ補正," 計測自動制御学会論文集, vol.18, no.1, pp.64-70, 1982.
- [14] P. E. Anuta, "Spatial Registration of Multispectral and Multitemporal Digital Image using Fast Fourier Transform Techniques," IEEE Trans. Geoscience Electronics, vol.8, no.4, pp.353-368, 1970.

- [15] D. I. Barnea and H. F. Silverman, "A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration," *IEEE Trans. Computers*, vol.21, no.2, pp.179-186, 1972.
- [16] W. F. Webber, "Techniques for Image Registration," *Proc. IEEE Conf. on Machine Processing of Remotely Sensed Data*, pp.1B-1-1B-7, 1973.
- [17] W. Pratt, "Correlation Techniques of Image Registration," *IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems*, vol.10, no.3, pp.353-358, 1974.
- [18] 尾上守夫, 前田紀彦, 斎藤優, "残差逐次検定法による画像の重ね合わせ," *情報処理*, vol.17, no.7, pp.634-640, 1976.
- [19] W. A. Davis and S. K. Kenue, "Automatic Selection of Control Points for the Registration of Digital Images," *Proc. 4th Int. Joint Conf. Pattern Recognition*, pp.936-938, 1978.
- [20] 尾上守夫, 曾根光男, "ピラミッド構造の階層間の幾何学的対応に基づいた画像の高速重ね合わせ手法," *電子情報通信学会論文誌 (D)*, vol.J70-D, no.1, 139-147, 1987.
- [21] 曾根光男, 寺田聡, 坂内正夫, "特微量空間とピラミッド構造とを用いた画像の高速重ね合わせ手法," *電子情報通信学会論文誌 (D)*, vol.J71-D, no.1, 102-109, 1988.
- [22] A. Goshtasby, G. C. Stockman and C. V. Page, "A Region Based Approach to Digital Image Registration with Subpixel Accuracy," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.24, no.3, pp.390-399, 1986.
- [23] X. Dai and S. Khorram, "A Feature-Based Image Registration Algorithm Using Improved Chain-Code Representation Combined with Invariant Moments," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.37, no.5, pp.2351-2362, 1999.
- [24] A. D. Ventura, A. Rampini and R. Schettini, "Image Registration by Recognition of Corresponding Structures," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.28, no.3, pp.305-314, 1990.
- [25] D. Nandy and J. Ben-Arie, "Generalized Feature Extraction Using Expansion Matching," *IEEE Trans. Image Processing*, vol.8, no.1, pp.22-32, 1999.
- [26] Z. Yang and F. S. Cohen, "Image Registration and Object Recognition Using Affine Invariants and Convex Hulls," *IEEE Trans. Image Processing*, vol.8, no.7, pp.934-946, 1999.
- [27] R. L. Harder and R. N. Desmariais, "Interpolation using Surface Splines," *Journal of Aircraft*, vol.9, no.2, pp.189-191, 1972.

- [28] R. A. Emmert and C. D. McGillem, "Multitemporal Geometric Distortion Correction Utilizing the Affine Transformation," Proc. IEEE Conf. on Machine Processing of Remotely Sensed Data, pp.1B-24-1B-32, 1973.
- [29] A. Goshtasby, "Registration of Images with Geometric Distortions," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol.26, no.1, pp.60-64, 1988.
- [30] C. D. McGillem and M. Svedlow, "Image Registration Error Variance as a Measure of Overlay Quality," IEEE Trans. Geoscience Electronics, vol.14, no.1, pp.44-49, 1976.
- [31] J. Ton and A. K. Jain, "Registration Landsat Images by Point Matching," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol.27, no.5, pp.642-651, 1989.
- [32] U. R. Dhond and J. K. Aggarwal, "Structure from Stereo — A Review," IEEE Trans. Systems Man and Cybernetics, vol.19, no.6, pp.1489-1510, 1989.
- [33] Y. C. Shah, R. Chapman and R. B. Mahani, "A New Technique to Extract Range Information from Stereo Images," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.11, no.7, pp.768-773, 1989.
- [34] Y. C. Hsieh, F. Perlant and D. M. McKeown, "Recovering 3D Information from Complex Aerial Imagery," Proc. of the 10th IEEE Int. Conf. on Pattern Recognition, vol.1, pp.145, 1990.
- [35] D. Sherman and S. Peleg, "Stereo by Incremental Matching of Contours," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.12, no.11, pp.1102-1106, 1990.
- [36] I. J. Cox, J. B. Kruskal and D. A. Wallach, "Predicting and Estimating the Accuracy of a Subpixel Registration Algorithm," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.12, no.8, pp.721-734, 1990.
- [37] M. D. Pritt, "Automated Subpixel Image Registration of Remotely Sensed Imagery," IBM Journal of Research and Development, vol.38, no.2, pp.157-166, 1994.
- [38] 高木幹雄, 檜山孝道, 曾根光男, 尾上守夫, "気象衛星 NOAA 画像における幾何学的ひずみの自動補正," 電子情報通信学会論文誌 (D), vol.J71-D, no.5, pp.883-893, 1988.
- [39] S. Takeuchi, "Image Registration between SAR and TM Data using DEM and Slant Range Information," Proc. IGARSS'93, pp.1351-1353, 1993.
- [40] A. Sigh, "Digital Change Detection Techniques using Remotely Sensed Data," Int. J. Remote Sensing, vol.10, no.6, pp.989-1003, 1989.
- [41] M. J. Eden and J. T. Parry, "Remote Sensing and Tropical Land Management," pp.237-254, Wilkey, 1986.

- [42] S. Takeuchi, "Landcover Change Extraction by Considering the Ambiguity of Pixel Information," J. JSPRS, vol.30, no.4, pp.65-70, 1991.
- [43] S. Gordon, "Utilizing Landsat Imagery to Monitor Land Use Change: A Case Study of Ohio," Remote Sensing of Environment, vol.9, pp.189-196, 1980.
- [44] H. Hanaizumi and S. Fujimura, "Change Detection from Remotely Sensed Multitemporal Images using Multiple Regression," Proc. IGARSS'92, pp.564-566, 1992.
- [45] M. J. Carlotto, "Detection and Analysis of Change in remotely Sensed Imagery with Application to Wide Area Surveillance," IEEE Trans. Image Processing, vol.6, no.1, pp.189-202, 1997.
- [46] L. Bruzzone and S. B. Serpico, "An Iterative Technique for the Detection of Land-Cover Transitions in Multitemporal Remote-Sensing Images," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol.35, no.4, pp.858-867, 1997.
- [47] X. Dai and S. Khorram, "The Effects of Image Misregistration on the Accuracy of Remotely Sensed Change Detection," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol.36, no.5, pp.1566-1577, 1998.
- [48] R. Salvador and X. Pons, "On the Reliability of Landsat TM for Estimating Forest Variables by Regression Techniques: A Methodological Analysis," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol.36, no.6, pp.1888-1897, 1998.
- [49] L. Bruzzone and D. F. Prieto, "Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection," IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing, vol.38, no.3, pp.1171-1181, 2000.

Chapter 2

遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 ARTSIM

2.1 はじめに

リモートセンシング画像データから観測対象物に関する情報を効率良く抽出するには、地上の同一地点が画像上で同一画素に対応するように、複数枚の画像を精度良く重ね合わせることが不可欠である。すなわち、観測時のセンサの位置や姿勢変動などに起因する画像間の相対的な位置ずれを検出・補正しなければならない。こうした処理は、従来、人間が多くの対応点対を選出することによって行ってきた。しかし、人手によって正確な対応点対を取るのは非常に時間がかかり効率が悪いという問題があった。この問題を解決するため、これまでに画像の空間的相関を指標として対応点対探索を自動的に行う手法（面積相関法）が提案されている [1]–[6]。しかしながら、これらの手法による探索では、画像に周期的な構造や時間変化が含まれている場合、対応点対が誤って得られることがあった。また、対応点対を用いる重ね合わせ手法では、画像間の相対的位置ずれを表す最適な座標変換関数を決定することが重要であるが、このことは一般的には困難であり [7], [8], この問題に対する解決策が望まれていた。

ここでは、上記の問題を解決した自動重ね合わせ手法 ARTSIM(Automated Registration meThod for Satellite IMages)[9]–[11] を提案する。本手法では、座標変換関数の推定に三角形分割網による関数曲面の線形近似を応用している。これにより、変換関数が未知のままで精度の良い重ね合わせが可能となった。さらに、対応点対の探索においては、誤った対応点対の生成を極力避けるために、面積相関法を2段階に分けて適用することとしている。また、本手法では、画像間に含まれる位置ずれを線形（1次）変換で補正できるものとそうでないものとに分けて考え、それらを階層的に補正している。線形変換で補正できるものとして相対的な回転と平行移動成分を考え、これらを自動的に精度良く検出・補正している。このとき、相対的な回転成分については、画像の投影データを利用することによって回転中心が分からないまま自動検出・補正が可能となっている。また、平行移動成分については、画像データの相互相関関数を利用して自動検出・補正している。なお、本手法では、同一センサによって観測された画像対を対象としている。

2.2 原理および処理手順

本手法では、画像間の空間的な相関に基づいて対応点对を生成するため、重ね合わせる2枚の画像間では観測対象物の分光特性が大きく変化していないと仮定する。さらに同一のセンサで観測された画像であることから両画像の1画素は同じ大きさであるとする。

画像間の位置ずれは、1次変換で補正できる成分と、それ以外の非線形な成分（局所的な位置ずれ）とで表され则认为する。まず最初に、1次変換で補正できる成分として回転・平行移動成分を自動検出・補正し、画像を粗く重ね合わせる。次に、局所的な位置ずれを対応点对を用いて補正する。このとき、対応点对は、面積相関法を2回に分けて適用することによって生成する。さらに、生成された対応点对を用いて、それらが三角形の頂点となるように画像を三角形の小領域に分割する。最後に、両画像で対応する三角形領域毎にアフィン変換を施して精度良く重ね合わせる。

以下に、粗い重ね合わせ、対応点对の自動生成、三角形領域への分割、三角形領域毎のアフィン変換による重ね合わせの各原理について述べる。なお、重ね合わせの基準となる画像をIMG1と呼び、重ね合わせようとする画像をIMG2と呼ぶこととする。また、IMG2に粗い重ね合わせ処理を施した結果をIMG3と呼ぶこととする。

2.2.1 回転および平行移動成分の検出

はじめに回転成分を検出し、それを補正してから平行移動成分を検出して補正する。

回転成分の検出では、回転中心が未知であるため、2枚の画像の0から π (rad)までの投影データセットがそれぞれ投影角に対して π の周期を持つことを利用し、それらの間の位相差から相対的な回転成分を検出する。ここで、投影データとは画像の画素濃度をある一定方向の直線に沿って線積分して得られるデータであり、画像 $f(x, y)$ を投影経路 $L_{s, \theta}$ で線積分するとき

$$p(s, \theta) = \sum_{L_{s, \theta}} f_1(x, y) ds \quad (2.1)$$

と表される。このとき、 θ は投影データを得る角度、 s は1次元投影データ上の座標を表す。ここでは、投影切断定理[15]を利用して、画像の2次元フーリエ変換 $F(\xi, \eta)$ を極座標系 (R, θ) に変換することにより、投影データの s 方向の1次元フーリエ変換 $P(S, \theta)$ を求める。ここで、投影切断定理とは、 $F(\xi, \eta)$ を極座標系 (R, θ) に変換したものを $F(R \cos \theta, R \sin \theta)$ とすると

$$F(R \cos \theta, R \sin \theta) = P(S, \theta) \quad (2.2)$$

となるというものである。

まず、2時刻間に同じ地域を観測した画像IMG1、IMG2のそれぞれの中心部から半径 Q の円形領域を抜き出す。抜き出してきたデータをそれぞれ2次元フーリエ変換し、それらを極座標系に変換する。極座標系への変換において、 θ 方向については0から π まで $\pi/256$ 刻みにリサンプリングする。この処理によって、両画像の投影データの1次元フーリエ変換 $P_1(S, \theta_i)$ 、 $P_2(S, \theta_j)$ ($\theta_i = i \times \pi/256$, $\theta_j = j \times \pi/256$; $i, j = 0, \dots, 256$) が得られる (図2.1 (a) 参照)。次

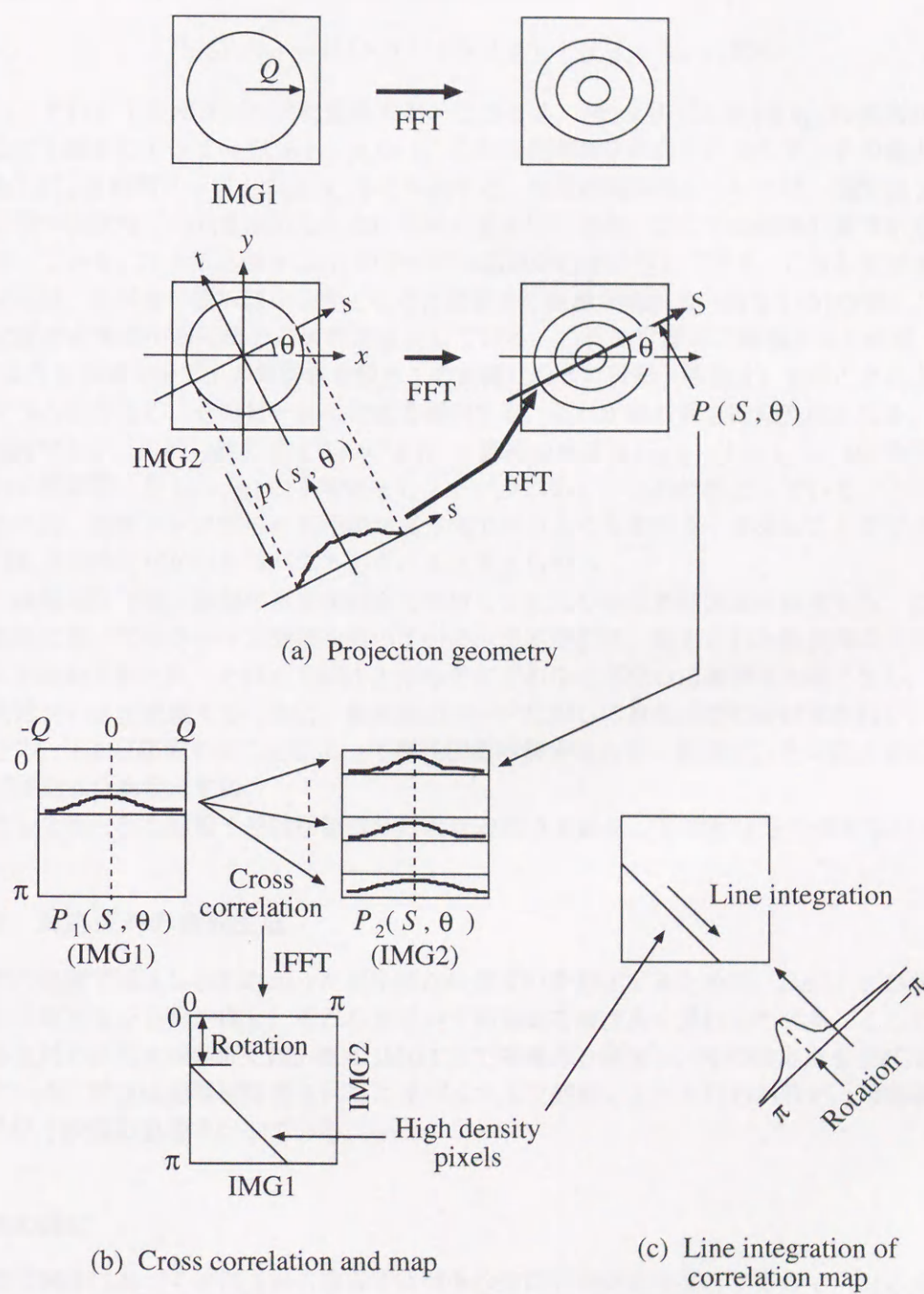


図 2.1: 相対的な回転成分の検出

に, $P_1(S, \theta_i)$ と $P_2(S, \theta_j)$ とに対して複素共役の掛け算

$$P_{12}(S, \theta_{ij}) = P_1(S, \theta_i) \cdot P_2^*(S, \theta_j), \quad (i, j = 1, \dots, 256) \quad (2.3)$$

を行い, それを1次元フーリエ逆変換する. このとき, $P_2^*(S, \theta_j)$ は $P_2(S, \theta_j)$ の複素共役を表す. この手続きによって $p_1(s, \theta_i)$ と $p_2(s, \theta_j)$ の相互相関関数が得られるので, その最大値 (相関係数) C_m を相関マップ上の点 (i, j) に格納する. 相互相関関数については, 通常は2つの関数の時間や位置などの差を求めるために横軸の量を用いるが, ここでは縦軸の量である相関係数を用いている. 以上の処理を (i, j) のすべての組み合わせについて行う. こうしてできた相関マップには, 相関値の高い値を示すところに傾き1の直線が現れる (図2.1 (b) 参照). この直線の位置が画像間の回転成分の大きさを表している. これを定量的に評価するために, 図2.1 (c) のように相関マップ上の相関値を傾き1の直線に沿って投影 (線積分) することによってヒストグラムを作成し, そのピークの位置を識別する. それが相対的な回転角度となる. 実際には, 相関マップ上の高い値を示す部分の上位10箇所の座標値 (i_l, j_l) , $(l = 1, \dots, 10)$ を求め, それぞれの要素間の差 $(i_l - j_l)$ の平均値をヒストグラムのピークの位置としている. これらの処理によれば, 投影データ間の相互相関が実空間で行うよりも効率良く求めることができる. また, 回転角の推定がかなりロバスト化されると考えられる.

平行移動成分では, 画像の直交座標系における2次元の相互相関関数を利用する. この相互相関処理においてもフーリエ変換を用いている. まず最初に, 検出された回転角の大きさだけ IMG2 を回転させた後, それと IMG1 とからそれぞれ中心部分の円形領域を切り出し, それらを2次元フーリエ変換する. 次に, 変換後のデータに対して複素共役の掛け算を行い, それを2次元フーリエ逆変換することによって相互相関関数を求める. 最後に, その最大値の位置から平行移動成分を検出する.

こうして得られた回転・平行移動成分により IMG2 を補正して IMG3 を作成する.

2.2.2 対応点対の自動生成

前節の処理で補正し切れなかった局所的な位置ずれを補正するために, IMG1 と IMG3 上に多数の対応点対を自動生成し, それらを用いて両画像を精度良く重ね合わせる. ここで提案する対応点対の自動生成処理では, まず IMG1 上で候補点を選出し, その対応点を IMG3 上で探索している. 探索は面積相関法 [1]–[5] に基づくマスク処理によって行われるが, 探索誤りを防ぐために2段階の処理を行っている.

候補点の選出

面積相関法に基づく対応点対の探索では画像の空間的相関を指標とするので, 対応点の候補点の近傍における画素濃度のコントラストは大きい方が都合がよい. そこで, 候補点は2つのエッジの交点 (コーナー) から選出することとする. エッジ検出には, 図2.2に示す4種類のマスクを用いている. IMG1 上の同一地点で2方向 (4つのマスクのうちの2つ) のエッジが検出

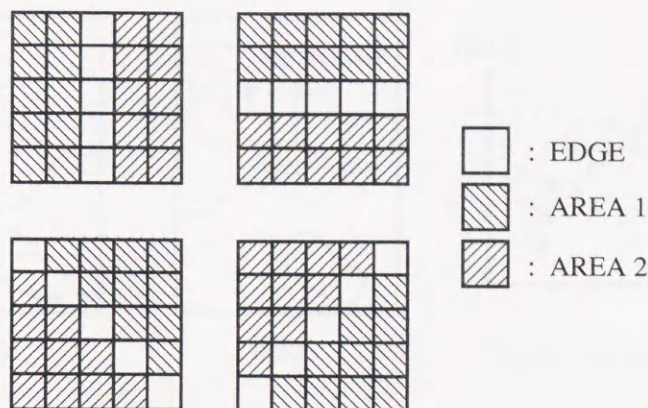


図 2.2: 4方向のエッジ検出マスク

されたとき、その場所をコーナーとして検出する。図 2.2 のそれぞれのマスクにおいて、斜線で示す 2 つの領域の画素濃度平均値を求め、それらの差が有意であるかどうかを F 検定によって判定する。このとき、有意であると判定された場合には、そのマスクが示す方向のエッジがその場所にあるとしている。この F 検定では、濃度平均値の差を表す統計量 F_0 に対して

$$F_0 = \frac{10(\bar{D}_1 - \bar{D}_2)^2}{V_1 + V_2} \sim F(1, 18) \quad (2.4)$$

が仮定できるので、 F_0 が F 分布 $F(1, 18)$ の 5% 点よりも大きいときに有意であると判定する。ここで、 D_i はマスク内の領域 i における画素濃度の平均値を、 V_i は同じく分散を表す。

なお、エッジ検出のマスクサイズが小さすぎると、画像に含まれる雑音成分の影響を受けやすくなり、対応点の基準点としてはふさわしくない点を検出してしまうことが考えられる。また、逆に大きすぎるとエッジ検出の分解が悪くなり、エッジが検出されにくくなると考えられる。これらのことから、本手法ではマスクサイズを 5×5 画素領域としている。

対応点の探索

IMG1 上で選出された候補点を中心とするマスク M^1 を考える。図 2.3 に示すように、IMG3 上において候補点と同じ位置を中心とする探索範囲を設定し、その中で M^1 と同サイズのマスク M^3 を走査する。 M^1 と M^3 との間の画素濃度散布図を作成し、それを直線近似したときの相関係数

$$r = \frac{S_{12}}{\sqrt{S_{11}S_{22}}} \quad (2.5)$$

を求める。この値が最大となるときにマスク $M_{\max}^3$ の中心画素を対応点として選定する。ここで、マスク内の画素数を n とし、 x_{ki} を $\text{IMG1}(k=1)$ および $\text{IMG2}(k=2)$ の画素値とすると、

$$S_{kl} = \sum_{i=1}^n (x_{ki} - \bar{x}_k)(x_{li} - \bar{x}_l) \quad (k=1, 2; l=1, 2) \quad (2.6)$$

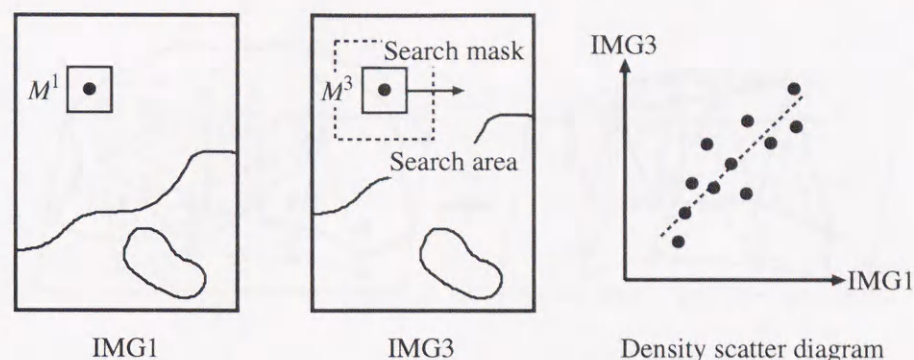


図 2.3: 対応点对の探索

$$\bar{x}_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{ki}, \quad \bar{x}_l = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_{li} \quad (2.7)$$

である。

面積相関法では、画像間の相対的な位置ずれが観測歪（センサの姿勢、位置の変動に起因する歪）によるものなのか時間変化によるものなのかが判断できない場合に探索誤りを生ずることがある。また、画像に空間的な周期構造がある場合も同様である。そこで実際の処理では、探索誤りの発生を抑え、かつ処理を高速化するために2段階の探索を行っている。まず、小さいサイズのマスク M_s を走査させ、相関係数 r_s の高い順に上位10組の対応点候補を選定する。次に、 M_s より大きいサイズのマスク M_l を各候補に対して当てはめて相関係数 r_l を計算する。両方の相関係数がそれぞれ閾値 T_1 を超え、さらにそれらの和が最大で、かつ閾値 T_2 を超える候補を対応点として採用するのである。このように、探索処理においてサイズの異なる2つの探索マスクを用いることにより、対応点の探索誤りを避けることが可能となる。いくつかの画像対に対してこの2段階の処理を適用したところ、探索誤りもなく精度良く重ね合わせることができた。

2.2.3 画像の三角形領域への分割

生成された対応点对を用いて座標変換関数のパラメータを求め、画像を精度良く重ね合わせる。本手法では、変換関数（位置ずれの大きさ）の曲面を三角形平面で線形近似する（図2.4参照）[12]–[14] ために、得られた対応点对を用いて両画像を三角形の網目状に分割する。これにより、変換関数が未知のまま画像を精度良く重ね合わせることが可能となる。線形近似には三角形領域毎のアフィン変換を用いる。このとき、関数曲面を最も良く近似するためには、三角形分割網の中に正三角形に近い三角形が多く含まれていることが望ましい。このような三角形分割が得られる方法としてボロノイ・デローネ分割がよく知られている [16]–[22]。

本研究では、ボロノイ・デローネ分割のアルゴリズムを改善した高速分割手法を開発した。以下に、ボロノイ・デローネ分割手法および開発した高速分割手法について述べる。なお、画

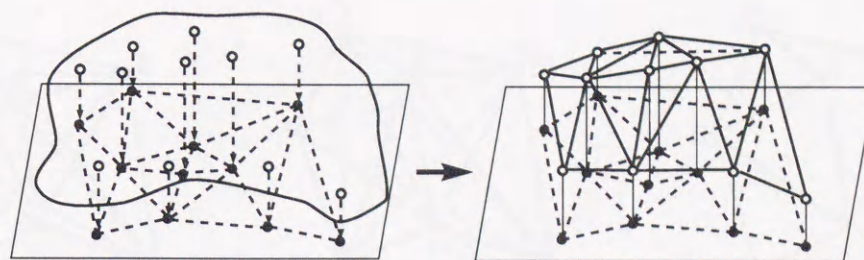


図 2.4: 3次元曲面の三角形平面による近似

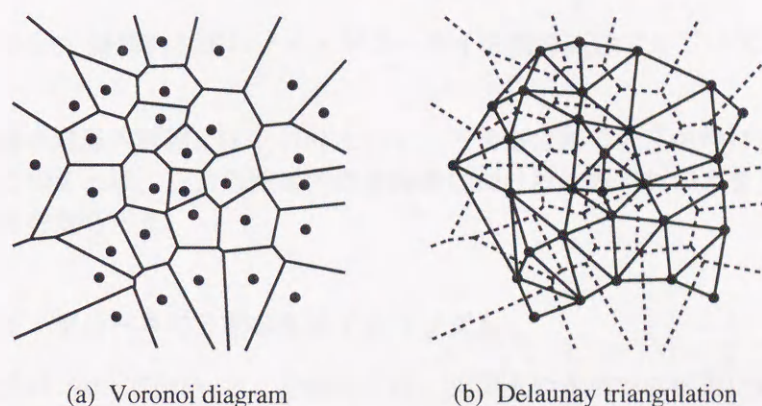


図 2.5: ボロノイ・デローネイ分割

像を構成する画素については、その中心位置を画像座標の格子点に対応させている。そのため、これらの分割アルゴリズムでは、各対応点の座標値を整数値で扱うこととする。

ボロノイ・デローネイ分割法

ある画像平面に多数の点を与えられているものとする。まず、それぞれの点の最近傍領域を識別して画像を多角形領域に分割する（図 2.5 (a) 参照）。最近傍領域の識別では、各点を基点とする最短距離分類を、画像平面における基点とは別のすべての画素に対して適用する。この分割により、各基点の最近傍領域は他の基点よりも近い画素の集合で構成される画像平面の部分領域となる。これをボロノイ分割と呼び、各領域をボロノイ領域、それらに含まれる基点をボロノイ点と呼ぶ。次に、分割された領域の中で隣り合う2つの領域のボロノイ点を線分で結ぶと、画像平面の三角形分割が得られる（図 2.5 (b) 参照）。この分割をデローネイ分割という。このように画像平面に対してボロノイ分割とデローネイ分割を適用することによって画像を三角形の小領域に分割することができる。この分割法によれば、与えられた点で構成され得るいくつかの三角形分割の中で、最小角が最大となるような分割が得られる。これを最小角最大基

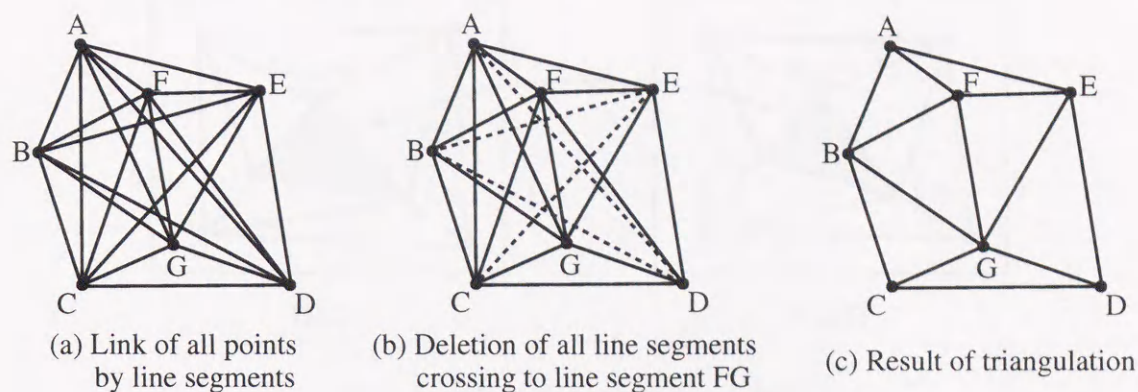


図 2.6: 擬似的なボロノイ・デローネイ分割の高速アルゴリズム

準への最適化（最小角最大原理）[17], [18] といい，三角形分割の各三角形はより正三角形に近いものとなる．このことは，三角形領域内の各画素における位置ずれの大きさが1次関数では補間できることを意味する．

擬似的なボロノイ・デローネイ分割の高速アルゴリズム

前項で述べたボロノイ・デローネイ分割法では，画像上のすべての画素に対して対応点の数だけ最短距離分離を行う必要があることから，処理時間が画素数と対応点数との積に比例する．そのため，大きな画像を処理しようとするとき急激に処理効率が低下するという問題があった．そこでここでは，辺長和最小基準 [18] を満たすような三角形分割が高速に行えるアルゴリズムを開発した [11]．ここで，辺長和最小基準とは，三角形の3つの辺の長さの和が最小となるように三角形分割することであり，この場合も正三角形に近い三角形を多く含む分割が得られる．したがって，本アルゴリズムにより擬似的なボロノイ・デローネイ分割が得られるのである．

まず，与えられた対応点のすべてを線分で結び，それらを長さが短い順に並べ替える．次に，一番短い線分と交差している線分をすべて削除する．それが終わったら，二番目に短い線分について同じ作業を繰り返す．これを交差する線分がすべて無くなるまで行う．本手法によれば，処理時間が画像の大きさに依存しないことから，ボロノイ・デローネイ分割手法よりも高速に分割処理が行える．図 2.6 は，このアルゴリズムによる処理の例を示したもので，(a) はすべての点を結んだ状態，(b) は線分 FG と交差する線分 AD , BD , BE , CE を削除した状態，(c) は最終的な結果を表している．

1024 × 1024 画素の画像上に 459 組の対応点对が得られた場合について処理時間を比較したところ，従来のボロノイ・デローネイ分割では約 9 分を要したのに対し，このアルゴリズムでは約 3 分を要しただけであった（HP-730 を使用）．したがって，本アルゴリズムにより分割処理の効率が大きく改善できた．なお，両者の分割結果は微妙に異なっているもののほとんど一致していた．

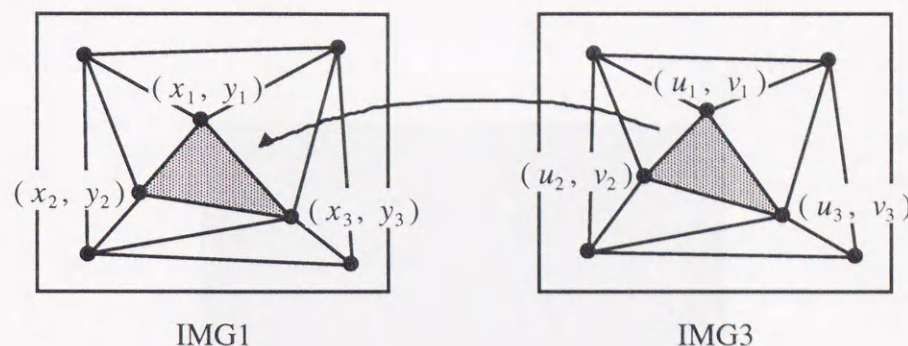


図 2.7: 三角形領域毎のアフィン変換

2.2.4 三角形領域毎のアフィン変換による画像の重ね合わせ

三角形の小領域に分割された両画像データに対して、対応する三角形領域毎にアフィン変換を施すことにより画像を精度良く重ね合わせる。アフィン変換では

$$\begin{cases} u_i = ax_i + by_i + c \\ v_i = dx_i + ey_i + f \end{cases} \quad (i = 1, 2, 3) \quad (2.8)$$

を用いる。ここで、 (x_i, y_i) は IMG1 上の、また (u_i, v_i) は IMG3 上の対応点の座標値を表す。図 2.7 に示すように、画像間に対応する三角形をそれぞれ構成する対応点の座標値から式 (2.8) の係数パラメータ (a, b, c, d, e, f) を最小二乗法によって求め、決定した変換式を用いてその三角形領域内の画素を座標変換（アフィン変換）して画像を局所的に重ね合わせる。この処理をすべての三角形領域について行うことにより、線形変換（回転・平行移動）では補正し切れなかった複雑な位置ずれを精度良く補正することができる。

2.3 処理結果および考察

ここでは、本手法における画像間の回転・平行移動成分の検出性能を数値実験により評価する。さらに、実際に観測された衛星遠隔計測画像を処理することによって本手法の性能を評価する。これらの処理においては、回転検出用の円形領域の大きさを $Q = 128$ とした。また、対応点探索には 21×21 画素領域のスモールマスク (M_s) と 31×31 画素領域のラージマスク (M_l) とを用い、閾値を $T_1 = 0.35$, $T_2 = 0.7$ と設定した。

2.3.1 数値実験

実験にはタイ・バンコク地域を Landsat/TM センサによって観測した画像を用いた。これに人為的な回転と平行移動とを加えた画像を作成し、それらと元の画像とを用いて検出性能の評価を行った。回転は -30° から 30° まで 5° 刻みに変化させ、平行移動は $(x = 10, y = 10)$ と



(a) Reference

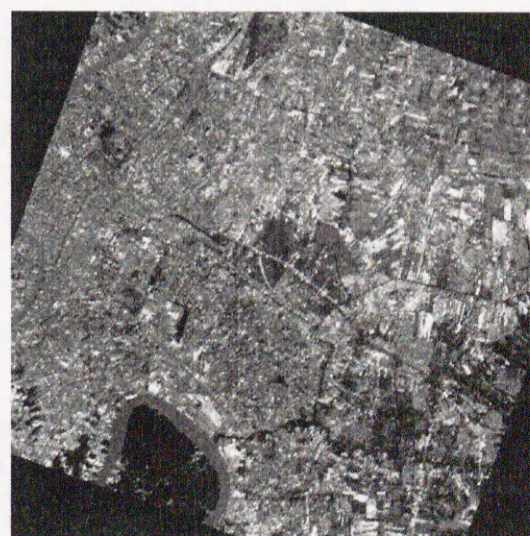
(b) 20° and (10, 10)(c) -20° and (10, 10)

図 2.8: 回転・平行移動成分検出のためのシミュレーション画像 (Landsat/TM)

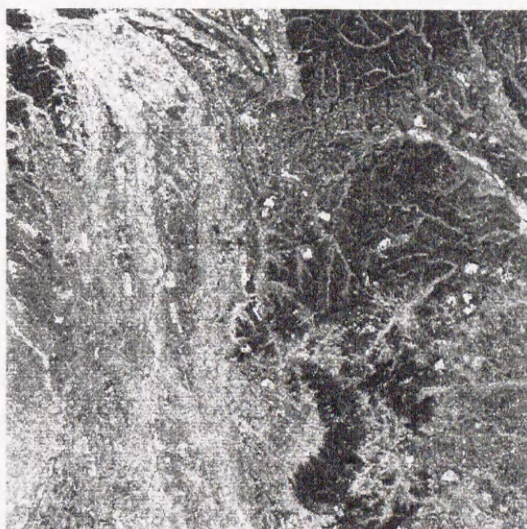
表 2.1: 回転・平行移動成分の検出結果

Simulation data		Estimation result	
Rotaion	Shift	Rotaion	Shift
-30.0°	(10, 10)	-29.73°	(10, 10)
-25.0°	(10, 10)	-25.31°	(10, 10)
-20.0°	(10, 10)	-19.69°	(10, 10)
-15.0°	(10, 10)	-14.70°	(10, 10)
-10.0°	(10, 10)	-9.85°	(10, 10)
-5.0°	(10, 10)	-4.89°	(10, 10)
0.0°	(10, 10)	0.05°	(10, 10)
5.0°	(10, 10)	5.10°	(10, 10)
10.0°	(10, 10)	9.94°	(10, 10)
15.0°	(10, 10)	15.10°	(10, 10)
20.0°	(10, 10)	19.89°	(10, 10)
25.0°	(10, 10)	25.07°	(10, 10)
30.0°	(10, 10)	30.36°	(10, 10)

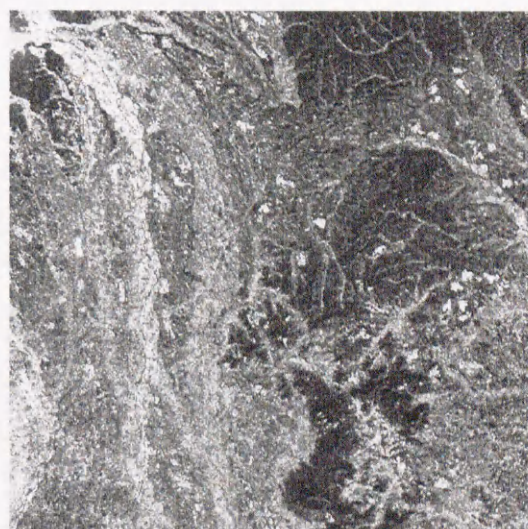
した。図 2.8 にこれらの画像の一部を示す。画像の作成には 3 次補間法（3 次畳み込み内挿法：cubic convolution interpolation）を用いた。表 2.1 に回転と平行移動成分との検出結果を示す。これを見ると回転角度の検出誤差は $\pm 0.4^\circ$ 程度であり、本手法の検出精度である約 1° の範囲内で回転角が正しく求められていることがわかる。また、平行移動成分も回転角に依らず精度良く検出できていることがわかる。このことから、本手法による回転・平行移動成分の検出が非常に有効であることが確認できる。

2.3.2 実画像への適用

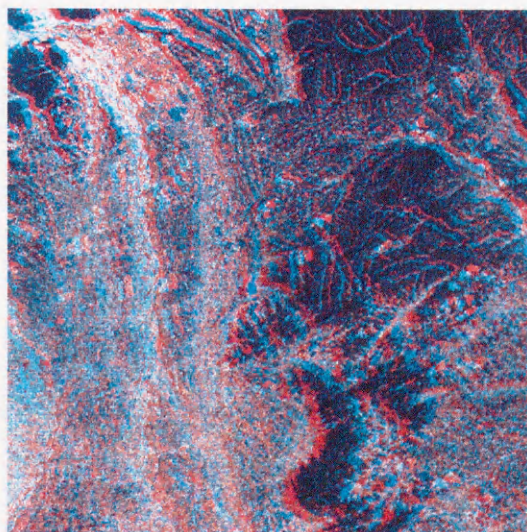
茨城県の真壁付近を 1979 年 2 月 20 日に Landsat-2/MSS で観測した画像（IMG1）と 1986 年 1 月 10 日に Landsat-5/MSS で観測した画像（IMG2）との間に本手法を適用して重ね合わせを行った。それぞれ 1024×1024 画素の領域に同一地域が含まれるように切り出してきた画像を図 2.9 (a), (b) に示す。このうちバンド 6 の近赤外画像に対して本手法を適用した。対象領域での相対的な位置ずれを見るために、IMG1 を Red plane（以下、R とする）に、IMG2 を Green plane, Blue plane（以下、GB とする）にそれぞれ割り当ててカラー合成した画像を図 2.9 (c) に示す。IMG1 と IMG2 との間に位置ずれがなければ、カラー合成画像は白黒の濃淡値で表示されるはずである。図 2.9 (c) を見ると、GB が画像の上部から中部にかけて左側に、下部では右側にずれていることから、両者には相対的な回転のあることがわかる。本手法による



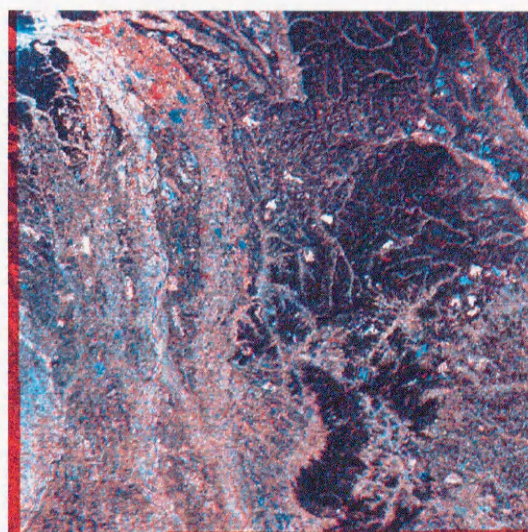
(a) Landsat-2 / MSS image (IMG1)



(b) Landsat-5 / MSS image (IMG2)

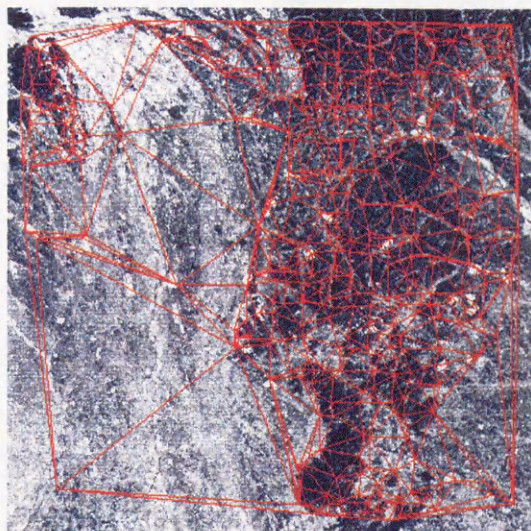


(c) Original disparity (R:IMG1, GB:IMG2)

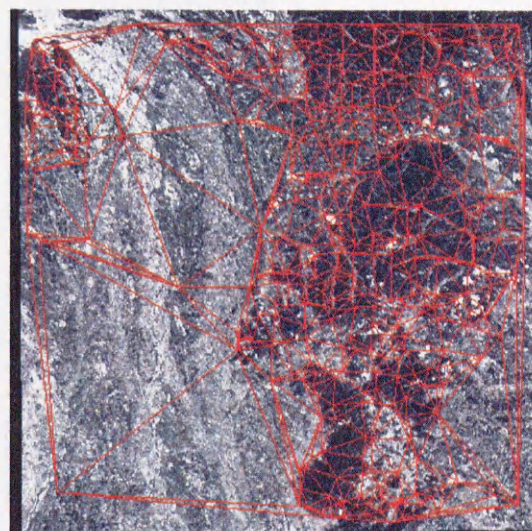


(d) Rough registration (R:IMG1, GB:IMG3)

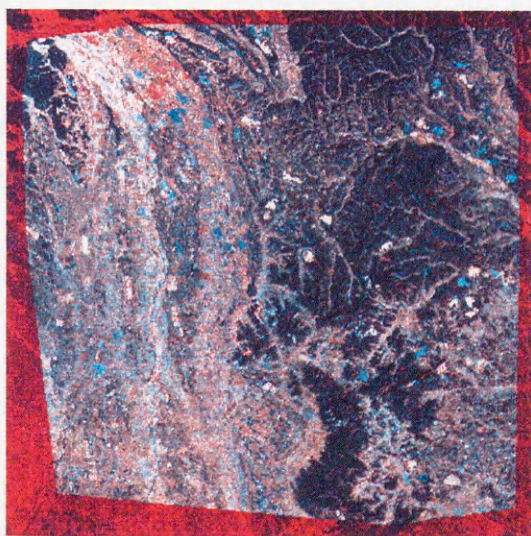
図 2.9: 原画像 (Landsat-2/MSS (a), Landsat-5/MSS (b), 相対的な位置ずれ (c)) および粗い重ね合わせ (d)



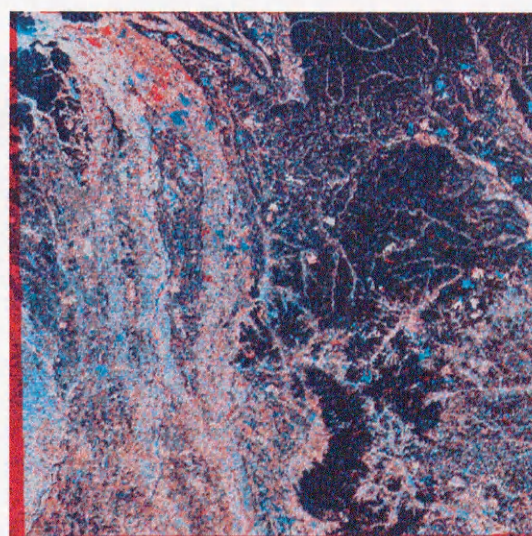
(a) Triangulation of IMG1



(b) Triangulation of IMG3



(c) Registration result by ARTSIM



(d) Registration result by Affine transformation

図 2.10: Landsat-2/MSS 画像と Landsat-5/MSS 画像の重ね合わせ

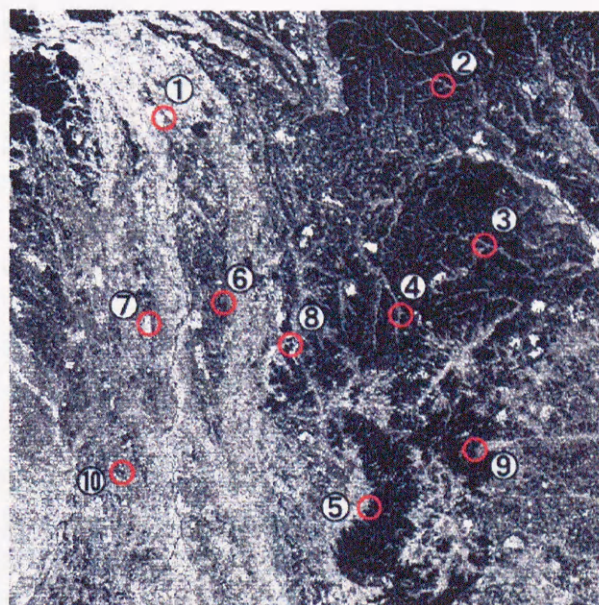


図 2.11: 精度評価のためのテストポイント (Landsat-2/MSS 画像)

表 2.2: テストポイント対における重ね合わせ誤差 (Landsat-2 および Landsat-5 の MSS 画像)

Test point	Error	
	ARTSIM	Affine trans.
1	(0, 0)	(0, 0)
2	(0, 0)	(0, 1)
3	(0, 0)	(0, 1)
4	(0, 0)	(0, 0)
5	(0, 0)	(0, 0)
6	(0, 0)	(0, 0)
7	(1, 0)	(1, 1)
8	(0, 0)	(0, 0)
9	(0, 1)	(1, 0)
10	(0, 0)	(1, 0)
RMSE	0.20	0.51

回転・平行移動成分の検出結果は

相対的な回転角 : 0.55°
 相対的な位置ずれ (平行移動) : $(\delta x, \delta y) = (-17, 9)$

であった。これらを補正して粗い重ね合わせを行った結果 (IMG3) を図 2.9 (d) に示す。これを見ると画像の中心部では色ずれがないものの、上部や下部では同じ方向にわずかながら色ずれが見られる。これは 1 次の線形変換では補正しきれない位置ずれ、すなわち局所的な位置ずれがあることを示している。次に、IMG1 と IMG3 に対して対応点対自動生成処理を施し、得られた対応点対を用いて画像を三角形領域に分割した。このとき

生成した対応点対の数 : 522
 三角形領域の数 : 1035

の結果を得た。画像の三角形領域への分割結果を図 2.10 (a), (b) に示す。三角形領域毎のアフィン変換を施し両画像を重ね合わせた。その結果を図 2.10 (c) に示す。

本手法による重ね合わせの精度を定量的に評価するために、画像上に 10 点のテストポイント対を設定し、それらにおける重ね合わせの誤差を求めた。このとき、テストポイント対の設定は次のように行った。まず、IMG1 上において人手によって不変領域であると認識しやすい領域 (山の尾根や道の合流地点など) を選び、その中心位置をテストポイント対の基準点とした。このときの基準点については、ARTSIM により生成された対応点対とは違う位置の点を選び、さらに画像上でなるべく一様に分布するように考慮した。また、画像上のすべての不変領域を選ぶのは困難であるので、ここでは 10 箇所の不変領域を選んだ。次に、その点を中心とする局所領域と空間構造が似ているところを IMG3 上において探索し、その中心画素を対応点として選定した。このときの探索処理には、本手法の対応点対探索手法を適用した。最後に、選定した対応点の座標値を回転・平行移動成分の検出結果を基に IMG2 上の座標値に変換し、それをテストポイント対とした。設定したテストポイントの位置を図 2.11 に示す。この図において、赤い円で示した領域の中心点がテストポイントである。

テストポイント対を用いた重ね合わせの精度評価の結果を表 2.2 に示す。さらに、従来手法との比較のためにアフィン変換による重ね合わせを行い、同様に重ね合わせの精度を評価した。このとき、アフィン変換式のパラメータ推定には、本手法により得られた対応点対を用いた。重ね合わせた結果を図 2.10 (d)、精度評価の結果を表 2.2 に示す。ここで、表 2.2 の Error は、テストポイント対における重ね合わせの誤差 $(\Delta x_i, \Delta y_i)$ のノルム平均値

$$\text{Error} = \frac{\sum_{i=1}^{10} \sqrt{(\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2)}}{10} \quad (2.9)$$

として求めた。処理に用いた画像は元々幾何学的歪が小さかったので、アフィン変換を用いた重ね合わせでも平均 1 画素程度の精度が得られているが、本手法を適用することによってさらに高精度の重ね合わせが実現できていることがわかる。また、本手法による処理時間は、ワークステーション (HP-730) を使用して約 29 分であった。人手によって 522 組の対応点対を正

表 2.3: 処理の各段階における重ね合わせの精度 (32 × 32 画素領域間の相関係数)

Upper-left of 32 × 32 pixels area	Original	After rough registration	by ARTSIM	by Affine trans.
(664, 224) (upper-right)	0.35×10^{-2}	0.05	0.06	0.59
(492, 492) (center)	0.08	0.65	0.72	0.72
(704, 784) (bottom-right)	0.31×10^{-2}	0.11	0.39	0.35

確に選定することを考えた場合には非常に時間がかかることが予想されることから、本手法による結果は十分満足できるものと考えられる。

表 2.3 は、処理の各段階における重ね合わせの精度を示したものである。同じ地域の領域の画像を 1024 × 1024 画素に抜き出してきたとき (IMG1-IMG2)、回転と平行移動成分を検出・補正して粗く重ね合わせたとき (IMG1-IMG3)、さらに対応点对を用いて精度良く重ね合わせたときの精度を示す。対応点对を用いる重ね合わせでは、本手法 (ARTSIM) とアフィン変換のそれぞれの結果における精度を示した。重ね合わせの精度の評価には、両画像上 (IMG1 と IMG2、もしくは IMG3) の 32 × 32 画素領域間の濃度散布図を直線近似したときの相関係数を用いた。表 2.3 を見ると、中心部の領域 (center) では初めはほとんど相関がなかったが、回転と平行移動とを補正することによって相関が増加していることがわかる。しかしながら周辺部 (upper-, bottom-right) ではそれほど増加していないことから、回転や平行移動だけでは補正しきれない位置ずれの存在がうかがい知れる。その位置ずれを ARTSIM によって補正すると、さらに相関係数が増加していることがわかる。このときの相関係数は、アフィン変換によって得られた値よりも大きく、ARTSIM の方が高精度に重ね合わせていることがわかる。

2.4 おわりに

本章では、同一センサから得られた画像対を自動的に精度良く重ね合わせる手法を提案した。本手法では、対応点を用いて画像を三角形の小領域に分割し、対応する三角形領域毎にアフィン変換を施すことにより、画像を精度良く重ね合わせている。これにより、画像間の座標変換関数が未知のままで高精度の重ね合わせが可能となった。さらに、対応点对探索では、面積相関法に基づく探索処理を 2 段階に分けて施しており、これによって画像に周期的な構造や時間変化が含まれているときに生じる誤った対応点对の生成を防ぐことができた。また、本手法では、重ね合わせる画像間の位置ずれを 1 次変換で補正できるものとそうでないもの (局所的な位置ずれ) とに分けて考え、それらを階層的に補正している。最初に、1 次変換で補正できるものとして、相対的な回転・平行移動成分を検出・補正している。このとき、回転成分は画像の投影データセット間の相互相関を、また平行移動成分は画像データの相互相関を利用してそれぞれ自動検出している。次に、局所的な位置ずれを補正するために対応点对を生成し、それらを用いて画像を精度良く重ね合わせた。数値実験において、衛星画像に人為的に回転・平行

移動成分を加えてそれらの検出実験を行ったところ、回転成分については $\pm 0.4^\circ$ の誤差範囲で、平行移動成分では一致した検出結果が得られた。実際に、観測日が異なる2枚のMSS画像に本手法を適用したところ、平均の位置ずれが0.2画素と高い精度で重ね合わせることができた。以上のことから、本手法の有効性が確認できた。

今後の課題としては、この手法に基づく重ね合わせ処理システムの構築が挙げられる。そのために、対応点对探索処理における探索マスクのサイズや閾値の決定方法などの開発が必要であると考えられる。

付録：観測による歪と時間変化による歪との識別

リモートセンシング画像間の相対的な幾何学的位置ずれの原因には、1.1節で述べた観測による歪の他に時間変化による歪などが考えられる。時間変化による歪を観測による歪として一緒に補正してしまうと、変化領域の周りの不変領域の空間構造（画像平面における画素濃度の空間的な変化）を崩してしまうことになり、真の変化情報の検出が行えなくなる。そこでここでは両者の識別について議論する。また、本章で提案した ARTSIM の対応点对探索処理における両者の識別方法とその限界についても議論する。

観測による歪は、主に、観測時のセンサの姿勢や位置の変動が原因となって生じる歪である。しかしながら、センサの位置・姿勢は急激に変動することはないので、画像間における位置ずれの大きさの空間的な変化は急激には変わらない。したがって、画像上のある画素における位置ずれの大きさに対して、その近傍領域の位置ずれの大きさは急激に大きくなったり小さくなったりすることはない。一方、時間変化を含む領域における位置ずれの大きさの変化は、衛星の運動からは予測できない急激な変化が生じると考えられる。これらのことは、リモートセンシング画像間の位置ずれが線形変換などの簡単な座標変換で補正できると言っているのではない。衛星の位置や姿勢の変動の仕方は観測時毎に異なるので、やはり画像間には局所的に大きさが異なるような位置ずれが含まれる。しかし、その大きさの変化の仕方は連続的な曲面で表すことのできるものである。逆に、時間変化を含む領域では、変化の仕方が急激であることから空間的に不連続になり、曲面で表すことができなくなるはずである。したがって、画像間において、ある領域の位置ずれの変化の仕方がその周辺領域のそれと比較して連続であるか不連続であるかを相対的に評価できれば両者の識別が可能になると考えられる。この相対的評価を行うためには、評価の対象となる領域が変化領域のみではなく不変領域も混在している必要がある。

本章で提案した ARTSIM の対応点对探索では、面積相関法に基づくマスク処理による探索を行っている。面積相関法では、時間変化による歪に起因する位置ずれが生じている領域において相関係数が低く算出されるので、そのような領域での対応点对の選定を避けることができる。なぜなら、時間変化しているところは位置ずれの大きさの変化が不連続であるため、その領域における空間構造の相関が画像間で崩れていることが予想されるからである。しかし、このとき画像の空間構造の相関を見ている局所領域（マスク M_s ）内が時間変化領域で占められている場合には、位置ずれ変化の連続性に関する相対的評価を行うことができなくなる。変化領域をもっと広い範囲で大域的に見れば不変領域の情報が増えることになるので、空間構造が崩れていることを認識できるようになるが、局所的に見ることによってそれができなくなる。局所的に見たときの領域間の相関が高ければ、その領域では観測による歪に起因する位置ずれが生じているものとして対応点对を誤って選定してしまう。そこで ARTSIM では、さらに大きいサイズのマスク M_l を設定して再度相関処理を施すことによって変化領域における誤った対応点对の選定を抑制している。図 2.12 にその例を示す。図 2.12 (a) では、観測地表面上の池が2時刻間で部分的に拡張している。このとき、その拡張部分の位置ずれの大きさが周辺領域のそれと比べて極端に大きくなることから、位置ずれの大きさの変化の仕方がその場所で不連続になり、さらに全体の空間構造も崩れている。しかし、図 2.12 (b) のように、拡張部分をマスク M_s によって局所的に見ると、マスク間で空間構造の相関が崩れていることを認識できない。そこで、

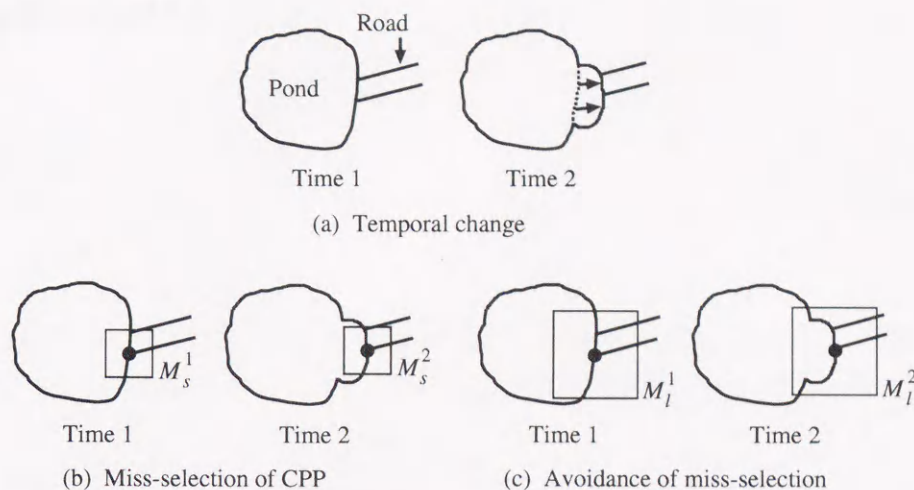


図 2.12: 変化領域における誤った対応点对の選定の回避

図 2.12 (c) のようにマスク M_i を設定して不変領域の情報を増やせば、マスク間の空間構造の相関が崩れていることを認識できるようになる。すなわち、マスク M_s では識別できなかった時間変化による歪が、マスク M_i の空間構造の相関を調べることで識別できるようになる。このように、ARTSIM では位置ずれの変化の連続性に関する相対的評価を画像の空間構造の相関に関する評価に置き換えて行っている。以上のことから、ARTSIM によれば、誤った対応点对の選定が避けられると考えられる。

マスク M_i のサイズの取り方に依っては、マスク内における不変領域の情報が増えずに位置ずれ変化の相対的評価が行えないこともあり得る。この場合には、対応点对が誤って選定される可能性が高くなる。このことが、重ね合わせの精度に対する本手法の限界であると言える。しかし、画像に含まれている変化領域は少ないと仮定していることから、マスク M_i をある程度の大きさに設定すれば問題ないと思われる。実際に、これまでいくつかの画像対について ARTSIM を適用したが、マスク M_i のサイズを 31×31 画素から 51×51 画素の間に設定すれば問題なく重ね合わせることができた。

変化領域において誤って選定された対応点对を用いて位置ずれを補正すると、その周辺の不変領域の空間構造が崩れてしまうことが予想される。そこで、このことを利用して、誤った対応点对を除去する方法について考えてみる。たとえば、画像の三角形分割網において、誤って選定されたと思われる対応点を P とし、それを頂点としているすべての三角形領域で構成される領域を考える。まず、その領域内の位置ずれを、点 P を含んだままの状態では三角形領域毎のアフィン変換を施すことにより補正し、そのときの空間構造の相関 r_P を求める。次に、点 P を除いてその領域内を再分割しなおし、改めて位置ずれを補正する。そのときの空間構造の相関 r_{noP} が r_P に比べて高くなった場合には、点 P は誤って選定されたものであると判断することができる。こうすれば、変化による歪と時間変化による歪との区別が可能になると考えられる。しかし、この処理によると計算量が膨大になることが予想されるので、処理の効率化を図

ることが必要となるだろう。

参考文献

- [1] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs with MIS: the ground control point method," *Proc. 1975 IEEE Conf. Systems, Man, and Cybernetics*, pp. 100-103, 1975.
- [2] R. C. Smith and H. F. Johnson, "A study of the effects of pixel location on image registration," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [3] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [4] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [5] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [6] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [7] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [8] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [9] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [10] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [11] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [12] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [13] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [14] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [15] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [16] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [17] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [18] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [19] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.
- [20] R. C. Smith, "Automatic registration of aerial photographs," *IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 5, no. 6, pp. 577-588, 1975.

参考文献

- [1] P. E. Anuta, "Spatial Registration of Multispectral and Multitemporal Digital Image using Fast Fourier Transform Techniques," IEEE Trans. Geoscience Electronics, vol.8, no.4, pp.353-368, 1970.
- [2] D. I. Barnea and H. F. Silverman, "A Class of Algorithms for Fast Digital Image Registration," IEEE Trans. Computers, vol.21, no.2, pp.179-186, 1972.
- [3] W. F. Webber, "Techniques for Image Registration," Proc. IEEE Conf. on Machine Processing of Remotely Sensed Data, pp.1B-1-1B-7, 1973.
- [4] W. Pratt, "Correlation Techniques of Image Registration," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, vol.10, no.3, pp.353-358, 1974.
- [5] W. A. Davis and S. K. Kenue, "Automatic Selection of Control Points for the Registration of Digital Images," Proc. 4th Int. Joint Conf. Pattern Recognition, pp.936-938, 1978.
- [6] 尾上守夫, 前田紀彦, 斎藤優, "残差逐次検定法による画像の重ね合わせ," 情報処理, vol.17, no.7, pp.634-640, 1976.
- [7] 吉田紀彦, 柳川雄成, 三玲哲久, 土井康弘, "走査画像の歪修正," 第5回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.61-62, 1979.
- [8] R. L. Harder and R. N. Desmarais, "Interpolation using Surface Splines," Journal of Aircraft, vol.9, no.2, pp.189-191, 1972.
- [9] 花泉弘, 飯田恵美子, "空間的な相関を用いる衛星リモートセンシング画像間の自動重ね合わせ手法," 電気学会計測研究会資料, IM-92-15, pp.45-52, 1992.
- [10] H. Hanaizumi and S. Fujimura, "An Automated Method for Registration of Satellite Remote Sensing Images," Proc. IGARSS'93, pp.1348-1350, 1993.
- [11] 花泉弘, 山本貴弘, 藤村貞夫, "衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法," 計測自動制御学会論文集, Vol.33, no.2, pp.81-86, 1997.
- [12] 関昌彦, 藤村貞夫, 望月仁, "航空機による多重分光走査画像の幾何学的ひずみ補正," 計測自動制御学会論文集, vol.18, no.1, pp.64-70, 1982.

- [13] 花泉弘, 奥村浩, 椿広計, 藤村貞夫, “三角形領域の空間的相関を利用するリモートセンシング画像間の自動重ね合わせ手法,” 計測自動制御学会論文集, vol.9, no.1, pp.26-33, 1993.
- [14] 花泉弘, 日比野勉, 奥村浩, 藤村貞夫, “三角形領域の強制分割を用いる自動重ね合わせ手法の改良とその性能評価,” 計測自動制御学会論文集, vol.31, no.6, pp.685-691, 1995.
- [15] 高木幹雄, 下田陽久監修, “画像解析ハンドブック,” 東京大学出版会, 1991.
- [16] 竹内啓他編集, “統計学辞典,” 東洋経済新報社, 1989.
- [17] 伊理正夫監修, 腰塚武志編集, “計算幾何学と地理情報処理,” 共立出版, 1986.
- [18] 今井浩, 今井桂子, “計算幾何学,” 共立出版, 1994.
- [19] R. Sibson, “Locally Equiangular Triangulation,” The Computer Journal, vol.21, pp.151-155, 1978.
- [20] S. Fortune, “Voronoi Diagrams and Delaunay Triangulations,” Computing in Euclidean Geometry (Eds. D.-Z.Du and F.Hwang), Lecture Notes Series on Computing, vol.1, pp.193-233, World Scientific, 1992.
- [21] J. Ruppert, “A Delaunay Refinement Algorithm for Quality 2-Dimensional Mesh Generation,” Journal of Algorithms, vol.18, no.3, pp.548-585, 1995.
- [22] J. R. Shewchuk, “Triangle: Engineering a 2D Quality Mesh Generator and Delaunay Triangulator,” First Workshop on Applied Computational Geometry (Philadelphia, Pennsylvania), ACM, pp.124-133, 1996.

Chapter 3

自動重ね合わせ手法 ARTSIM の改良

3.1 はじめに

近年では、リモートセンシングに用いる多種多様なセンサが開発され、利用されている [1]–[4]. これらのセンサによって、地球環境モニタリングや資源探索・開発などに対して非常に有用な情報（画像データ）が得られるようになった。また、最近ではセンサフュージョンの技術を利用して複数の異なるセンサから得られた画像同士を融合することにより、同一センサ画像間からは得られなかった情報が抽出できるようになった。たとえば、熱赤外域の波長の電磁波を観測するセンサの空間分解能は一般的に低く、観測地域の熱分布に関する詳細な空間情報は得られなかった。そこで、可視光域の波長の電磁波を観測している空間分解能の高いセンサの画像から観測対象物の空間情報を抽出し、それと熱赤外画像とを融合することによって熱分布の詳細な空間情報を取得する手法が提案されている [5]. このようにセンサフュージョンの技術を用いてマルチセンサ画像を融合して解析するためには、まず最初に各センサ画像間から個々のセンサの空間分解能や時間分解能、観測波長域などといった性能の違いを画像間から取り払う必要がある。そこで本章では、マルチセンサ画像間の空間分解能の違いに着目し、これに基づく縮尺の相違（倍率）を画像間から除去する手法を提案する [6]. 具体的には、前章で述べた画像間の相対的な回転成分の検出法を倍率の推定が行えるように拡張することによってマルチセンサ画像間の重ね合わせを実現している。この方法を用いれば、たとえば空間分解能の高いセンサで局所的に観測した画像間の位置ずれが観測による歪に起因するものなのか時間変化による歪に起因するものなのか区別できなかったのが、それらの画像をもう少し分解能の低いセンサで大域的に観測した画像に重ね合わせてから比較することによって区別できるようになると考えられる。

また、最近ではセンサの空間分解能が向上していることから画素数の多い画像を処理する必要性が高まってきている。しかしながら、そのような画像に前章で提案した ARTSIM の対応点対探索手法 [7], [8] を適用すると、必要とする対応点対が多くなること、さらにそれらの基準点ごとに探索マスクを走査する必要があることから処理効率が悪くなるという問題があった。また、沿岸部などの画素濃度が急激に変化している領域では、対応点対の探索マスク間の相関係数を計算するには不適当な濃度散布図が得られるため、誤った対応点対が生成されてしまうことがあった。そこで、これらの問題を解決するために、画像の階層構造を用いる対応点対探索の高速化法 [9], [11], t 検定を用いる誤った対応点対の除去法 [12], および探索マスク内画素の

ヒストグラム形状の近さを指標とした新しい対応点探索手法 [13] を提案する。

以下では、分解能の高い方の画像を IMG1, 低い方の画像を IMG2 とする。重ね合わせの基準は IMG1 とする。また、IMG2 に対して分解能の違いや回転・平行移動成分を補正したものを IMG3 とする。

3.2 空間分解能の違いの推定法

空間分解能の違い（倍率）の推定は、2.2.1 項で述べた回転成分の検出法と同様に画像の投影データを利用する。ここで、画像の倍率は縦横で同じであると仮定する。回転成分の検出では、重ね合わせる 2 枚の画像の投影データセット間の相互相関を求めることによって検出している。この処理を拡張して倍率の推定を行う。IMG1 とある倍率に拡大した IMG2 との投影データ間の相互相関値を、図 3.1 (c) のように相関マップ上にプロットする。このとき、二つの画像間で倍率が一致していれば、高い相関値を示す傾き 1 の直線が相関マップ上に現れる（図 3.1 (c) 中央の相関マップ参照）。直線は、相関マップをその直線方向に投影したときに（直線に沿って相関値を線積分して）得られるヒストグラムのピークの位置を識別することで確認できる。したがって、このヒストグラムのピークの値が最大となるときの拡大率の値を画像間の倍率とする。このことを以下に詳しく述べる。

異なるセンサによって同一地域を観測してきた IMG1 と IMG2 の間の分解能の違い（倍率）を a とする。IMG2（分解能が低い画像）を b 倍だけ拡大したものと IMG1 とからそれぞれ中心部の半径 Q の円形領域を抜き出してくる。抜き出してきたデータをそれぞれ 2 次元フーリエ変換し、それらを極座標系に変換することによって $P_1(S, \theta)$ と $P_2(b \cdot S, \theta)$ とを求める（図 3.1 (a), (b) 参照）。これらは、実空間における画像の投影データ $p_1(s, \theta)$ と $p_2(s/b, \theta)$ をそれぞれ 1 次元フーリエ変換したのと同じものとなる。ここで、 s は 1 次元投影データ上の座標を表し、 θ は投影データを得る角度を表す。また、極座標系への変換では、 θ 方向には 0 から π まで $\pi/256$ 刻みにリサンプリングするものとする。得られた $P_1(S, \theta_i), P_2(b \cdot S, \theta_j)$ ($\theta_i = i \times \pi/256, \theta_j = j \times \pi/256; i, j = 0, \dots, 256$) 間で複素共役の掛け算を行い、それを 1 次元フーリエ逆変換する。この手続きにより投影データ $p_1(s, \theta_i), p_2(s/b, \theta_j)$ 間の相互相関関数が得られるので、その最大値（相関係数） C_m^b を相互相関マップ上の座標 (i, j) にプロットする。これを、 (i, j) のすべての組み合わせについて行う。 $P_1(S, \theta)$ と $P_2(bS, \theta)$ とが回転を除いて同じ形であれば大きな値の C_m^b が得られるはずである。このことから、IMG1 と IMG2 の間の真の倍率 a と IMG2 の拡大率 b とが等しい ($b = a$) とき、相関マップ上の高い値を示す部分が傾き 1 の直線となって明瞭に現れるはずである（図 3.1 (c) 中央）。その位置は、画像間に含まれる回転成分の大きさに依存する。しかしながら、そうでない場合 ($b \neq a$) には直線は不明瞭となる（図 3.1 (c) 上下）。そこで、最も明瞭な直線が得られるときの拡大率 b をもって倍率 a の推定値とする。この直線の識別を定量的に評価するため、回転成分を検出するときと同様に相関マップにおける相関値のヒストグラムを求めて、そのピークの位置が最大となるときの拡大率 b を倍率の推定値とする（図 3.1 (d) 参照）。このとき、ヒストグラムは相関マップにおいて傾き 1 の直線方向に相関値を投影（線積分）することにより得ている。実際の処理では、 b 倍した IMG2

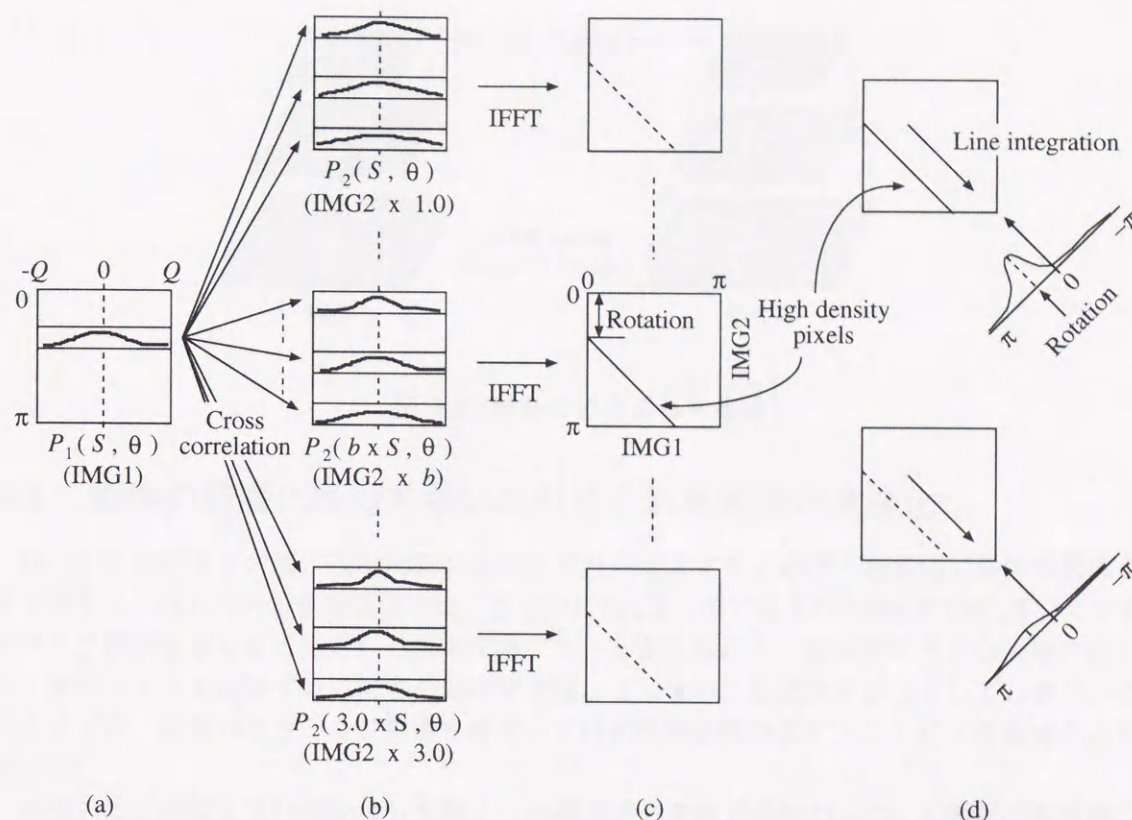


図 3.1: 空間分解能の違いの推定: (a) IMG1 の 1 次元フーリエ変換後の投影データセット, (b) 拡大した IMG2 の 1 次元フーリエ変換後の投影データセット, (c) 相互相関マップ, (d) マップ上の相関値の線積分

の投影データについてはそれぞれ 4 方向 ($0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$) のみを使用し, それらと IMG1 の投影データのすべてとの間で総当りに相互相関を求め, それが最大となるときの相関値の総和をピークの値としている. したがって, その相関値の総和が最大となるときの拡大率 b を倍率の推定値としている. 以上の処理において, b の値は 1.0 から 3.0 まで 0.1 きざみに変化させて処理を行っている. また, フーリエ変換には FFT を用いている.

推定した倍率 b で IMG2 を拡大した後, ARTSIM と同様に画像間の相対的な回転・平行移動成分を検出・補正して IMG3 を作成する.

なお, 縦・横方向で倍率が異なる画像に適用するには, 上で述べた処理を拡張して縦・横それぞれの方向で倍率を変化させながらすべての組み合わせの投影データを作成すればよいのではないかと考えている. それらの相互相関を取ることによって得られる相関マップのヒストグラムの中で最も高いピークを持つものを識別すれば縦・横の倍率の推定が可能となるはずである. しかし, このような処理では計算量が膨大になることから実用化には処理の効率化を図ることが必要となるだろう.

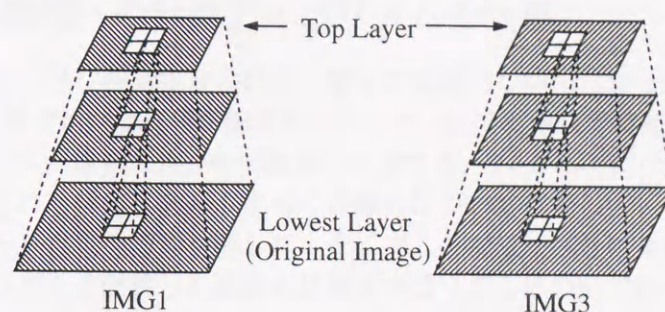


図 3.2: 画像のピラミッド構造

3.3 画像の階層化構造を用いた対応点对探索法の高速化

IMG1 と IMG3 との間に残る局所的な位置ずれを補正するために、画像間で多数の対応点对を生成する。対応点对の生成処理では、基本的には 2.2.2 項で述べた面積相関法に基づく 2 段階のマスク探索処理によって対応点对を探索する。しかしながら、画素数の大きな画像の場合には、探索マスクを走査するのに多くの時間を要してしまい、処理効率が低下してしまう。そこでここでは、画像のピラミッド構造を採用して探索処理を階層化することにより高速化を図る [9], [10]。

倍率および回転・平行移動成分を補正した画像対のそれぞれについて、4 画素の濃度値の平均を 1 つ上の層の画像の 1 画素とする平均画像を作成する。この平均操作を画像間の位置ずれが 2~5 画素程度になるまで繰り返し、図 3.2 に示すような画像のピラミッドを作成する。最上層（第 L 層）の両画像に対して 2.2.2 項の対応点对生成処理を施す。このとき、第 L 層の画像は原画像に対して $4^{-(L-1)}$ の大きさとなるので、探索時間は L に応じて短縮される。生成された対応点对それぞれに対応する 1 つ下の層での対応点对を求める。上層の画像の 1 画素が 1 つ下の層の画像の 4 画素に対応するので、原理的には 1 つ下の層で $16 (= 4 \times 4)$ 通りの相関演算を行うだけで対応点对が求められる。しかし、平均化された画像で相関係数が最大となる画素が下の層で生成されるべき対応点对と一致しないこともある。そこで、第 L 層での対応点对探索において、探索マスク間の相関係数 r_L の値が大きい順に上位 5 組の対応点对候補を IMG2 上で選定し、各候補に対応する 1 つ下の層の 4 点をそれぞれ求める。IMG1 上の 4 点と IMG2 上の $20 (= 5 \times 4)$ 点との間で、それらを中心とするマスク間の相関演算を総当りに行う。そのときの相関係数 r_{L-1} の上位 5 組の候補を第 $L-1$ 層での対応点对候補として選定する。これらの処理を下層に向かって進めていく。最下層、すなわち原画像において

$$R = r_L + r_{L-1} + \dots + r_1 \quad (3.1)$$

が最大となる点を最終的な対応点对として選定する。

なお、上の処理において、各層での対応点对候補として探索マスク間の相関係数の値が大きい順に上位 5 組までの候補を選定して処理を進めていけば探索誤りもなく精度良く重ね合わせることができることを、いくつかの画像対について本手法を適用することにより確認した。

3.4 三角形領域への分割アルゴリズムの改善

倍率および回転・平行移動成分の検出・補正では補正し切れなかった位置ずれ（局所的な位置ずれ）を2.2.4項で述べた三角形領域毎のアフィン変換を用いて線形近似するために、得られた対応点对を用いて画像を三角形の小領域に分割する。2.2.3項で述べた三角形分割のアルゴリズムでは、与えられた対応点を結ぶすべての線分について交差しているかどうかを調べていたため、多くのメモリと処理時間を要した。そこでここでは、さらに高速に分割が行えるようにその分割アルゴリズムを改善した適応的分割アルゴリズムについて述べる。以下に、そのアルゴリズムを示す。

[STEP 1] まず、画像の4隅の点を初期対応点とし、これらの点を用いて画像を2つの三角形領域に分割しておく（図3.3 (a) 参照）。

[STEP 2] 次に、生成された対応点を1点だけ与え、その点を含む三角形を特定する。その三角形の頂点と与えられた対応点とで三角形を3つに分割する。分割前の三角形の3辺をそれぞれ対角線とする四角形を識別する。四角形の2つの対角線（交差する2つの線分）のうち短い方を残すように再分割を行う。これにより、交差する2つの線分のうち短い方の線分が残っていくので、最終的に辺の和が最小となる三角形分割が得られる。図3.3 (b) の例では、四角形 AP_1CD が対角線 AC （破線）によって $\triangle AP_1C$ と $\triangle ACD$ に分割されていたが、 AC と交差する対角線 P_1D （実線）の方が短いので、分割を $\triangle AP_1D$ と $\triangle P_1CD$ とに変えている。

[STEP 3] すべての対応点についてSTEP 2の処理を繰り返す（図3.3 (c), (d), (e) 参照）。

[STEP 4] 最後に、最初に設けた4つの点に接続する線分をすべて消去し分割処理を終了する（図3.3 (f) 参照）。

この手法によれば、対応点对が新たに追加される度に三角形分割を局所的に更新していくことができるので、処理効率の向上が図れる。実際に 1024×1024 画素の画像上において459組の対応点对が得られた場合、分割処理にかかった時間は約2秒であった（HP-730を使用）。2.2.3項の分割アルゴリズムによる処理時間（約3分）と比較すると、さらに大きな改善が得られたことがわかる。

3.5 誤って生成された対応点对の除去

2.2.2項で述べたように、対応点对は画像の空間構造の相関を指標としたマスク探索処理によって求めている。しかし、画像上において画素濃度値が急激に変化しているところでは、相関を用いた対応点の推定が不安定になり対応点对が誤って生成されてしまうという問題があった。たとえば、図3.4 (a) に示すような陸域と海域を含む領域（沿岸部）におけるマスク内の画素の濃度散布図を考える。このとき、散布図には陸域と海域の2つの分布が混在するため、それぞれの分布が無相関であっても、散布図全体では見かけ上高い相関係数が得られてしまう。このような場合、マスクの中心画素間の対応関係が誤っていても、それらを対応点对として選定してしまう。また、海域において小さい島や船が存在するような領域でも同様の誤選定が生じる。小さい島や船などのデータは、その画素の濃度値が周りの海域のそれに比べて高い値を持

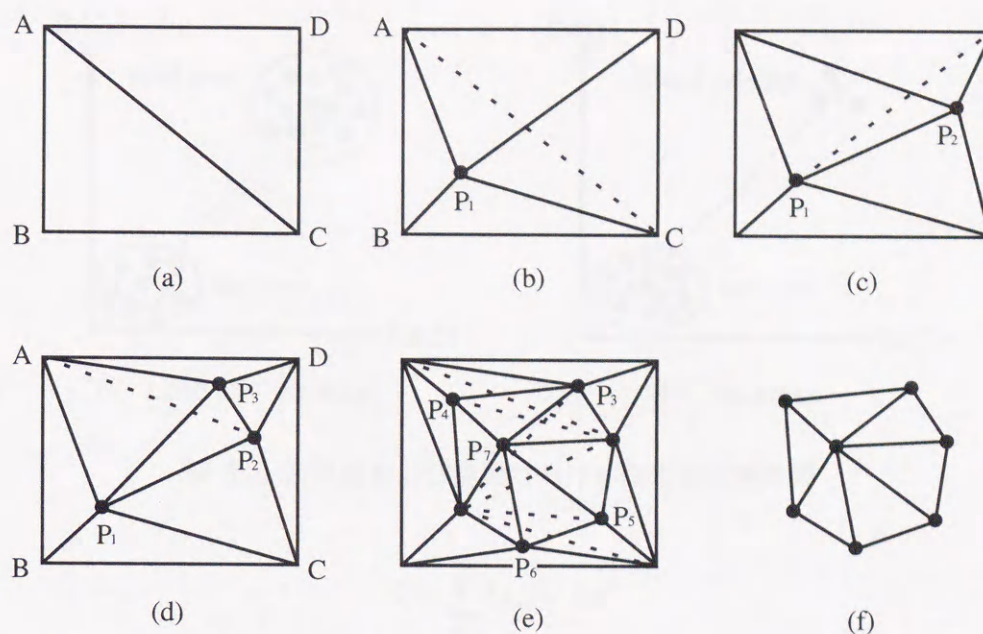


図 3.3: 三角形領域への適応的分割アルゴリズム

ち、かつ画素数が少ないため、図 3.4 (b) に示すように、濃度散布図では異常値として見なされる。その結果、散布図において見かけ上高い相関係数が得られ、誤った対応点对が選定されてしまう。そこでここでは、これら 2 つの場合の解決策について述べる。

粗く重ね合わされた画像対において選定された対応点对候補を中心とするマスクを考える。マスクが沿岸部を含む領域に設定された場合、その領域では濃度値が急激に変化していることから、マスク内には濃度平均値の差が大きい領域が混在することになる。このような場所において相関係数を用いた対応点の推定することは困難であるので、このときに選定されてしまった対応点对は対応関係が誤っているものとして除去することにする。具体的には、マスク内の領域を上下または左右の半分に分割し、それぞれの場合について各領域間における画素濃度の平均値の差を調べる。その差が統計的に有意である場合には、そのときに選定された対応点对を除去する。判定には t 検定を用いる。統計量として

$$t_0 = \frac{\bar{x}_1 - \bar{x}_2}{\sqrt{V(1/n_1 + 1/n_2)}} \quad (3.2)$$

を用い、これが自由度 $n_1 + n_2 - 2$ の t 分布に従う [14] ことから、この絶対値と閾値

$$T_1 = t(n_1 + n_2 - 2, \alpha) \quad (3.3)$$

とを比較する。 $|t_0| > T_1$ のとき有意な差があるとし [14]、このときのマスクの中心画素を対応点对として選定しないことにしている。ここで、

$$V = \frac{S_1 + S_2}{n_1 + n_2 - 2} \quad (3.4)$$

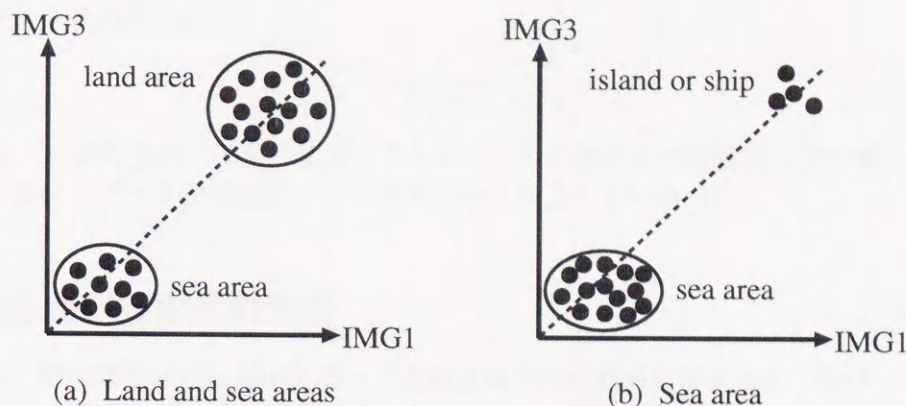


図 3.4: 沿岸部および海域における画素濃度散布図

$$S_i = \sum_{j=1}^{n_i} (x_{ij} - \bar{x}_i)^2 \quad (3.5)$$

であり, $\bar{x}_i$ と n_i ($i = 1, 2$) はそれぞれ各領域 (上, 下または左, 右) の画素濃度の平均値と画素数である.

次に, 海域に小さい島などが存在する領域にマスクが設定された場合について考える. このときのマスク内の濃度散布図では, 島や船などの画素データは異常値として見なされるので, その散布図を直線回帰して相関係数を計算することは無意味である. そこで, そのような場所を選定された対応点対も除去することにする. 具体的には, 異常値を除去した後の散布図を直線近似したときの直線の傾きと, 異常値を含んだまま直線近似したときの直線の傾きとの間に, 統計的に有意な差があるかどうかを判定する. 有意な差がある場合には, 元の散布図で求めた相関係数は異常値に影響されたものであり, そのときに選定された対応点対は誤っているものとして除去する. この判定にも t 検定を用いている. $\hat{\beta}$ を異常値を除去する前の直線の傾き, $\hat{\beta}^*$ を除去した後の直線の傾きとしたとき, 統計量

$$t_1 = \frac{\hat{\beta} - \hat{\beta}^*}{\sqrt{V_e/S_{xx}}} \quad (3.6)$$

は自由度の $n - 2$ の t 分布に従う [15]. ここで, V_e は残差分散, S_{xx} は基準画像上のマスク内の画素データの偏差平方和, n はマスク内の画素数である. t_1 の絶対値と閾値

$$T_2 = t(n - 2, \alpha) \quad (3.7)$$

とを比較し, $|t_1| > T_1$ のとき有意な差があるとして [15], このときのマスクの中心画素を対応点対として選定しないことにしている.

なお, 異常値の検出も t 検定を用いて行う. 散布図のデータを直線近似したときの第 j 番目のデータに対する残差を e_j とする. これを誤差分散 σ^2 によって規準化した規準化残差 e_j^* から

ステューデント化残差 [16]

$$t_j^* = e_j^* \sqrt{\frac{n-2}{n-1-e_j^{*2}}} \quad (3.8)$$

を計算する。 t_j^* は式 (3.7) の t 分布に従うことから、その絶対値と閾値 T_2 とを比較し、 $|t_j^*| > T_2$ のとき第 j 番目のデータを異常値として散布図から除去している [15]。

3.6 対応点对探索法の改善

前節では、沿岸部や海域において誤って生成された対応点对を除去する手法について述べた。しかしながら、実際にこの手法を適用すると、画像上の陸域において正確に生成された対応点对まで除去してしまうという不都合を生じることがあった。局所的に大きさが異なるような複雑な位置ずれを含んでいる画像対においては多くの対応点对を必要とするので、一度得られた正確な対応点对を手放してしまうのは処理効率が非常に悪い。そこで、沿岸部や海域においても正確な対応点对が得られる新たな対応点对探索の指標を提案する。具体的には、沿岸部の領域では、探索マスク内の画素濃度値のヒストグラムの形状の近さを指標として対応点对を探索するように処理を改良する。また、探索処理については、探索領域が沿岸部であればヒストグラム形状の近さを、陸域であれば相関係数を指標とするように処理を分岐させる。このとき、探索領域が沿岸部か陸域であるかの判断には、画素濃度ヒストグラムに対する双峰性テストを利用する。

3.6.1 ヒストグラム形状の近さに基づく対応点对探索法

ヒストグラム形状の近さの計算にはスムーズ検定 [17] を応用する。

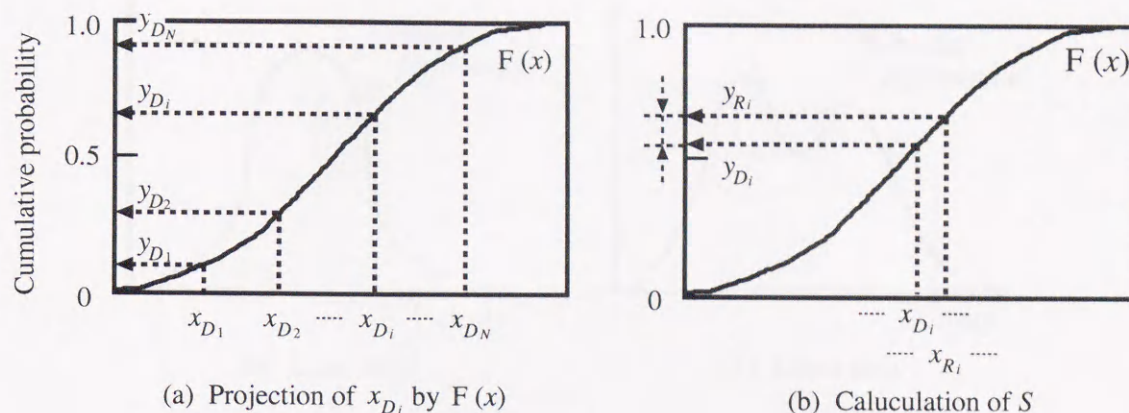
基準画像上において抽出されたコーナ一点を中心とするマスクを考える。このマスク内の画素濃度ヒストグラムから分布関数 $F(x)$ を作成する。もう一方の画像上で走査するマスク内の画素濃度値 $x_{D_i} (i = 1, 2, \dots, N; N$ はマスク内画素数) を図 3.5 (a) に示すように $F(x)$ によって写像する。この写像によって得られる $y_{D_i} = F(x_{D_i})$ は、ヒストグラムパターンがマスク間で一致するときに限り区間 $[0, 1]$ の一様分布に従う [17]。そこで、マスクを走査しながら y_{D_i} の分布が一様分布に従うかどうかを評価し、一様分布に従うと判定されたときのマスクの中心画素を対応点として選定する。 y_{D_i} の一様分布らしさの評価には、その 1 次および 2 次モーメント

$$I = \sum_{i=1}^N y_{D_i}, \quad J = \sum_{i=1}^N y_{D_i}^2 \quad (3.9)$$

から得られる適合度

$$g = 3 \cdot (2 \cdot I - N)^2 + 5 \cdot (6 \cdot J - 6 \cdot I + N)^2 \quad (3.10)$$

が自由度 2 の χ^2 分布に従うかどうかを評価すればよい [17]。しかし、このままではマスク間におけるそれぞれの画素の空間的な位置関係を見逃していることになる。こうした画素濃度の空

図 3.5: ヒストグラム (分布関数) 形状の近さ S の算出

間的情報を反映させるため, 図 3.5 (b) に示すように, 基準画像上におけるマスク内の画素の濃度値 x_{R_i} を $F(x)$ によって写像した値 $y_{R_i} = F(x_{R_i})$ と y_{D_i} との差の 2 乗和

$$S = \sum_{i=1}^L (y_{R_i} - y_{D_i})^2 \quad (3.11)$$

を新たな対応点对探索の指標とする. ヒストグラムパターンがマスク間で似ており, かつマスク内の画素濃度の空間的構造が似ていれば S は最小となる. 実際には, あらかじめ設定した探索範囲内でマスクを走査して S の最小値を求め, その値が閾値 T よりも小さいときのマスクの中心画素を対応点として選定する. 本研究では実験的に得た $T = 0.05$ を閾値として用いている. この閾値により, 多数の画像対において問題なく精度の良い対応点对が得られた.

3.6.2 対応点对探索法の選択

新たな対応点对探索の指標 S の計算量は相関係数のそれと比べて多い. 陸域においては, これまで通り相関係数を指標として探索しても正確な対応点对は得られる. そこで本手法では, 探索処理の効率化を図る意味で, 探索している領域が陸域であるか沿岸部であるかを自動識別し, その結果に応じて 2 つの指標を使い分けることにする. すなわち, 探索領域が陸域であると識別された場合には相関係数を, 沿岸部を含む領域であると識別された場合には S を指標として探索するようにする.

両者の識別には, 基準画像上における探索領域内の画素濃度ヒストグラムの分布形状を利用する. 陸域では, その領域の濃度散布図におけるデータ分布が一つの塊になることから, 図 3.6 (a) に示すような単峰性の濃度ヒストグラムが得られる. 一方, 沿岸部を含む領域では, データ分布が二つの塊になるので, 図 3.6 (b) のような双峰性の濃度ヒストグラムが得られる. そこで作成したヒストグラムに対して双峰性テスト [18] を行い, 単峰であるか双峰であるかを判定する. 単峰であれば陸域, 双峰であれば沿岸部を含む領域として識別する.

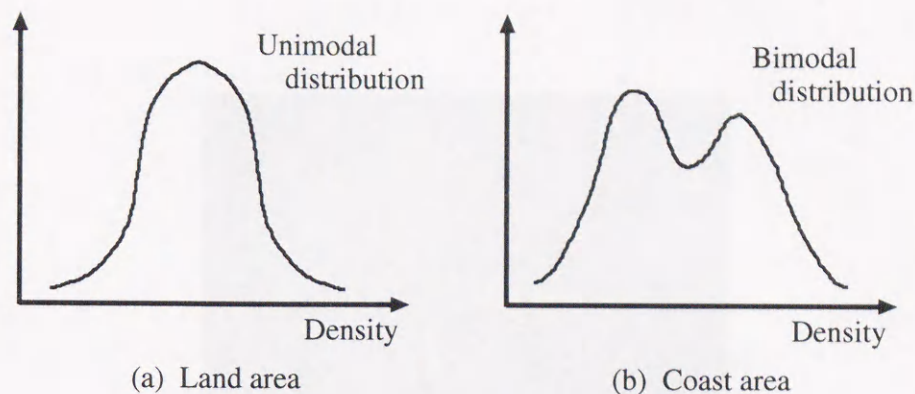


図 3.6: 陸域および沿岸部における画素濃度値のヒストグラム

双峰性テストでは，ヒストグラムの2つの極大値とそれらの間の極小値とについて，極大値の間が30濃度レベル以上離れており，かつ小さい方の極大値と極小値の比率が10.0以上のときに，そのヒストグラムは双峰分布であるとしている。

3.7 処理結果および考察

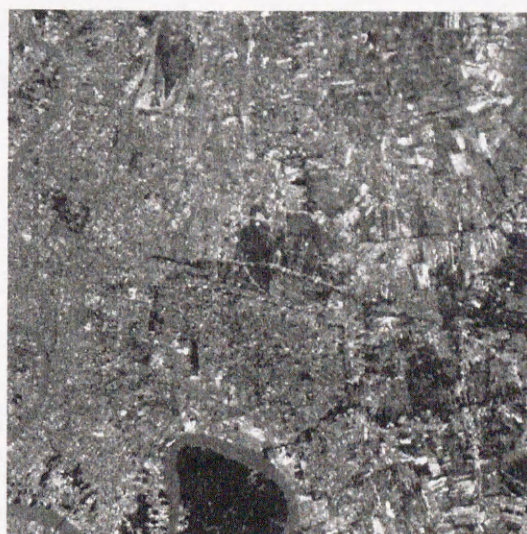
これまで提案してきた画像間の空間分解能の違い（倍率）の検出法，誤った対応点对の除去法，ヒストグラム形状の近さを指標とした対応点对生成法の各手法の有効性について考察する。

3.7.1 異なるセンサによって観測された画像への適用

ここでは，本手法の倍率検出の性能を数値実験により評価する．さらに，実際に異なるセンサによって観測された衛星遠隔計測画像に適用することによって本手法の有効性を評価する．これらの処理において，倍率推定用の円形領域の大きさを $Q = 128$ とした。

空間分解能の違い（倍率）の推定

実験にはタイ・バンコク地域を Landsat/TM センサによって観測した画像を用いた．これを人為的に 30° の回転および $(-10, 10)$ の平行移動を加え，さらに倍率を1.1から3.5倍まで0.1刻みに変化させた画像を作成した．それらの画像と元の画像との間に本手法を適用した．作成した画像の一部を図3.7に示す．画像の作成には3次畳み込み内挿法を用いた．表3.1に倍率推定および回転・平行移動成分の検出結果の一部を示す．これによると倍率および回転・平行移動成分ともに精度良く推定・検出できていることがわかる。



(a) Reference

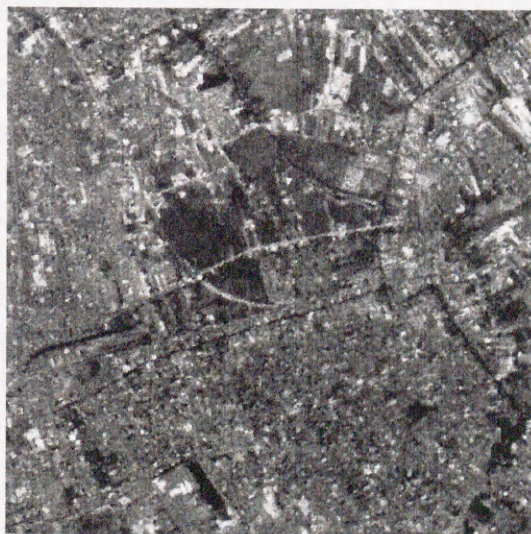
(b) Spatial resolution ratio = 2.0
30° and (-10, 10)(c) Spatial resolution ratio = 3.0
-30° and (-10, 10)

図 3.7: 空間分解能の違い（倍率）の推定のためのシミュレーション画像

表 3.1: 空間分解能の違いの推定結果

Simulation data	Simulation results		
Ratio	Ratio	Rotation	Shift
1.0	1.0	29.8°	(-10,10)
1.1	1.1	29.7°	(-10,10)
1.2	1.2	29.8°	(-10,10)
1.5	1.5	29.7°	(-10,10)
2.0	2.0	29.6°	(-10,10)
2.5	2.5	29.8°	(-10,10)
3.0	3.0	29.8°	(-10,10)
3.5	3.5	29.6°	(-10,10)

実画像への適用

実際に異なるセンサによって観測された画像に本手法を適用した。ここで用いたデータは、分解能の高い方 (IMG1) が SPOT/HRV 画像であり、低い方 (IMG2) が Landsat/TM 画像である。観測年月日は、前者が 1989 年 11 月 25 日、後者が 1986 年 8 月 6 日である。また、観測地域は神奈川県横浜市付近である。HRV 画像は 1200×1200 画素、TM 画像は 700×700 画素の領域にそれぞれ同一地域が含まれるように切り出してきた。それらを図 3.8 (a), (b) に示す。両画像に対して倍率推定および回転・平行移動成分の検出を行い、それらを補正して粗く重ね合わせた。その結果を図 3.8 (c) に示す。図 3.8 (c) は、位置ずれのないところが白黒で表示されるようにするために、IMG1 を Red plane (以下、R とする) に、補正した画像 (IMG3) を Green plane, Blue plane (以下、GB とする) に割り当ててカラー合成した画像である。これを見るとほぼ重なっているように見えるが、多少の色ずれが見られることからまだ局所的な位置ずれが残っていることがうかがい知れる。これらの処理において、倍率推定および回転・平行移動成分の検出の結果は

空間分解能の違い (倍率) : 1.4 倍
 相対的な回転角 : 0.45°
 相対的な位置ずれ (平行移動) : $(\delta x, \delta y) = (3, 7)$

であった。粗く重ね合わせた両画像上において対応点対の自動生成を行い、得られた対応点対を用いて画像を三角形領域に分割した後、三角形毎のアフィン変換を施すことによって、両画像を重ね合わせた。このとき、対応点対の生成処理では 3.3 節で述べた高速化法を、三角形分割では 3.4 節で述べた適応的分割法を適用した。また、生成された対応点対数は 151 組、分割した三角形領域数は 233 領域であった。三角形領域に分割した結果を図 3.9 (a), (b) に、重ね合わせた結果を図 3.9 (c) に示す。

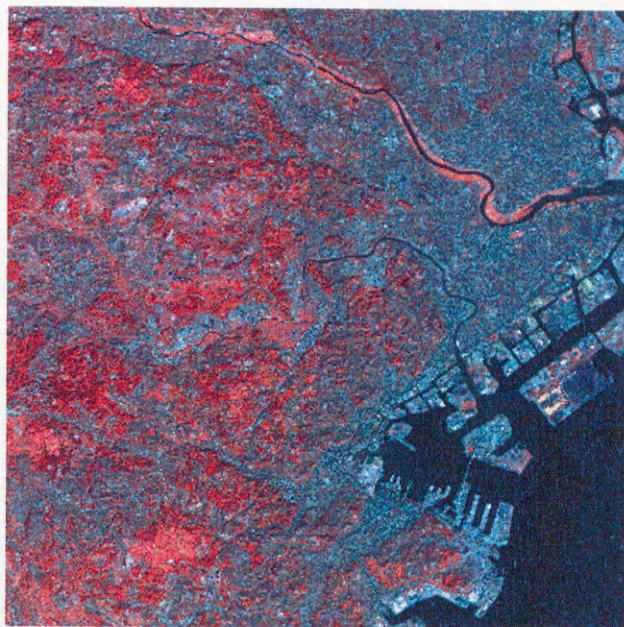
図 3.9 (c) を見ると、R と GB の色ずれが見られず、画像間の位置ずれが補正されて精度良く重なっていることがわかる。さらに、重ね合わせの精度を従来手法と比較するため、本手法で得

られた対応点对を用いてアフィン変換を施すことにより両画像を重ね合わせた。その結果を図 3.9 (d) に示す。図 3.9 の両方の結果を比較すると、両手法とも色ずれが見られず精度良く重なっていることがわかる。しかしながら、画像間の全体的な空間的相関を計算すると ARTSIM-II が 0.689、アフィン変換が 0.676 という結果が得られた。このことから、本手法の方が重なり精度が良かったことがわかる。定量的に重ね合わせの精度を評価するために、両画像上に 10 組のテストポイント対を設け、それらの点における重ね合わせの誤差を求めた。このとき、図 3.10 の赤い円で示した領域の中心点をテストポイントとした。テストポイント対の設定については、2.3.2 項で述べたのと同様の手続きを行った。本手法およびアフィン変換を適用したときの重ね合わせの誤差を表 3.2 にそれぞれ示す。表中の Error は、テストポイント対における重ね合わせの誤差 ($\Delta x_i, \Delta y_i$) のノルム平均値であり、式 (2.9) (2.3.2 項参照) により算出した。この結果からも本手法の方が精度良く重なっていることがわかる。以上のことから、本手法によれば、マルチセンサ画像間の高精度の重ね合わせが可能であることが確認できた。これらの処理はワークステーション (HP-730) を用いて行ったが、対応点对の高速自動生成処理手法および適応的三角形分割手法を適用したことにより、処理時間を ARTSIM の約 97 分から約 12 分まで短縮することができた。

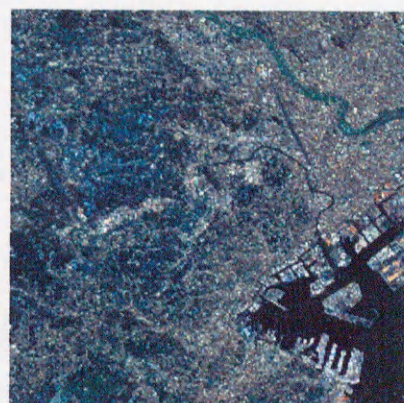
次に、分光特性が大きく変化している画像間に本手法を適用した結果を示す。ここでは、Landsat/TM センサ画像 (1989 年 12 月 14 日観測) を IMG1 として、Landsat/MSS センサ画像 (1979 年 1 月 3 日観測) を IMG2 として用いた。観測地域はタイ・アユタヤ地域である。TM 画像からは 1025×800 画素、MSS 画像からは 512×400 画素の領域に、同一地域が含まれるようにそれぞれ切り出してきた。それらを図 3.11 (a), (b) に示す。両画像に対し粗い重ね合わせを施した後、対応点对を求めて画像間を精度良く重ね合わせた。このとき

空間分解能の違い (倍率)	:	1.9 倍
相対的な回転角	:	3.5°
相対的な位置ずれ (平行移動)	:	$(\delta x, \delta y) = (0, -20)$
対応点对生成数	:	118 組
三角形領域数	:	219 領域

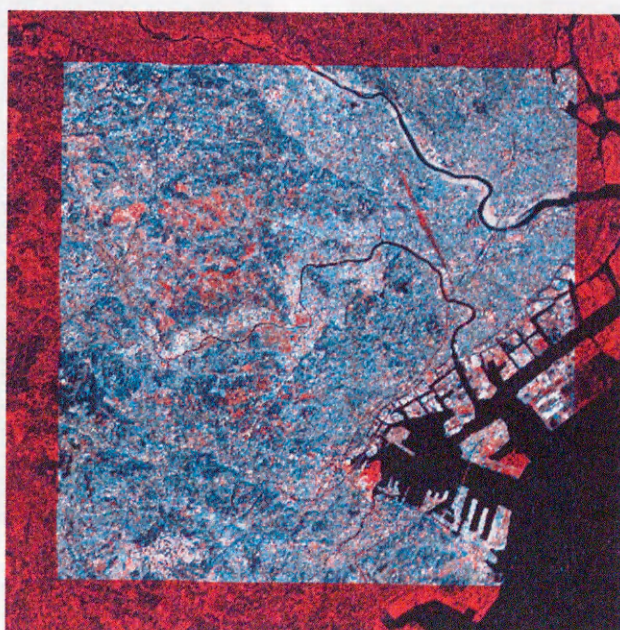
の結果を得た。粗く重ね合わせた結果を図 3.11 (c) に、対応点对を用いて両画像を三角形領域に分割した結果を図 3.12 (a), (b) に、三角形領域毎のアフィン変換により重ね合わせた結果を図 3.12 (c) にそれぞれ示す。また、従来手法との比較のために、図 3.13 に示す青い円領域の中心点を対応点として設定し、それらを用いてアフィン変換を施すことによって両画像を重ね合わせた結果を図 3.12 (d) に示す。このときの対応点は人手によって不変領域として認識しやすいところに設定した。図 3.12 (c) と図 3.12 (d) を比較してみると、本手法の方が従来手法に比べて色ずれが無く、精度良く重なっていることがわかる。このことを定量的に評価するために、両画像上において 2.3.2 項で述べたのと同様の手続きによって 10 点のテストポイント対を設定し、それらにおける重ね合わせの誤差を求めた。図 2.11 の赤い円で示した領域の中心点が設定したテストポイント対である。それぞれの手法における重ね合わせの誤差を表 3.3 に示す。これを見ると、従来手法では平均誤差が 1 画素以上であったのに対し、本手法では 1 画素以内に収まっており、本手法の方が高精度に重なっていることがわかる。さらに、従来手法において、



(a) SPOT / HRV image (IMG1)

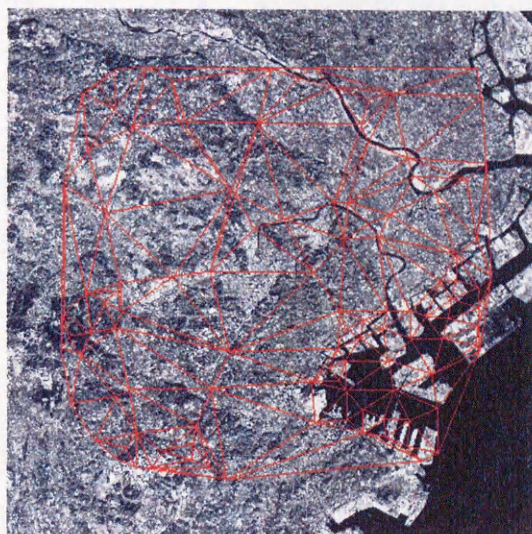


(b) Landsat / TM image (IMG2)

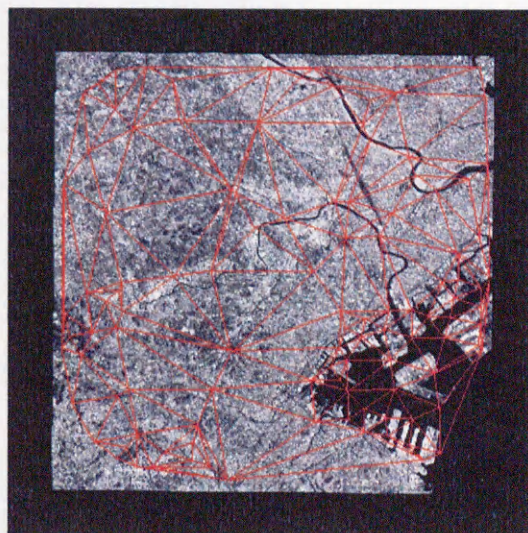


(c) Rough registration (R:IMG1, GB:IMG3)

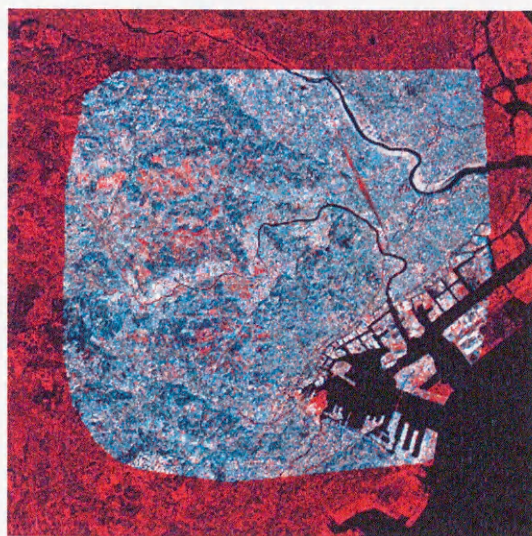
図 3.8: 原画像 (SPOT/HRV(a), Landsat/TM(b)) および粗い重ね合わせ (c)



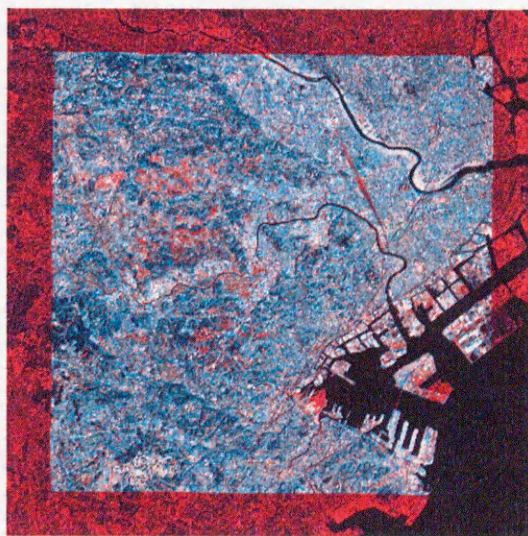
(a) Triangulation of IMG1



(b) Triangulation of IMG3



(c) Registration result by ARTSIM-II



(d) Registration result by Affine transformation

図 3.9: SPOT/HRV 画像と Landsat/TM 画像の重ね合わせ

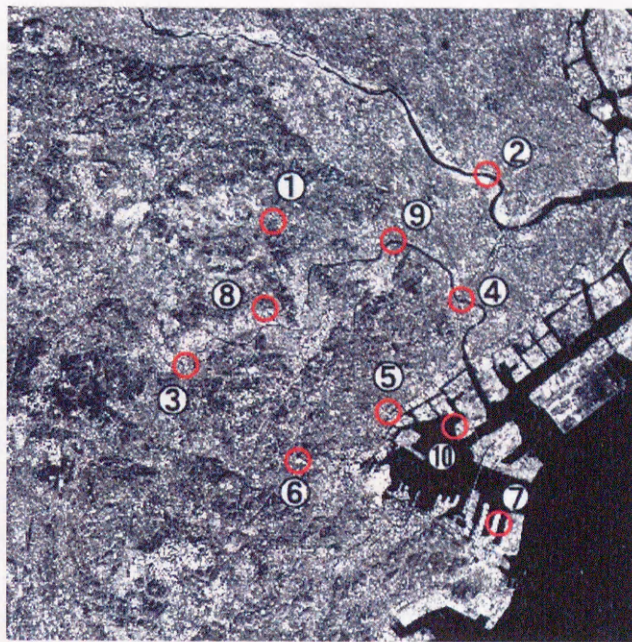
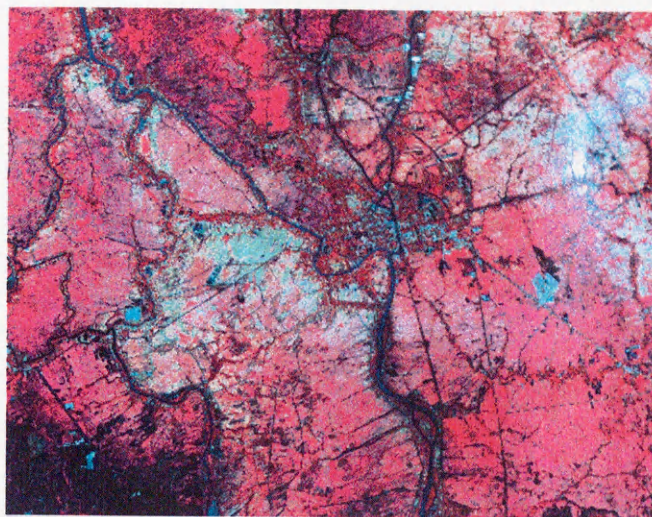


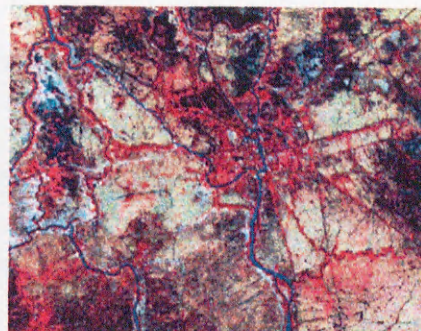
図 3.10: 精度評価のためのテストポイント (SPOT/HRV 画像)

表 3.2: テストポイント対における重ね合わせ誤差 (SPOT/HRV 画像および Landsat/TM 画像)

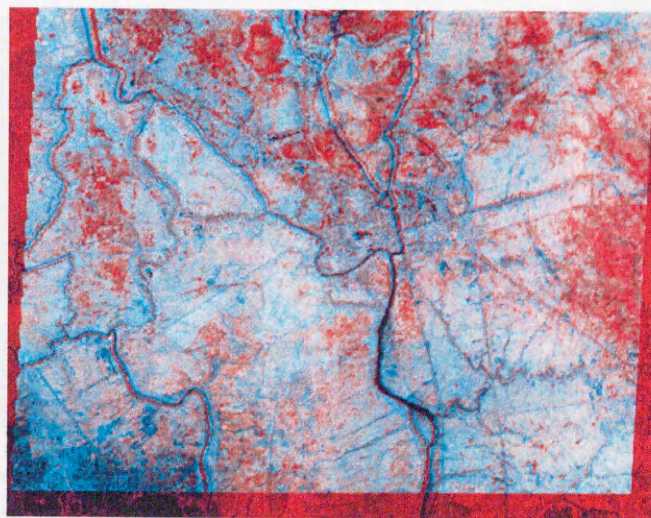
Test point	Error	
	ARTSIM-II	Affine trans.
1	(1, 0)	(1, 0)
2	(1, 0)	(1, 1)
3	(0, 0)	(0, 1)
4	(0, 0)	(1, 1)
5	(0, 0)	(1, 0)
6	(0, 0)	(0, 1)
7	(1, 1)	(0, 0)
8	(0, 1)	(0, 1)
9	(1, 0)	(0, 0)
10	(0, 1)	(1, 0)
Error	0.64	0.88



(a) Landsat / TM image (IMG1)

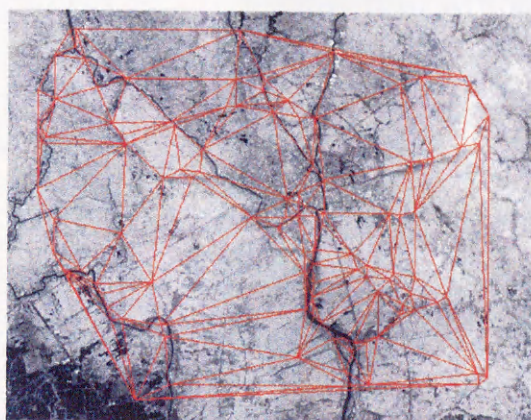


(b) Landsat / MSS image (IMG2)

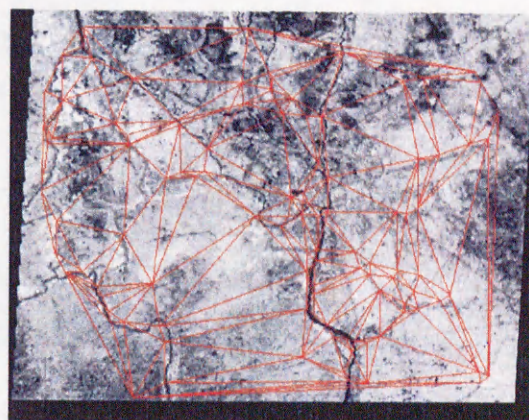


(c) Rough registration (R:IMG1, GB:IMG3)

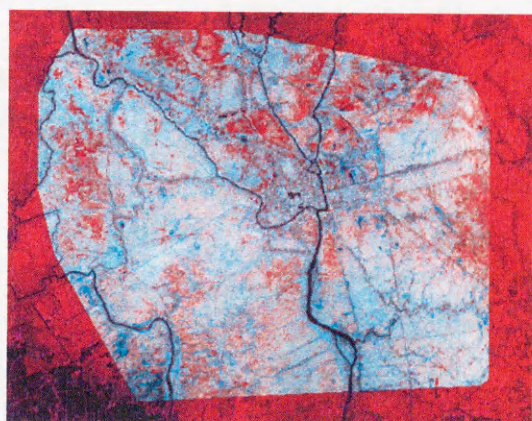
図 3.11: 原画像 (SPOT/HRV(a), Landsat/TM(b), 相対的な位置ずれ (c)) および粗い重ね合わせ



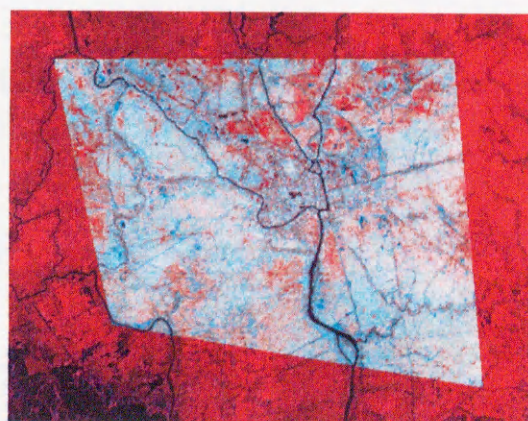
(a) Triangulation of IMG1



(b) Triangulation of IMG3



(c) Registration result by ARTSIM-II



(d) Registration result by Affine transformation

図 3.12: Landsat/TM 画像と Landsat/MSS 画像の重ね合わせ

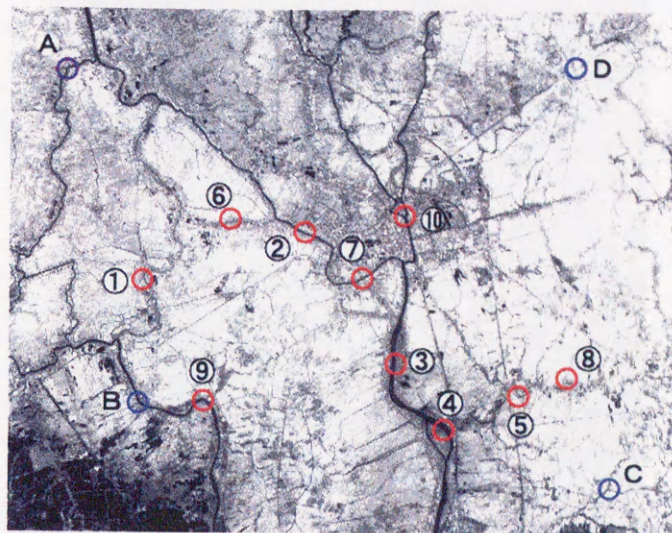


図 3.13: 精度評価のためのテストポイント (SPOT/HRV 画像)

表 3.3: テストポイント対における重ね合わせ誤差 (Landsat/TM 画像および Landsat/MSS 画像)

Test point	Error	
	ARTSIM-II	Affine trans.
1	(0, 1)	(0, 1)
2	(0, 0)	(0, 2)
3	(1, 1)	(0, 1)
4	(0, 0)	(1, 0)
5	(0, 0)	(0, 1)
6	(0, 0)	(1, 1)
7	(0, 1)	(0, 2)
8	(1, 0)	(0, 0)
9	(0, 1)	(1, 1)
10	(1, 1)	(0, 3)
RMSE	0.68	1.38

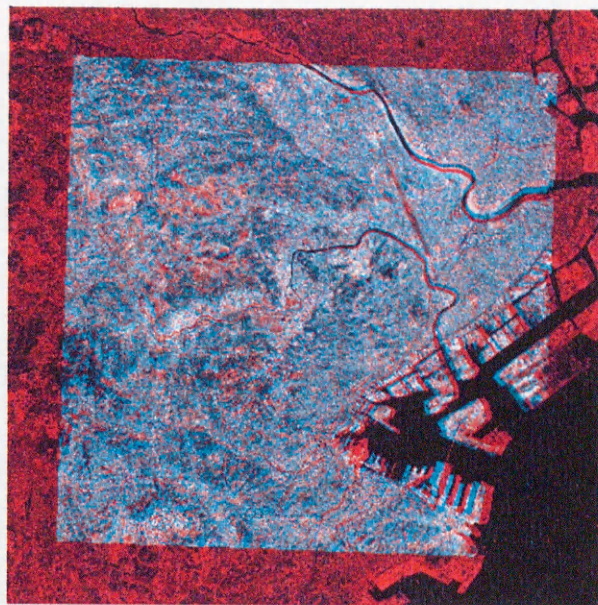


図 3.14: 誤った粗い重ね合わせ

他の組み合わせの対応点对を再度設定しなおして重ね合わせを行ってみたが、両画像で分光特性が異なっているため人手では正確な対応点对を選定することが難しく、どうしても重ね合わせの平均誤差を1画素以内に収めることができなかった。これらのことから、人手によって正確な対応点对を得ることが難しい画像対でも、本手法によれば精度の良い重ね合わせが可能であることが確認できた。

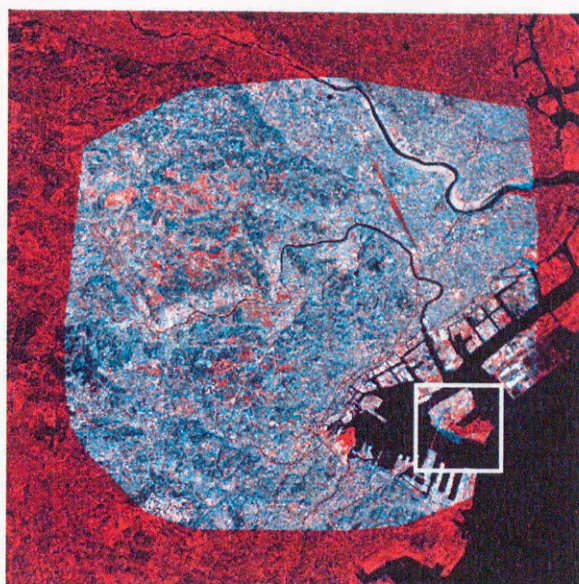
3.7.2 誤った対応点对の除去法の実画像への適用

ここでは、マルチセンサ画像の重ね合わせにおいてt検定を用いる誤った対応点对の除去法を適用し、実際に誤って生成された対応点对が除去されるかどうかの実験を行った。ここで用いたデータは図3.8 (a), (b) の SPOT/HRV 画像と Landsat/TM 画像である。

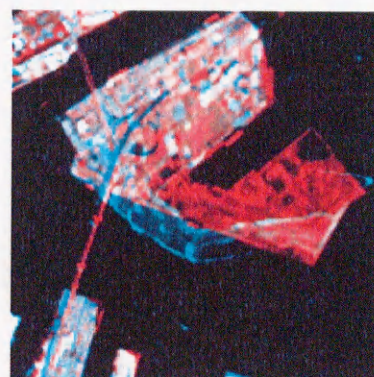
まず、両画像に対し倍率および相対的な回転・平行移動成分を補正して粗く重ね合わせた。このとき、人為的に誤った対応点对を生成させるため

空間分解能の違い（倍率）	:	1.4 倍
相対的な回転角	:	-1.8°
相対的な位置ずれ（平行移動）	:	$(\delta x, \delta y) = (1, 1)$

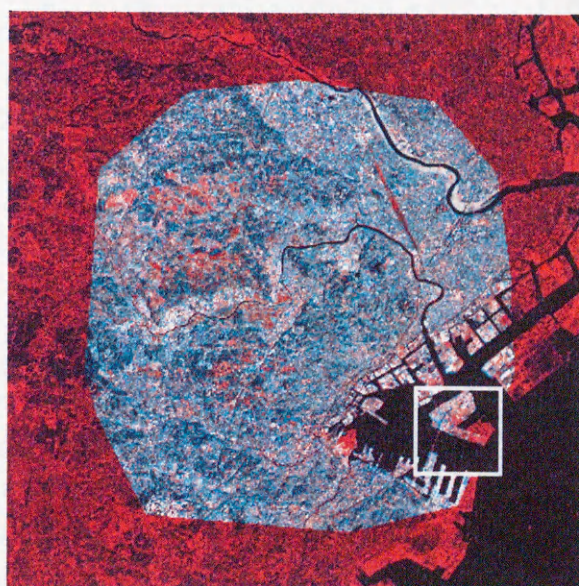
とした。粗く重ね合わせた結果を図3.14に示す。これを見ると、回転による相対的な位置ずれが著しく残っているのがわかる。これにより画像間の空間的相関が低下し、特に沿岸部および海域において誤った対応点对が生成されやすくなる。そこで、両画像に誤った対応点对の除去法（ARTSIM-II-2 とする）を適用し、前の手法（ARTSIM）との比較を行った。それぞれの手



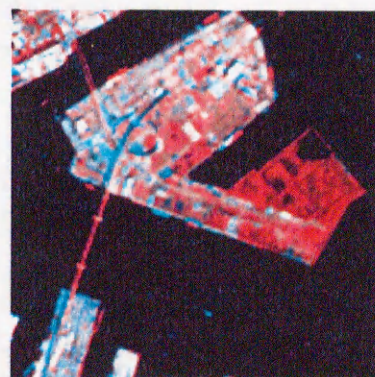
(a) By ARTSIM-II



(b) Enlarged coast area in (a)



(c) By ARTSIM-II-2



(d) Enlarged coast area in (c)

図 3.15: ARTSIM-II((a),(b)) および ARTSIM-II-2((c),(d)) による重ね合わせ結果

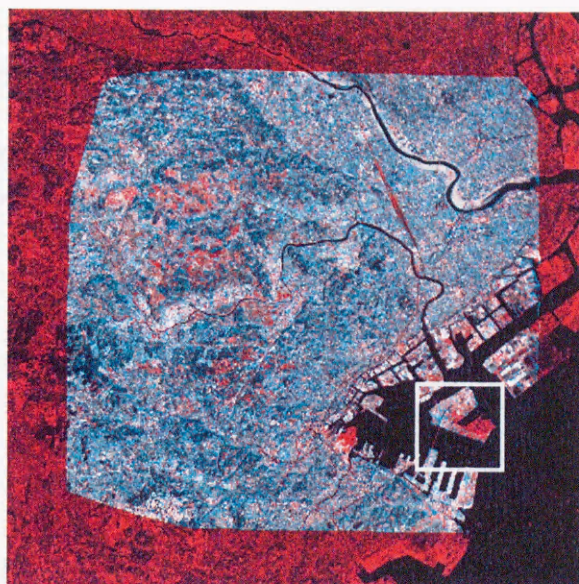
法を適用して重ね合わせた結果を図 3.15 に示す。図 3.15 (a), (b) が ARTSIM による結果、図 3.15 (c), (d) が ARTSIM-II-2 による結果である。図 3.15 (a) を見ると沿岸部で重なりの精度が悪くなっているが、図 3.15 (c) では精度良く重なっていることがわかる。このことをより詳しく見るために、沿岸部の領域（白く囲った領域）を拡大したものが図 3.15 (b), (d) である。これらを見ると本手法の方の重ね合わせ精度の良さが明瞭に確認できる。したがって、本手法によって誤った対応点对を除去できたことがわかる。これらの処理において得られた対応点对の数は、ARTSIM で 164 組、ARTSIM-II-2 で 82 組であった。また、分割された三角形領域の数は、ARTSIM で 309 領域、ARTSIM-II-2 で 149 領域であった。誤った対応点对の除去法を適用することにより得られた対応点对数が、適用する前に比べて約半数に減少している。これは、本手法が沿岸部を含む領域において誤って生成された対応点对を対象としているものの、陸域の正確な対応点对も除去してしまった結果であると考えられる。

3.7.3 改善した対応点对探索法の実画像への適用

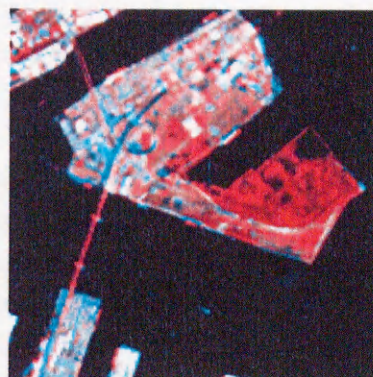
ここでは、図 3.8 (a), (b) の画像にヒストグラム形状の近さ S を指標とした対応点对探索手法（ARTSIM-II-3 とする）を適用し、沿岸部においても正確な対応点对が得られるかどうかの実験を行った。具体的には、ARTSIM-II-3 と ARTSIM とを適用したときの、それぞれの重なりの精度を比較した。

それぞれの手法を用いて対応点对を生成して画像を重ね合わせた。このとき得られた対応点对数と三角形領域数は、ARTSIM では 330 組、638 領域、ARTSIM-II-3 では 385 組、753 領域であった。これらの処理において、画像の階層構造を利用した高速対応点对探索手法は適用しなかった。両手法により重ね合わせた結果を図 3.16 に示す。これらを見ると、ARTSIM（図 3.16 (a)）では沿岸部において対応点对が誤って生成されてしまい重なりの精度が悪くなっているが、ARTSIM-II-3（図 3.16 (c)）では色ずれが見られないことから精度良く重なっていることがわかる。それぞれの重ね合わせの結果から沿岸部の領域（白く囲った領域）を拡大したものを図 3.16 (b), (d) に示す。これらを見ると、本手法の方の重ね合わせ精度の良さが明瞭に確認できる。このことから、本手法によれば沿岸部においても正確な対応点对の生成が可能であることが確認できた。

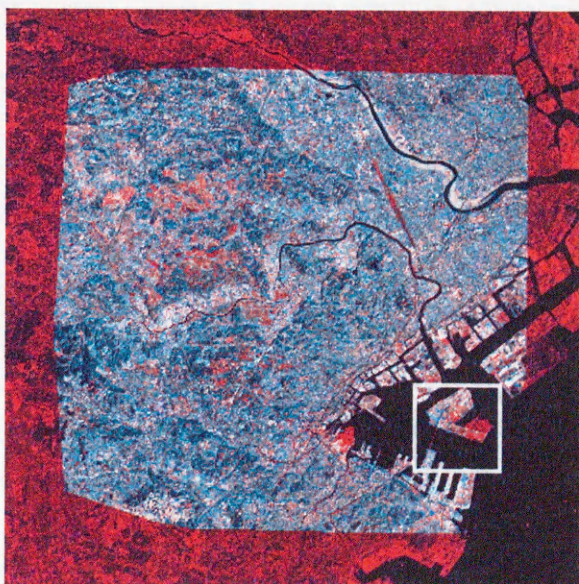
ARTSIM-II-3 と ARTSIM-II-2 との間で生成された対応点对の数を比べてみると、ARTSIM-II-3 の方が多いことがわかる。このことから、ARTSIM-II-2 では正確な対応点对がいくつか除去されてしまっていると考えられる。しかしながら、ARTSIM-II-2 でも十分な重なりの精度が得られている。したがって、沿岸部を含む画像対の重ね合わせにおいて、画像間に複雑な位置ずれが含まれている場合には ARTSIM-II-3 を、そうでない場合には ARTSIM-II-2 を適用するというような使い分けをすることができると考えられる。



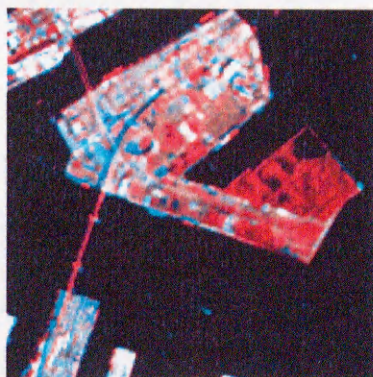
(a) By ARTSIM



(b) Enlarged coast area in (a)



(c) By ARTSIM-II-3



(d) Enlarged coast area in (c)

図 3.16: ARTSIM((a),(b)) および ARTSIM-II-3((c),(d)) による重ね合わせ結果

3.8 おわりに

前章で提案した重ね合わせ手法 ARTSIM に対して幾つかの改良を行った。まず、マルチセンサ画像間の空間分解能の違い（倍率）が自動推定できるように改良した。これにより、異なるセンサで観測された画像対を自動的に精度良く重ね合わせることが可能となった。さらに、画像の階層構造（ピラミッド構造）を利用して対応点対の探索処理を高速化した。画像の三角形領域への分割処理についても、そのアルゴリズムを改良して高速化を図った。これらにより重ね合わせの処理時間を大幅に短縮することができた。また、沿岸部などを含む画像対において誤って生成されてしまった対応点対を除去する手法を提案した。この手法では、対応点対の探索マスク内における画素濃度の散布図が相関係数を求めるのに妥当なものであるかどうかを t 検定により判別し、妥当でないと判別された場合にはそのときのマスクの中心画素を対応点として選定しないようにしている。これにより、誤った対応点対の生成を避けることができるようになった。しかし、この手法では正確な対応点対まで除去してしまうこともあったため、探索マスク内の画素濃度のヒストグラム形状の近さを指標とした新たな対応点対探索手法を提案し、沿岸部などの領域でも正確な対応点対が得られるようにした。

実際に SPOT/HRV 画像および Landsat/TM 画像に本手法を適用したところ、それらの間に含まれる倍率や回転・平行移動成分が精度良く推定・検出でき、高い精度で重ね合わせることができた。このことから、本手法の有効性が確認できた。また、沿岸部を含む実画像対に対しても高精度の重ね合わせが行えた。

今後の課題としては、分解能の違いの推定精度を向上させることが挙げられる。現在は 1.0 から 3.0 倍まで 0.1 きざみでしか推定できないが、より精密に倍率を推定できるようにしたいと考えている。また、ヒストグラム形状の近さを指標とした対応点対の探索処理の効率化も図っていきたい。

参考文献

- [1] R. N. Colwell, "Manual of Remote Sensing—Second Edition—," vol.1, American Society of Photogrammetry, 1983.
- [2] R. N. Colwell, "Manual of Remote Sensing—Second Edition—," vol.2, American Society of Photogrammetry, 1983.
- [3] 和達清夫, 土屋清, 安田嘉純他編著, "リモートセンシング," 朝倉書店, 1981.
- [4] 土屋清, "リモートセンシング概論," 朝倉書店, 1990.
- [5] M. Inamura, "Spatial Resolution Improvement of a Low Spatial Resolution Image using Spatial Component Extracted from High Spatial Resolution Images," Proc. IGARSS'93, vol.4, pp.2105-2107, 1993.
- [6] 山本貴弘, 花泉弘, "衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法の改良," 計測自動制御学会論文集, vol.36, no.12, 2000.
- [7] 花泉弘, 飯田恵美子, "空間的な相関を用いる衛星リモートセンシング画像間の自動重ね合わせ手法," 電気学会計測研究会資料, IM-92-15, pp.45-52, 1992.
- [8] 花泉弘, 山本貴弘, 藤村貞夫, "衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法," 計測自動制御学会論文集, vol.33, no.2, pp.81-86, 1997.
- [9] 尾上守夫, 曾根光男, "ピラミッド構造の階層間の幾何学的対応に基づいた画像の高速重ね合わせ手法," 電子情報通信学会論文誌 (D), vol.J70-D, no.1, 139-147, 1987.
- [10] 曾根光男, 寺田聡, 坂内正夫, "特徴量空間とピラミッド構造とを用いた画像の高速重ね合わせ手法," 電子情報通信学会論文誌 (D), vol.J71-D, no.1, 102-109, 1988.
- [11] 高木幹雄, 下田陽久監修, "画像解析ハンドブック," 東京大学出版会, 1991.
- [12] 花泉弘, 山本貴弘, "地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 (3) —誤った GCP 対の除去—," 第 19 回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.93-96, 1993.

- [13] 山本貴弘, 花泉弘, “地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 (4) —対応点探索法の改善—,” 第 20 回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.79-82, 1993.
- [14] 久米均, “統計解析への出発,” 岩波書店, 1989.
- [15] 久米均, 飯塚悦功, “回帰分析,” 岩波書店, 1992.
- [16] 竹内啓他編集, “統計学辞典,” 東洋経済新報社, 1989.
- [17] 山岸健太郎, 藤村貞夫, 豊田弘道, 稲村実, “スムーズ検定に基づく多重分光画像の分類,” 計測自動制御学会論文集, vol.20, no.1, pp.49-55, 1984.
- [18] 長尾真, “パターン情報処理,” コロナ社, 1983.

Chapter 4

局所的な位置ずれに適応的な対応点対生成手法 ARTOFL

4.1 はじめに

対応点対を用いた画像の重ね合わせ手法において、高精度の重ね合わせを達成するために必要な対応点対の個数や位置は、画像に含まれる相対的な幾何学的な位置ずれに関して一意に定まる。地形の起伏が激しい場所を観測した画像やステレオペアで観測した画像のように、位置ずれの大きさが局所的に大きく異なっているような画像を精度良く重ね合わせるためには、位置ずれが大きいところには対応点対を多く必要とするし、そうでないところは少ない対応点対でもよい。しかしながら、これまでに述べてきた ARTSIM では面積相関法 [1]–[4] に基づく対応点対探索を行っていることから、画像間で局所的に空間構造の相関が高いところに対応点対を生成するので、それらの対応点対の位置や個数は画像の性質に依存していた。そのため、位置ずれの変化が大きいところでは空間的相関が低下し、十分な数の対応点対が取れないことがあった。一方で、位置ずれの変化が小さい場所では、対応点対が必要以上に選定されることがあり、結果的に処理効率が悪くなるなどの問題があった。

ここでは、位置ずれの大きさに応じて対応点対が生成されるように ARTSIM を改良した手法 ARTOFL (Automated Registration Technique using Optical FLOW) を提案する [5]。この手法は、位置ずれが最大となる位置に対応点対を選定していくことで、位置ずれに対して最適な配置・個数の対応点対を効率良く求めることができるものである。なお、位置ずれの大きさについては、2枚の画像を動画画像の一部と考えてオプティカルフロー（以下、フローとする）を算出し、そのベクトルの長さによって計測している。

フロー検出については、すでに多くの研究が報告されており [6]–[8]、精密なフローを求めて対象物の動きを精度良くとらえることが可能となっている。これらの手法はカメラによって撮影条件を整えて取得した画像に対して適用しているものである。しかしながら、ここで取り扱うリモートセンシング画像には衛星の姿勢や位置の変動に起因する複雑な位置ずれ（射影変換などの単純な変換では補正しきれない位置ずれ）が含まれている。さらに、衛星軌道は赤道以外では平行にならないため、ステレオペア画像においてもエピポーララインが直線にならない。また、観測時刻が異なれば太陽高度が変化するので画素濃度が画像間で異なっている上に、時間変化領域も含まれている。このようなことから、リモートセンシング画像間ではベクトルの

方向までを含めた精密なフローを求めるのは困難であった。そこで本手法では、フローを局所的な位置ずれの大きさを評価するためのツールとして考え、それをそのベクトルの長さと位置ずれの大きさとの順序関係が保存されるように求めることにした。このことを踏まえて、本章ではむしろ大きなサイズの画像をいかに正確にしかも効率良く重ね合わせていくのかを議論する。具体的には、画像の正規化手法、処理の階層化の導入、時間変化領域の検出による誤動作の防止などについて述べる。

また本章では、ARTOFLを応用したサブピクセル精度の対応点対の自動生成手法も提案する[9]。これにより、サブピクセル精度の重ね合わせが可能となった。

4.2 オプティカルフローの検出法

本手法では、画像のフローの検出方法として勾配法[10], [11]を適用している。この方法では、画像中の座標 (x, y) にある対象物が時刻 δt の間にその濃度分布を一定に保ったまま $(x + \delta x, y + \delta y)$ に移動すると考え、そのときの濃度勾配からフローを導出している。すなわち、

$$g(x, y, t) = g(x + \delta x, y + \delta y, t + \delta t) \quad (4.1)$$

としたとき、この式をテイラー展開して、高次の項を無視すると

$$\frac{\partial g}{\partial x} \delta x + \frac{\partial g}{\partial y} \delta y + \frac{\partial g}{\partial t} \delta t = 0 \quad (4.2)$$

が得られる。式(4.2)について両辺を δt で割り、さらに $\delta t \rightarrow 0$ とするとフローの拘束方程式

$$\frac{\partial g}{\partial x} v_x + \frac{\partial g}{\partial y} v_y + \frac{\partial g}{\partial t} = 0 \quad (4.3)$$

を得る。ここで、 $v_x = dx/dt$, $v_y = dy/dt$ である。式(4.3)を $V = [v_x, v_y]^t$ について解くことにより、一つの画素に対して一つのフローベクトルが求められる。しかし、このままでは未知数が2つであるのに対して式が1本しかないのでフローベクトルの各成分を求めることができない。そこで、この式に「フローは空間的に滑らかである」という制約条件を加えて評価関数を作り、それを最小化することによりフローベクトルの2成分を算出する。この最小化問題を解くためには、一般的に Gauss-Sidel 法を用いてフローベクトルの各成分を求めるための反復式を導出し、それを利用して画像全体に渡って反復計算を行わなければならない。しかしながら、この方法では局所領域のフローを求める場合でも画像全体のフローを求めなければならず非常に多くの処理時間がかかってしまう。そこで本手法では、フロー検出のもう一つの考え方である空間的局所最適化[10]に基づく手法を適用する。これは、式(4.3)に対して「フローは局所的な空間では同一である」という制約条件を加え、 p バンドの画像における局所領域の n 画素からなる $m (= n \times p)$ 本の拘束方程式

$$\begin{bmatrix} g_{x1} & g_{y1} \\ g_{x2} & g_{y2} \\ \vdots & \vdots \\ g_{xm} & g_{ym} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} -g_{t1} \\ -g_{t2} \\ \vdots \\ -g_{tm} \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

-1/6	0	+1/6	-1/6	-1/6	-1/6	-1/8	-1/8	-1/8	+1/8	+1/8	+1/8
-1/6	0	+1/6	0	0	0	-1/8	0	-1/8	+1/8	0	+1/8
-1/6	0	+1/6	-1/6	-1/6	-1/6	-1/8	-1/8	-1/8	+1/8	+1/8	+1/8
(a) g_x (time t)			(b) g_y (time t)			(c) g_t (time t and $t+1$)					

図 4.1: 空間微分マスク (a), (b) と時間微分マスク (c)

を最小二乗法によって解くことにより局所的にフローを求める方法である。このとき, $g_x = \partial g / \partial x$, $g_y = \partial g / \partial y$, $g_t = \partial g / \partial t$ とした。この式を $GV = T$ と書くと, 式 (4.4) から

$$\begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix} = V = (G^t G)^{-1} G^t T \quad (4.5)$$

と書ける。この手法によれば, 画像全体にわたる反復計算を必要とせず, フローを求める必要のない領域での計算を行わずに済む。したがって, フローの検出が局所的に効率良く行える。ここで, g_x , g_y , g_t は図 4.1 に示す微分マスクを画像上に走査することにより近似した。すなわち, 座標 (i, j) における g_x , g_y , g_t はそれぞれ

$$g_x(i, j) = \frac{1}{6} \{ g(i-1, j+1, t) + g(i, j+1, t) + g(i+1, j+1, t) - g(i-1, j-1, t) - g(i, j-1, t) - g(i+1, j-1, t) \} \quad (4.6)$$

$$g_y(i, j) = \frac{1}{6} \{ g(i+1, j-1, t) + g(i+1, j, t) + g(i+1, j+1, t) - g(i-1, j-1, t) - g(i-1, j, t) - g(i-1, j+1, t) \} \quad (4.7)$$

$$\begin{aligned} g_t(i, j) = & \frac{1}{8} \{ g(i-1, j-1, t+1) + g(i-1, j, t+1) + g(i-1, j+1, t+1) \\ & + g(i, j-1, t+1) + g(i, j, t+1) + g(i, j+1, t+1) \\ & + g(i+1, j-1, t+1) + g(i+1, j, t+1) + g(i+1, j+1, t+1) \} \\ & - \frac{1}{8} \{ g(i-1, j-1, t) + g(i-1, j, t) + g(i-1, j+1, t) \\ & + g(i, j-1, t) + g(i, j, t) + g(i, j+1, t) \\ & + g(i+1, j-1, t) + g(i+1, j, t) + g(i+1, j+1, t) \} \end{aligned} \quad (4.8)$$

として算出している。

4.3 オプティカルフローによる画像の重ね合わせ

4.3.1 オプティカルフローを指標とした対応点対の生成

前節で述べた方法により画像上のフローベクトルの長さを求め、それが最大となる位置に対応点対を生成する。本手法では、フローはあくまで対応点対を生成する位置を決定するための指標として用いることにする。実際の対応点対の生成処理では、フローが最大となる位置に ARTSIM の対応点対探索処理 (2.2.2 項参照) を施している。すなわち、ARTSIM では基準画像上のコーナー点を対応点の候補としていたが、本手法ではフローが最大となる位置を候補点とするのである。この探索処理により新たに生成された対応点対を用いて画像を重ね合わせる。このときの重ね合わせでは、それまで得られた対応点対を用いて画像を三角形の小領域に分割し、対応する三角形毎のアフィン変換を施している (2.2.3, 2.2.4 項, 3.4 節を参照)。これにより重ね合わされた画像間で、再度フロー検出を行う。このとき、生成された対応点対の周囲ではフローが小さくなるので、まだ位置ずれが残っている別の場所にフローの最大値が検出されるはずである。そこで、再度対応点対探索を行う。これらの処理を、フローの最大値が閾値以下になるまで繰り返していく。この繰り返し処理により、重ね合わせの精度を保證することが可能となる。

この生成処理において、画像に周期的な構造や時間変化が含まれている場合には誤った対応点対が生成されてしまうことがある。このとき、その対応点付近の領域における位置ずれが補正できないため、フローの大きさが閾値以下にならず無駄な繰り返し処理を行うことになってしまう。そこで実際の処理では、新たな対応点対を生成した後のフローの最大値が、生成する前のそれよりも大きいときには、その対応点対を破棄している。さらに、新たに生成された対応点対を用いて三角形分割を更新する前後で、その対応点を含む三角形領域間の画素濃度値の相関が低くなった場合も破棄している。そして、その場所以外のところでフローが最大となる位置に新たな候補点を設定し、改めて対応点対探索処理を施している。以上の処理により、画像に周期的な構造や時間変化が含まれる場合でも、正確な対応点対を得ることが可能となる。

4.3.2 適応的デローネイ三角形分割手法の適用

本手法では、新しい対応点対が生成される度に画像を重ねなおし、改めてフローの検出を行っている。このとき、重ねなおした後の残りの位置ずれの大きさを表すフローをできるだけ正確に検出するためには、重ねなおす前よりもさらに高精度に画像を重ね合わせる必要がある。重ね合わせでは、前項で述べたように、画像を三角形領域に分割した後、三角形毎のアフィン変換を施している。この手続きは、局所的な位置ずれの大きさ (すなわち画像間の座標変換関数) を 3 次元の曲面に見立て、これを三角形の網目で近似することに相当する (2.2.3 項参照)。このときの三角形領域はできるだけ正三角形に近い方がよい [12], [13]。また、対応点対が得られる度に改めて画像全体を三角形領域に分割し直すのは処理効率が悪い。そこでここでは、デローネイ対角変形 [12], [13] と呼ばれる処理を再帰的に利用することにより、新しい対応点対が得られても局所的な分割処理 (変形処理) を施すだけで適応的にボロノイ・デローネイ分割が得られるアルゴリズムを提案する [18]。

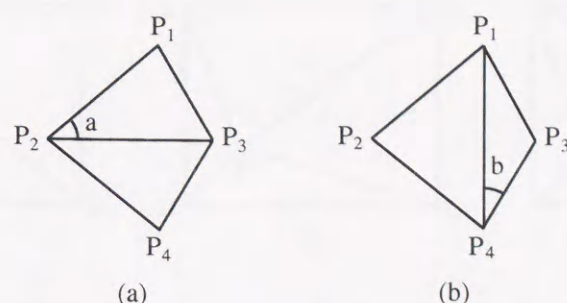


図 4.2: デローネイ対角変形

ここです，デローネイ対角変形について説明する．ある矩形領域内の点 $P_1, \dots, P_n$ を頂点とする任意の三角形分割を考える．この三角形分割に含まれ，一つの辺を共有する2組の三角形 $\triangle P_i P_j P_k$ と $\triangle P_l P_j P_k$ に着目する．四角形 $P_i P_j P_k P_l$ が凸四角形であり，かつ，それぞれの三角形の内角の最小値がもう一つの三角形分割 $\triangle P_i P_j P_l$ と $\triangle P_i P_k P_l$ の内角の最小値よりも小さいとする．このとき，四角形を $\triangle P_i P_j P_l$ と $\triangle P_i P_k P_l$ とに分割し直す．この手続きをデローネイ対角変形という．これを，三角形分割に含まれるすべての三角形に対して適用することで最小角最大原理 [12]–[17] を満たす分割，すなわちボロノイ・デローネイ分割が得られるのである．ここで提案する手法では，このデローネイ対角変形を単純な辺の置き換え規則に変換することによって適応的な分割処理を実現している．3.4 節でも適応的に三角形分割を更新できるアルゴリズムを提案したが，ここで提案する分割アルゴリズムによれば完全なボロノイ・デローネイ分割が得られるので，局所的に大きさが異なる位置ずれを1次関数によって最も良く近似できる三角形分割網を得ることが可能となる．

以下に分割アルゴリズムを示す．

[STEP 1] まず，画像の4隅の点を初期対応点とし，これらの点を用いて画像を二つの三角形領域に分割しておく（図 4.3 (a)）．

[STEP 2] 次に生成された対応点を1点だけ与え (P_1)，その対応点を含む三角形を特定する ($\triangle ABC$)．その特定方法については，たとえば $\triangle ABC$ の中に点 D が存在すれば $\vec{AD}$ と $\vec{AB}$ ， $\vec{BD}$ と $\vec{BC}$ ， $\vec{CD}$ と $\vec{CA}$ の外積値がすべて同符号となることを利用している．特定した三角形を，その頂点と対応点とで三つの三角形 ($\triangle ABP_1$ ， $\triangle BCP_1$ ， $\triangle ACP_1$) に分割する（図 4.3 (b)）．

[STEP 3] 分割前の三角形の3辺それぞれを対角線とする凸四角形のうち存在するものに対して最小角最大原理を満たすように三角形分割（デローネイ対角変形）を行う．

図 4.3 (b) の例では，四角形 AP_1CD は当初対角線 AC （破線）によって $\triangle AP_1C$ と $\triangle ACD$ とに分割されている．しかし，両三角形の6個の角のうちの最小角 $\angle ACP_1$ は，他方の対角線 DP_1 （実線）によって $\triangle AP_1D$ と $\triangle CP_1D$ に分割されたときの最小角 $\angle ADP_1$ よりも小さい．そのため，四角形 AP_1CD は $\triangle AP_1D$ と $\triangle CP_1D$ とに再分割される．再分割された三角形について，それと隣り合う三角形とで構成される凸四角形に注目して最小角最大原理を満たしてい

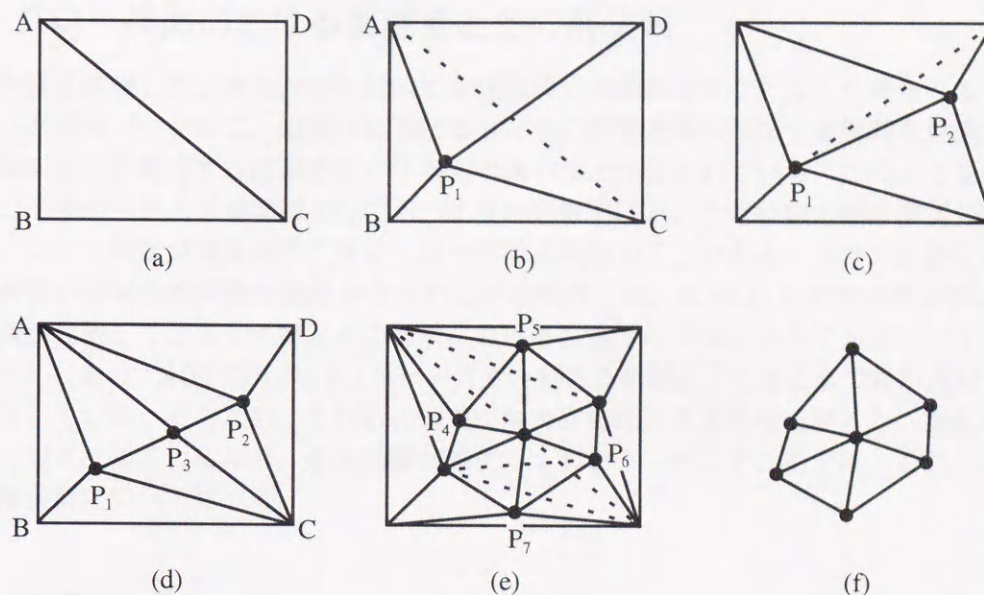


図 4.3: 適応的でローネイ三角形分割法のアルゴリズム

るかかどうかを調べる。この処理をデローネイ対角変形が起こらなくなるまで再帰的に繰り返していく。

[STEP 4] 対応点が三角形の辺の上に与えられた場合には、その辺を共有する二つの三角形をそれぞれ二つの三角形に分割する。対応点が辺の上にあるかどうかの判定では、辺の上に対応点があれば STEP 2 で述べた三角形の特定における外積値が 0 となりかつ内分比が 0~1 の値を取ることに基いて判定する。分割前の二つの三角形で構成される四角形の 4 辺を対角線とする凸四角形に着目して STEP 3 と同様の処理を行う。

図 4.3 (d) の例では、辺 P_1P_2 上に点 P_3 が与えられたので $\triangle AP_1P_2$ と $\triangle CP_1P_2$ はそれぞれ $\triangle AP_1P_3$ と $\triangle AP_3P_2$, $\triangle CP_1P_3$ と $\triangle CP_3P_2$ に分割される。

[STEP 5] すべての対応点について、STEP 2 から STEP 4 の処理を繰り返していく (図 4.3 (e))。

[STEP 6] 最後に、最初に設けた四つの点に接続する線分をすべて消去する。このとき分割境界の外枠が凸多角形を形成していない場合には、凹部分に三角形領域を付加して分割処理を終了する (図 4.3 (f))。

ここで示した分割アルゴリズムでは、与えられた点毎にデローネイ対角変形の再帰処理を行っているので、ポロノイ分割を介さずに適応的にデローネイ三角形分割が求められる。そのため、処理時間はポロノイ・デローネイ分割手法に比べて大幅に短縮され、また対応点がどのような順番で与えられても同じ分割結果を得ることができる。

4.4 フロー検出における問題点とその解決策

人工衛星に搭載した分光センサを用いて地球表面上を観測することにより得られるリモートセンシング画像データには、観測時におけるセンサの姿勢変動に起因する複雑な位置ずれや太陽光照射の変化に起因する画素濃度の平均値の違いなどが含まれている。このような画像に前節のフロー検出法をそのまま適用しても、「2枚の画像間において対象物の画素濃度分布は同一である」という仮定が成立せず正確なフローが得られないことがある。また、画像に画素濃度の変化がない領域や時間変化領域が含まれている場合には、式(4.3)の拘束条件が成立せずフローの値が発散してしまうので、その場所における位置ずれが補正されてもフローは大きいままとなってしまう。ARTOFLではフローの大きさがある閾値以下になるまで対応点対生成処理を繰り返している。そのため、これらの問題が解決されないまま処理を施すと、無駄な生成処理が繰り返されることになり、処理効率が悪化してしまう。そこでここでは、これらの問題に対する解決策について述べる。

4.4.1 画像の正規化

フローを求める（重ね合わせる）2枚の画像の間に含まれる観測条件の差異（太陽光照射の違い、センサの種類の違いなど）に起因する画素の平均濃度やコントラスト、または観測波長やバンド数の違いを正規化する。具体的には、重ね合わせの基準となる画像（IMG1）をもう一方の画像（IMG2）から重回帰モデル

$$\begin{cases} a_{10} + a_{11}g_{1k}^2 + a_{12}g_{2k}^2 + \dots + a_{1q}g_{qk}^2 = g_{1k}^1 \\ a_{20} + a_{21}g_{1k}^2 + a_{22}g_{2k}^2 + \dots + a_{2q}g_{qk}^2 = g_{2k}^1 \\ \vdots \\ a_{p0} + a_{p1}g_{1k}^2 + a_{p2}g_{2k}^2 + \dots + a_{pq}g_{qk}^2 = g_{pk}^1 \end{cases} \quad (4.9)$$

を用いて予測することにより観測条件の違いを正規化する。式(4.9)において、 g_{jk}^i はIMG1($i=1$)およびIMG2($i=2$)における j バンドの k 番目の画素濃度値を表す。画像の n 画素の局所領域にこの重回帰モデルを当てはめると

$$G_2 A = G_1 \quad (4.10)$$

が得られる。ここで、

$$G_1 = \begin{bmatrix} g_{11}^1 & g_{21}^1 & \dots & g_{p1}^1 \\ g_{12}^1 & g_{22}^1 & \dots & g_{p2}^1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ g_{1n}^1 & g_{2n}^1 & \dots & g_{pn}^1 \end{bmatrix} \quad (4.11)$$

$$G_2 = \begin{bmatrix} 1 & g_{11}^2 & g_{21}^2 & \dots & g_{q1}^2 \\ 1 & g_{12}^2 & g_{22}^2 & \dots & g_{q2}^2 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & g_{1n}^2 & g_{2n}^2 & \dots & g_{qn}^2 \end{bmatrix} \quad (4.12)$$

$$A = \begin{bmatrix} a_{10} & a_{20} & \cdots & a_{p0} \\ a_{11} & a_{21} & \cdots & a_{p1} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{1q} & a_{2q} & \cdots & a_{pq} \end{bmatrix} \quad (4.13)$$

である。これらより、係数マトリクス A は

$$\hat{A} = (G_2^t G_2)^{-1} G_2^t G_1 \quad (4.14)$$

として求められる。よって、 G_2 (IMG2) から G_1 (IMG1) の予測画像 $\hat{G}_1 (= G_2 \hat{A})$ が得られる。本手法では、 G_1 と $\hat{G}_1$ との間でフローを検出している。この重回帰モデルを用いることにより、画像データ間の空間的な相関を見かけ上高くすることができ、さらに画像データに含まれる画素値（分光濃度値）に対する雑音成分の影響を抑えながら正規化を行うことができる。

4.4.2 フロー検出処理の階層化

フローを求める際、重ね合わせる画像間に含まれる位置ずれが非常に大きいと、式 (4.3) における時間微分値 $\partial g / \partial t (= g_t)$ が正しく求められず正確なフローが得られない。リモートセンシング画像には複雑な位置ずれが含まれているので、このことは頻繁に起こることが予想される。また、起伏変化の激しい場所を観測した画像やステレオペア画像の場合には、この時間微分値を求めることがさらに難しくなる。この問題を解決して処理の効率化を図るために、前章の 3.3 で述べた画像の階層構造（図 3.2 参照）を利用して処理を階層化する [8], [19]。すなわち、重ね合わせる 2 枚の原画像を最下層とし、隣り合う 4 画素の濃度平均値を一つ上の層の 1 画素とする圧縮画像をそれぞれ作成する。この処理により、それらの間に含まれる位置ずれは元の $1/2$ となる。これを位置ずれの大きさが十分小さくなるまで繰り返し、画像の階層化構造を得る。この階層構造における上層の画像では、局所的な位置ずれが低減されることから、正確なフローが得られやすくなる。

また、対応点対の生成処理を最上層から始め、上層で得られた対応点対を下層に反映させながら処理を進めていけば、重ね合わせ処理全体の効率化を図ることができる。さらに、各層における重ね合わせの精度を保証するために、生成処理の際に用いる閾値（フローの最大値）をあらかじめ各階層毎に与えておく。処理の対象となっている層においてフローの最大値がそこでの閾値を下回ったときに一つ下の層へ移行する。このように、上層から下層に向かって各層で重ね合わせの精度を保証しつつ位置ずれの補正処理を進めていくので、下層の画像間においても正確なフローが得られやすくなり、処理効率の向上も図れる。

上層で生成された対応点対を下層に反映する際には、上層の各対応点対に対応する下層のそれぞれ 4 つの点について面積相関法を適用する。すなわち、それら 4 点に対してそれぞれを中心とするマスクを設定し、画像間でマスク内の画素濃度値に対する相関演算を行う。16 (= 4 × 4) 通りの組み合わせのうち相関係数が最大となるものを下層での対応点対とする。

4.4.3 画素濃度の変化がない領域の検出と除去

フローを求めようとしている画素の近傍領域において画素濃度の変化がないような場合には、空間微分値 $(g_x, g_y) = (\partial g / \partial x, \partial g / \partial y)$ が 0 に近い値になる。そのため式 (4.3) の $(G^t G)$ でランク落ちが生じて逆行列を求めることができず、異常なフローが得られてしまう。そこで、 $(G^t G)$ の固有値を利用してランク落ちを検出し、 $(G^t G)$ の逆行列が求められるかどうかを判定する。具体的には、 $(G^t G)$ の固有値の最大値 $\lambda_{\max}$ と最小値 $\lambda_{\min}$ の比 $\lambda_{\max} / \lambda_{\min}$ を求め、それがある閾値以上である場合にはランク落ちしていると判定している。このとき、 $(G^t G)$ の逆行列を求めることはできないとして、注目している画素のフローは検出しないこととする。実際の処理では $\lambda_{\max} / \lambda_{\min}$ が実験的に得た閾値 5.0 以上のときランク落ちしているとしてフローの大きさを 0 としている。

4.4.4 時間変化領域の検出と除去

リモートセンシング画像間に時間変化領域が含まれる場合（物理的な変化や雲の存在）には、対象物の濃度分布が画像間で一定であるという仮定が崩れ、位置ずれを反映しない異常なフローの値が得られてしまう。そこで、時間変化領域ではフローベクトル $V = [v_x, v_y]^t$ の連続性が保たれていないことに着目し、フローベクトルのダイバージェンス

$$\text{div} V = \frac{\partial v_x}{\partial x} + \frac{\partial v_y}{\partial y} \quad (4.15)$$

を用いて時間変化領域を検出する。時間変化領域がない領域、すなわちフローの連続性が保たれている領域では式 (4.15) は 0 となる。しかしながら、実際には画像毎に観測条件が異なることから、画像に含まれる雑音成分などの影響により式 (4.15) が 0 になることはほとんどない。そこでここでは、フローベクトルのダイバージェンスの絶対値が閾値より大きくなる領域は時間変化領域であると判断し、そこでのフローの算出は行わないことにしている。実際の処理では、画像全体でのダイバージェンスの絶対値のヒストグラムを作成し、その分散の 2.5 倍 (2.5σ) 以上の値となるところではフローの算出を行わないとしている。このとき、閾値 2.5σ は実験的に得たものである。また、微分値 $(\partial v_x / \partial x, \partial v_y / \partial y)$ は図 4.1(a) および (b) の x, y 方向の微分マスクを用いて計算している。

4.5 処理手順

以下に、本手法の処理手順をまとめる。

- (1) 画像の 4 隅に初期対応点対を設ける。それらを用いてアフィン変換を施して両画像を大まかに重ね合わせる。
- (2) (1) で残った位置ずれが図 4.1 の微分マスクの大きさと同程度になるまで (1~3 画素程度) 画像を圧縮し、画像の階層構造を作成する。最上層から処理を始める。

- (3) 得られている対応点対を頂点とする三角形領域に両画像を分割する（三角形分割網を更新する）．三角形毎のアフィン変換を施して両画像を重ね合わせる．
- (4) 重ねた両画像間に対して式 (4.9) を用いて画像の正規化を行い，フローを検出する．
- (5) 検出したフローの長さが最大となる位置を求める．その位置を候補点とし，その対応点対を面積相関法に基づく対応点探索処理（2.2.2 項参照）によって生成する．
- (6) 生成した対応点対とそれまでに得られた対応点対を用いて三角形分割網を更新し（4.3.2 項参照），両画像を重ね合わせる．再度，画像の正規化を行い，フローを検出してその最大値を求める．それが（5）で求めた最大値よりも大きい場合には生成した対応点対を破棄し，その点以外の場所でもフローが最大となると場所を見つけて新たに対応点対を生成し，（7）に進む．小さい場合はそのまま（7）に進む．
- (7) フローの長さの最大値が現在の層に設定されている閾値よりも小さい場合には1つ下の層へ処理を移行し，（8）に進む．閾値よりも大きい場合には（3）に戻る．
- (8) 現在の層が最下層でなければ（3）から（7）を繰り返す．最下層でのフローの長さの最大値が閾値より小さくなったとき，両画像が重なったとして処理を終了する．

4.6 サブピクセル精度の重ね合わせのための対応点対自動生成手法

これまで述べてきた重ね合わせ手法では，対応点対を面積相関法に基づくマスク処理によって探索している．しかし，マスクはピクセル単位で走査しているため，対応点対はピクセル精度でしか求めることができない．より高精度な重ね合わせを実現するためには，サブピクセル精度で対応点対を得ることが望ましい．

そこでここでは，これまでに提案してきた重ね合わせ手法 ARTOFL を改良して，サブピクセル精度の重ね合わせを効率良く行う手法を提案する [9]．具体的には，ARTOFL における対応点対の生成処理にフーリエ変換を応用し，サブピクセル精度の対応点対が選定されるように改良している．まず，フーリエ位相相関法 [21], [22], [23] を応用して，ピクセル単位で精度良く対応点対を選定する．次に，選定した点を中心とする局所領域をフーリエ変換を応用して拡大し，その上で相互相関を取ることでサブピクセル単位の対応点対を効率良く得る [20]．以下に，それらの改良点について述べる．

4.6.1 サブピクセル精度の対応点対の生成

ここで提案するサブピクセル精度の対応点対生成手法の基本的な原理は，重ね合わせる両画像を拡大し，その上でこれまでの対応点対探索処理を施すというものである．具体的には，予めピクセル精度で得られた対応点対を中心とする $l \times l$ 画素の領域をそれぞれの画像から抜き出し，それらを16倍に拡大したもの間で相互相関関数を求め，その最大値の位置から高精度に対応点対を生成する．この処理により，理論上 $1/16$ 画素の精度で対応点対を生成することができる．しかしながら，この拡大処理に伴う3次補間法などを用いた内挿処理を対応点対を探索する度に行っていたのでは，処理全体の効率が非常に悪くなってしまう．そこで実際の処理では，

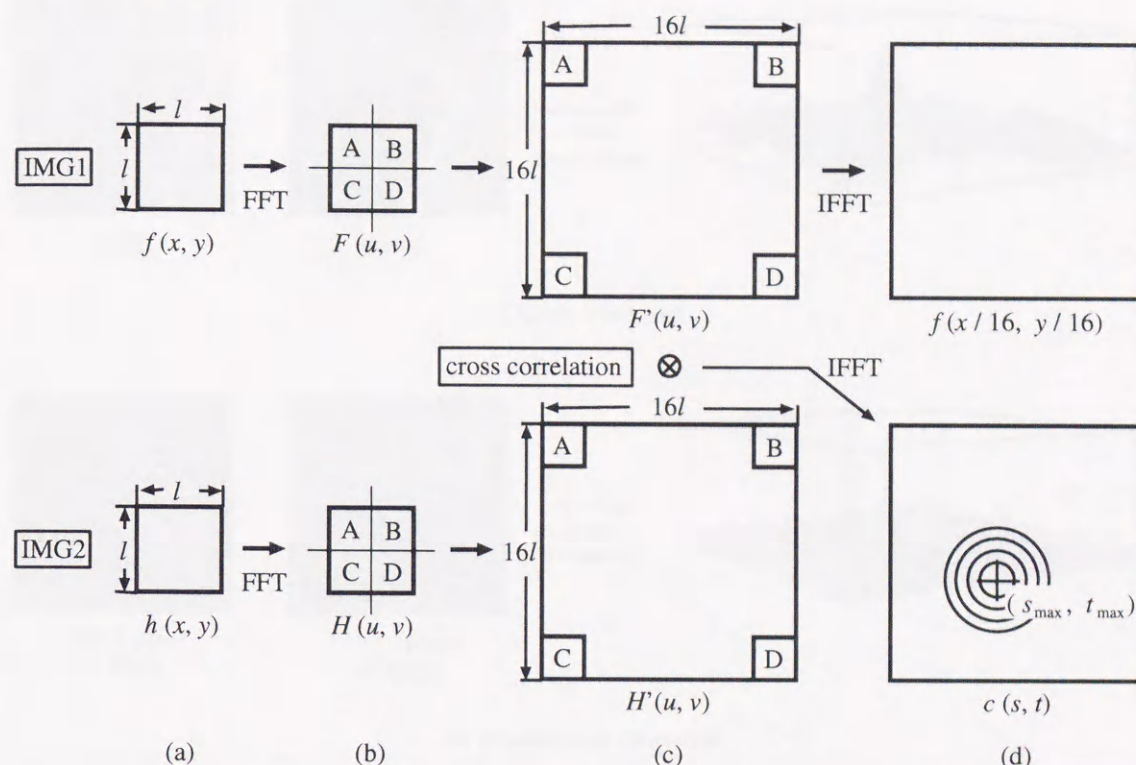


図 4.4: サブピクセル精度の対応点対生成: (a) 画像データ, (b) フーリエ変換, (c) 相互相関の計算 (フーリエ空間), (d) 拡大されたデータ間の相互相関関数 (実空間)

以下に説明するような FFT を用いた処理を施すことにより高速化を図っている [20]. 両画像から $l \times l$ 画素の領域に抜き出してきたデータをフーリエ変換したものを 4 分割し (図 4.4 (a),(b) 参照), それぞれ $16l \times 16l$ の領域の 4 隅に当てはめる (図 4.4 (c) 参照). それらに対してフーリエ逆変換を施すと, 元のデータを 16 倍したものが得られる (図 4.4 (d) 上部参照). したがって, それらを複素合成 (複素共役の掛け算) したものをフーリエ逆変換すれば, 16 倍した画像データ間の相互相関関数が得られるのである (図 4.4 (c),(d) 下部参照). この相互相関関数の最大値の位置が 16 倍した画像上での対応点対となるので, その座標値を $1/16$ することにより最終的なサブピクセル精度の対応点対が得られる.

4.6.2 フーリエ位相相関法による対応点対探索

前項のサブピクセル精度の対応点対生成手法を適用するためには, まずピクセル単位で高精度に対応点対が選定されていなければならない. 面積相関法に基づく対応点対探索では, 画像の空間的相関を指標としているため, その閾値の設定を誤ると不正確な対応点対が得られてしまうことがある. また, ARTOFL では, そのような誤った対応点対を除去するような制御を

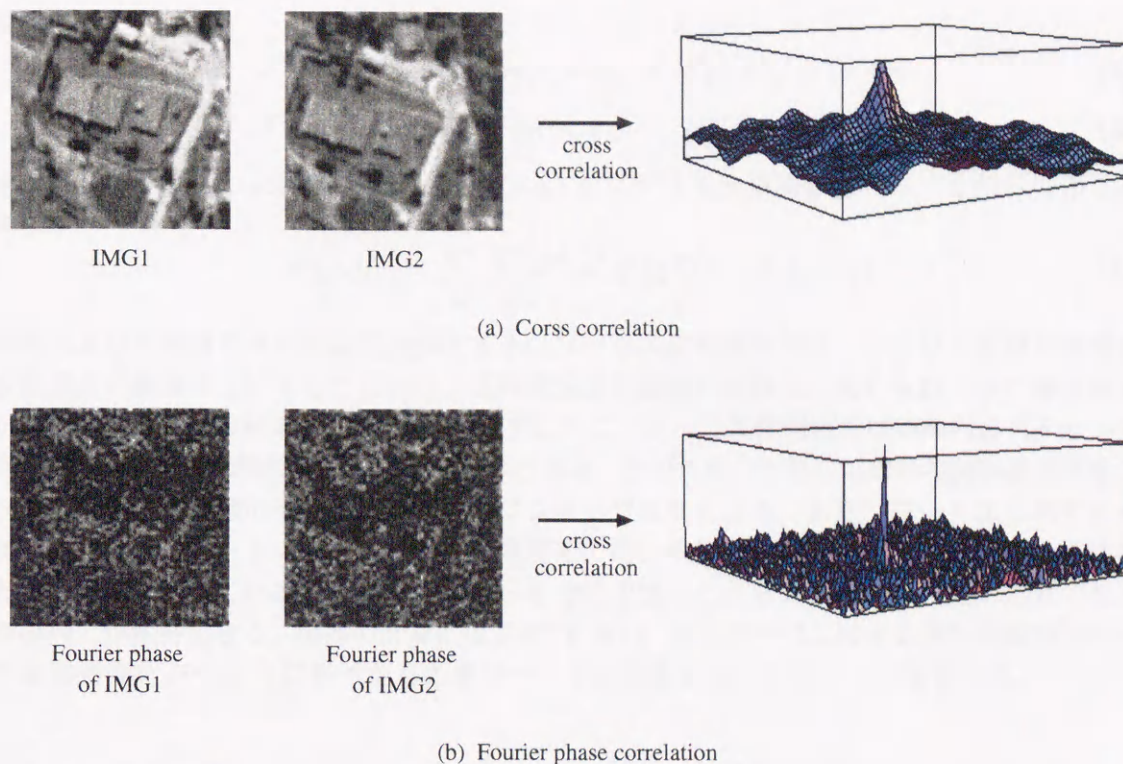


図 4.5: 相互相関とフーリエ位相相互相関

行っているが、そうした場合には別の場所で改めて生成処理を行うことになるので処理効率が悪くなってしまう。さらに、ARTOFLではフローが最大の位置に対応点対を生成しているが、その位置における空間的相関が低いと、フローの値が大きくても対応点対が得られないこともある。そこで、このような問題を解決するため、フローが大きい場所においてピクセル単位で高精度の対応点対が確実に生成されるように探索処理を改良する。具体的には、画像の局所領域（探索マスク）間のフーリエ位相の相互相関 [21] を対応点対探索の指標として用いる。

重ね合わせの基準となる画像（IMG1）からフローが最大となる点、すなわち対応点の候補となる点を中心とする $M \times M$ 画素領域のデータを抜き出し、 $N \times N$ ($N = 2^a$) 画素領域の中心にはめ込む。これを $f(x, y)$ とする。もう一方の画像（IMG2）から候補点と同じ座標の点を中心とする $N \times N$ 画素領域のデータを抜き出す。これを $h(x, y)$ とする。これらのフーリエ変換 $F(u, v)$, $H(u, v)$ を、それらの振幅スペクトルを $|F(u, v)|$, $|H(u, v)|$, 位相スペクトルを $\phi_F(u, v)$, $\phi_H(u, v)$ として

$$F(u, v) = |F(u, v)| \exp[-j\phi_F(u, v)] \quad (4.16)$$

$$H(u, v) = |H(u, v)| \exp[-j\phi_H(u, v)] \quad (4.17)$$

と表したとき、振幅スペクトルを1にすることによって位相情報が得られる。それぞれの位相

情報

$$F^\phi(u, v) = \exp[-j\phi_F(u, v)] = F(u, v) / |F(u, v)| \quad (4.18)$$

$$H^\phi(u, v) = \exp[-j\phi_H(u, v)] = H(u, v) / |H(u, v)| \quad (4.19)$$

をフーリエ逆変換した画像 $f^\phi(x, y)$, $h^\phi(x, y)$ をフーリエ位相画像と呼ぶ。それらの相互相関関数

$$c^\phi(x, y) = \sum_N \sum_N h^\phi(x', y') f^\phi(x' - x, y' - y) \quad (4.20)$$

が最大となる位置を求める対応点対とする。フーリエ位相画像では、フーリエ変換画像の全周波数成分の振幅を1にすることから、低周波成分の振幅が相対的に弱められ、逆に高周波成分が強められる。その結果、図 4.5 (b) に示すように、フーリエ位相画像は画像内のパターン形状を強調（パターンの輪郭を抽出）したものとなる。そのため、それらの相互相関関数は振幅スペクトルを含めた普通のそれと比べて非常にシャープな形となる。また、フーリエ位相の相互相関は、相関値のピークの高さが画像間の照度差の違いや位置ずれに対して全く影響を受けないという性質を持っていることがわかっている [22], [23]。これらのことから、対応点対の生成精度の向上が期待できる。実際の計算には FFT を用い、またフーリエ位相の相互相関は $F^\phi(u, v)$ の複素共役を $H^\phi(u, v)$ に掛けたものをフーリエ逆変換することによって得ている。

4.6.3 処理手順

以下に、サブピクセル精度の対応点対生成手法の処理手順を示す。

- (1) フローが最大となる位置を中心とする局所領域のデータを基準画像 (IMG1)、歪画像 (IMG2) からそれぞれ抜き出す。IMG1 については、 $M_s \times M_s$ 画素領域のデータを抜き出しそれを $N \times N (= 2^a \times 2^a; M_s < N)$ の領域に当てはめる。IMG2 からは $N \times N$ 画素領域を抜き出す。
- (2) 抜き出してきた局所領域データ間のフーリエ位相の相互相関マップを求める。
- (3) 相互相関マップの中心から $S \times S$ 画素領域において、相関値の大きい順に上位 5 箇所の位置を対応点対候補とする。
- (4) 各 5 点を中心とする $M_l \times M_l$ ($M_s < M_l$) 画素のデータを IMG2 からそれぞれ抜き出し、それらと IMG1 の同サイズのデータとでフーリエ位相の相互相関を求め、相関値が最大となるとき点を対応点対とする。
- (5) 得られた対応点対の各点を中心とする 16×16 画素の領域を両画像からそれぞれ抜き出す。
- (6) フーリエ変換を用いて 256×256 画素に拡大し、相互相関を取る。その最大の位置の座標値を $1/16$ することによりサブピクセル精度の対応点対を得る。

表 4.1: 数値実験の結果

	ARTSIM	ARTOFL
Number of CPPs	47	32
Number of triangles	81	58
MSE	139.37	126.96
Processing time [s]	34	108
Residual flow (mean)	0.291	0.154

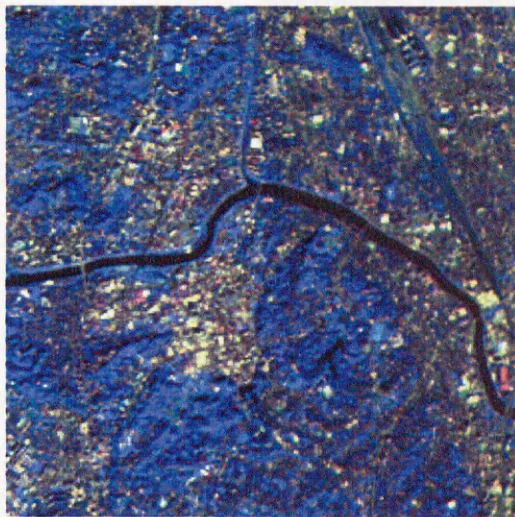
4.7 処理結果および考察

4.7.1 数値実験

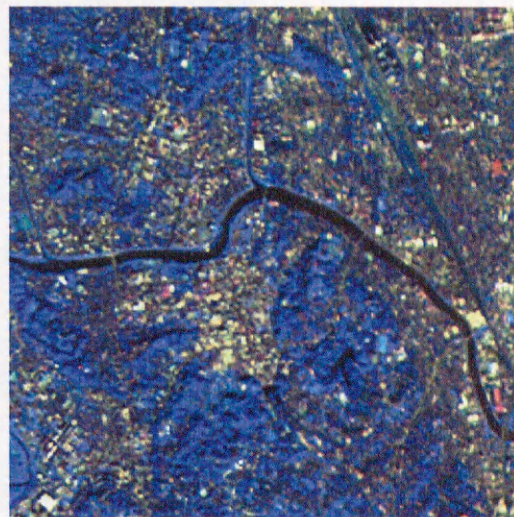
ここでは、ARTOFLの重ね合わせ手法としての性能を評価する。そのため、1枚の衛星画像を人為的に歪ませ、それと元の画像との間に本手法を適用して重ね合わせを行った。使用した画像は、1986年8月6日に東京・神奈川地域を観測したLandsat/TM画像（256×256画素）である。これを基準画像（IMG1）とし、次の2次多項式

$$\begin{cases} u = 0.0002x^2 - 0.0002xy + 1.03x \\ v = 0.0002y^2 - 0.0002xy + 0.94y \end{cases} \quad (4.21)$$

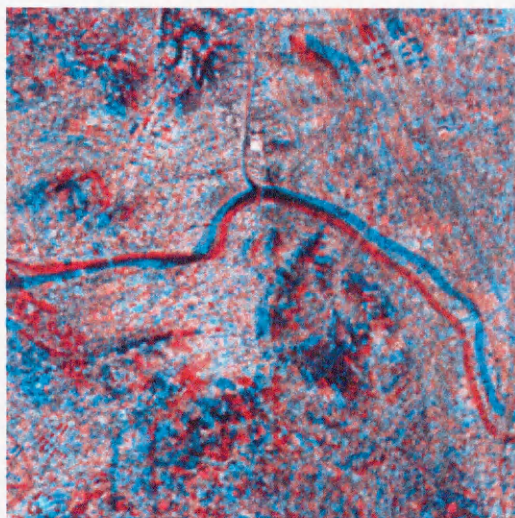
によって歪ませた画像（IMG2）を作成した。歪画像の作成には3次補間法を用いた。IMG1とIMG2を図4.6 (a), (b)に示す。また、それらの間の位置ずれを視覚的に見るために、IMG1をRed plane（以下、R）に、IMG2をGreen plane, Blue plane（以下、GB）に割り当ててカラー合成した画像を図4.6 (c)に示し、さらに位置ずれの大きさをフローベクトルにより表したものを図4.6 (d)に示す。それらに対してARTOFLを適用し、両画像を重ね合わせた。この処理において、最初に4組の初期対応点対を設定し、両画像ともに階層構造を作成した。このとき作成した階層構造は、原画像における画像間の位置ずれが図4.6 (c), (d)に見られるようにあまり大きくないことから、3層とした。また、比較のためにこれまでの手法ARTSIMも適用した。ARTSIMによる結果を図4.9 (a)、ARTOFLによる結果を図4.9 (b)に示す。さらに、数値的な評価を表4.1に示す。図4.7および図4.8は画像を三角形領域へ分割したときのそれぞれの手法における結果であり、前者がARTSIM、後者がARTOFLの結果を示している。図4.10は両画像を重ね合わせた後のフローの大きさを画像化したものである。この図において、黒く表示しているところは残りのフローの長さが0.0であることを示しており、赤く表示しているところは1.0以上であることを示している。図4.10 (b)では赤で表示されているところがほとんどなく、また図4.10 (a)と比べて全体的に黒の部分が多い。このことから、本手法の方がARTSIMより残りのフローの大きさが小さい、すなわち精度良く重なっていることがわかる。このことを定量的に評価するために表4.1を見ると、残りのフローの画像全体の平均値（Residual flow (mean)）は、ARTOFLが0.154、ARTSIMが0.940であった。さらに、重ねた画像間における中心傾



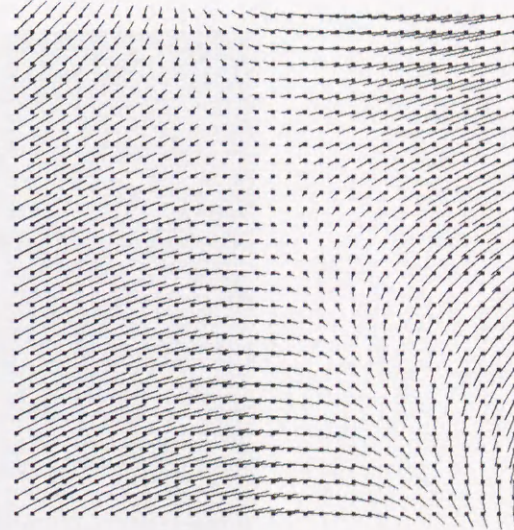
(a) IMG1



(b) IMG2

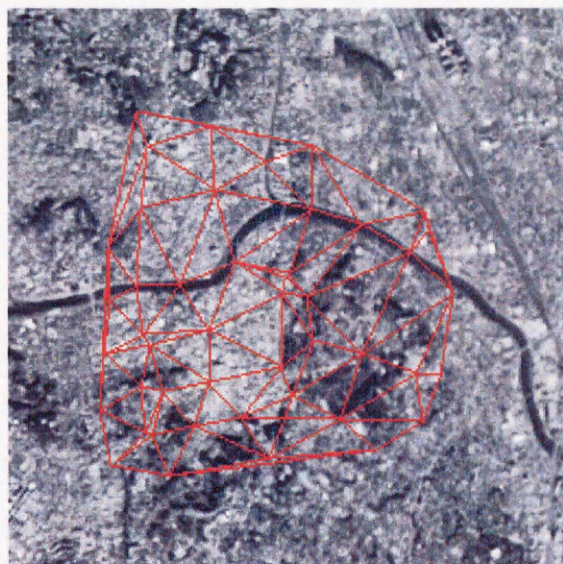


(c) Relative disparity (R:IMG1, GB:IMG2)

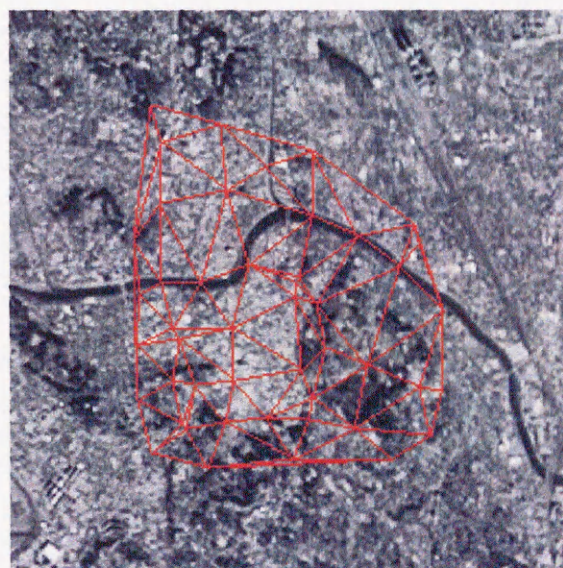


(d) Optical flow vector

図 4.6: シミュレーション画像 (Landsat/TM 画像) と位置ずれ

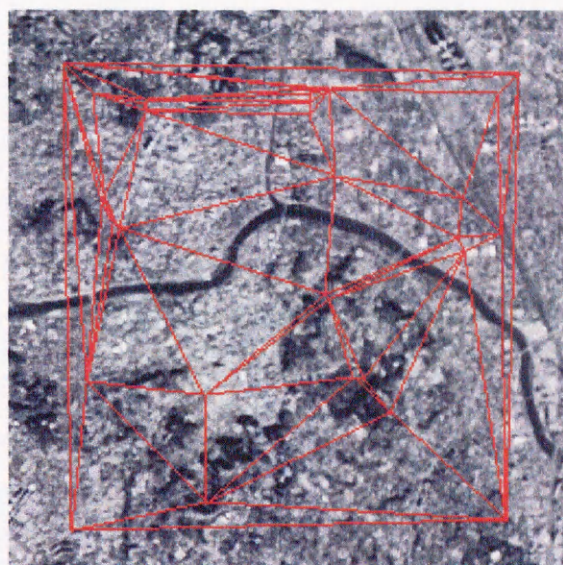


(a) IMG1

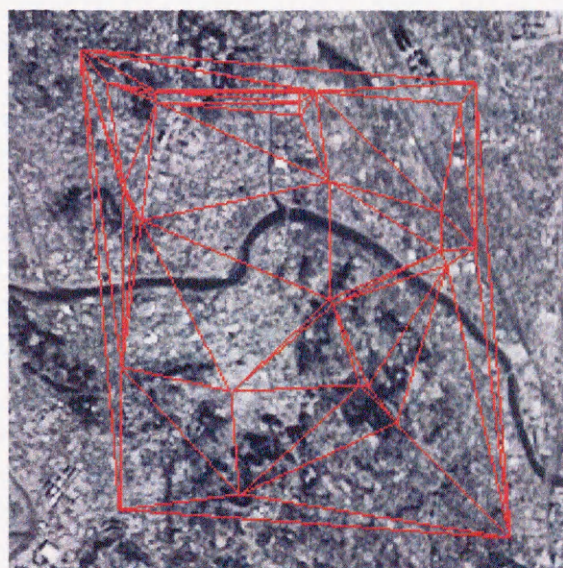


(b) IMG2

図 4.7: ARTSIM におけるシミュレーション画像の三角形領域への分割



(a) IMG1



(b) IMG2

図 4.8: ARTOFL におけるシミュレーション画像の三角形領域への分割

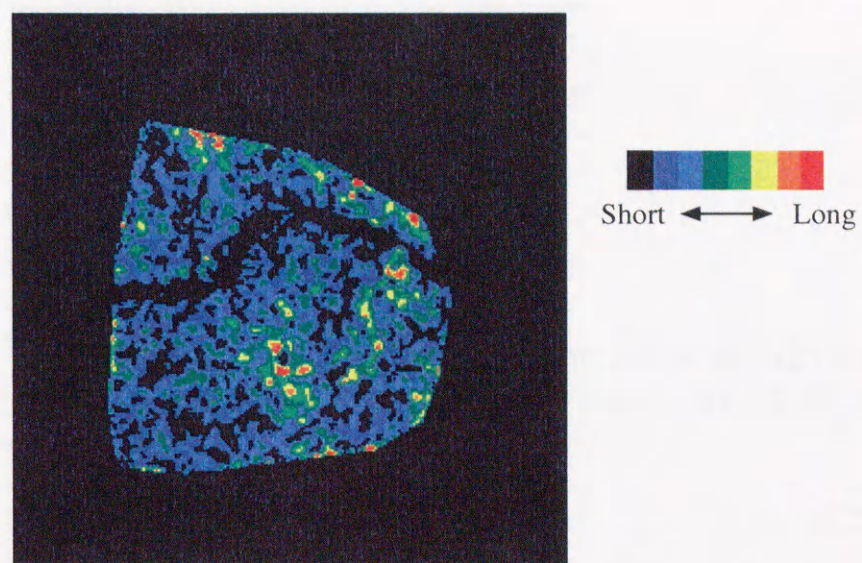


(a) ARTSIM

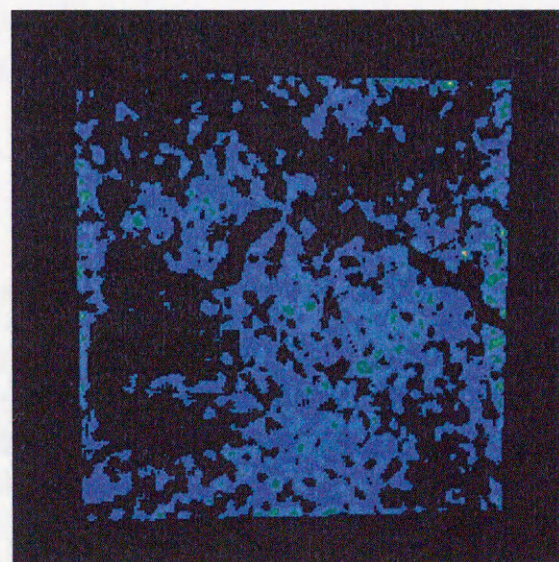


(b) ARTOFL

図 4.9: シミュレーション画像の重ね合わせ (ARTSIM (a), ARTOFL (b))



(a) ARSIM



(b) ARTOFL

図 4.10: シミュレーション画像の重ね合わせの精度評価 (残りのフローベクトルの長さ)

表 4.2: ARTSIM および ARTOFL によるステレオペア画像の重ね合わせ処理の結果

	ARTSIM	ARTOFL
Number of CPPs	232	576
Number of triangles	449	1,060
MSE	1111.27	968.84
Processing time [s]	131	4,155
Residual flow (mean)	0.388	0.218

域の画素データの MSE (Mean Squared Error) については, ARTOFL が 126.96, ARTSIM が 139.37 であった. したがって, 数値的にも本手法の方が重ね合わせの精度が良いことがわかる. ここで, MSE は次式により求めた.

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^n (g_i^1 - g_i^2)^2}{n} \quad (4.22)$$

この式で, g_i^j は $\text{IMG1}(j=1)$ および $\text{IMG2}(j=2)$ における画素濃度値, n は中心領域の画素数を表す.

以上の結果において, ARTSIM では多くの対応点対を生成しているにもかかわらず, ARTOFL に比べて重なり精度が悪かった. このことは, ARTSIM においては, 対応点対の配置に対する最適化が行われていないため重なり精度向上にあまり影響のない無駄な対応点対が生成されたことを示している. その結果, 期待する重ね合わせの精度が最終的に得られなかったと考えられる. このことから, ARTOFL によって画像間の位置ずれに応じた対応点対が得られていることが確認できる.

4.7.2 実画像への適用

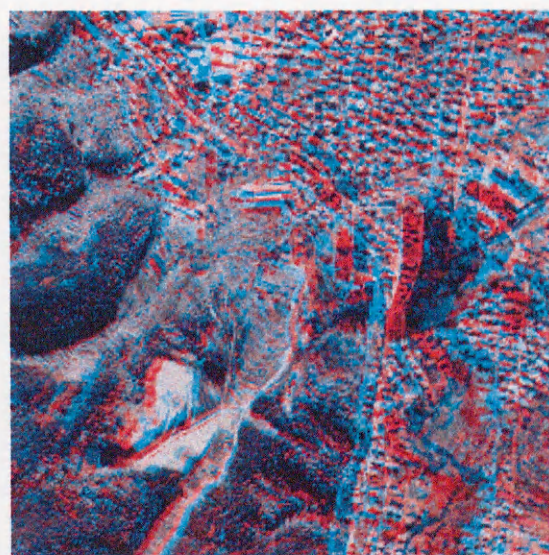
ここでは, 局所的に複雑な位置ずれを含んでいる画像の重ね合わせの例としてステレオペア画像に本手法を適用した結果を示す. 用いた画像は, 航空機に搭載されたカメラによって観測したものであり, 観測地域は長野県諏訪市の和田地区である. また, 観測年月日は 1975 年 11 月 12 日である. まず, 両画像から同一地域を含む 512×512 画素の領域を切り出してきた. レフト画像を図 4.11 (a) に, ライト画像を図 4.11 (b) に示す. また, 前者を R に後者を GB に割り当ててカラー合成した画像を図 4.11 (c) に示す. これを見ればわかるように, 観測地表面上にはある程度の高さを持った小高い山や建物が存在しており, それらをステレオ視で観測したため局所的に大きく異なる位置ずれが画像間に含まれてしまっている. そこで, それらに対して ARTOFL を適用し, 両画像を重ね合わせた. このとき, 画像の階層構造は 4 層とした. また, 比較のために, ARTSIM による重ね合わせも行った. それぞれによる結果を図 4.14 に示す. 図 4.14 (a) が ARTSIM, 図 4.14 (b) が ARTOFL による結果である. 数値的な結果も表 4.2 に示す. また, 図 4.12 および図 4.13 に得られた対応点対を用いて画像を三角形領域へ分割した



(a) IMG1 (left image)

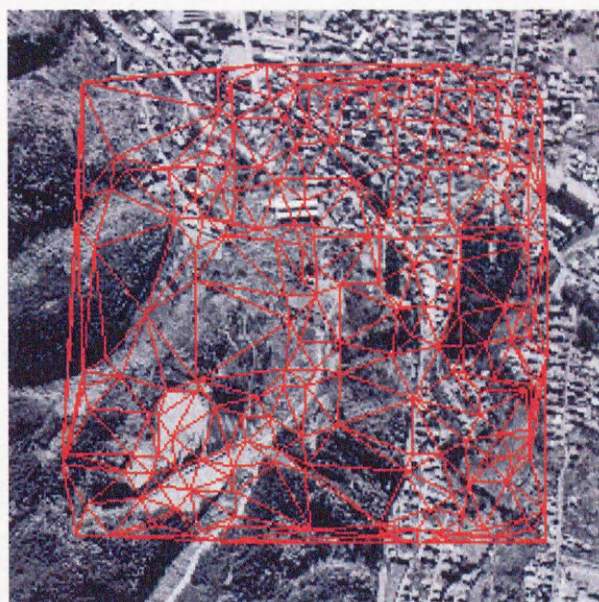


(b) IMG2 (right image)

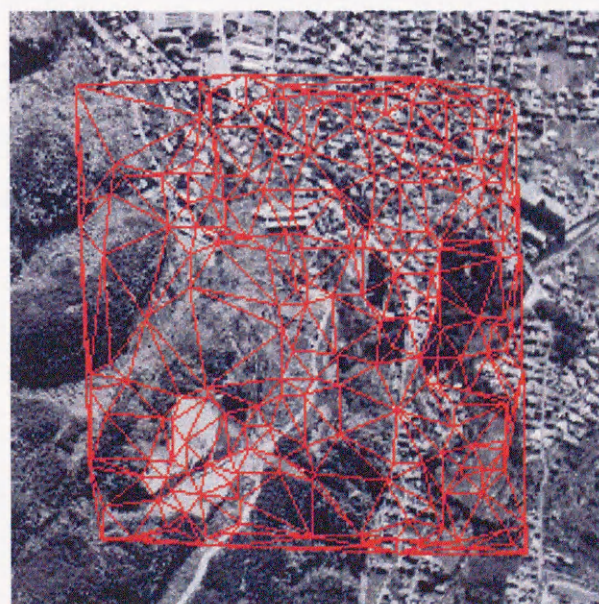


(c) Relative disparity (R:IMG1, GB:IMG2)

図 4.11: 原画像（ステレオペア航空写真画像）とそれらの間の位置ずれ

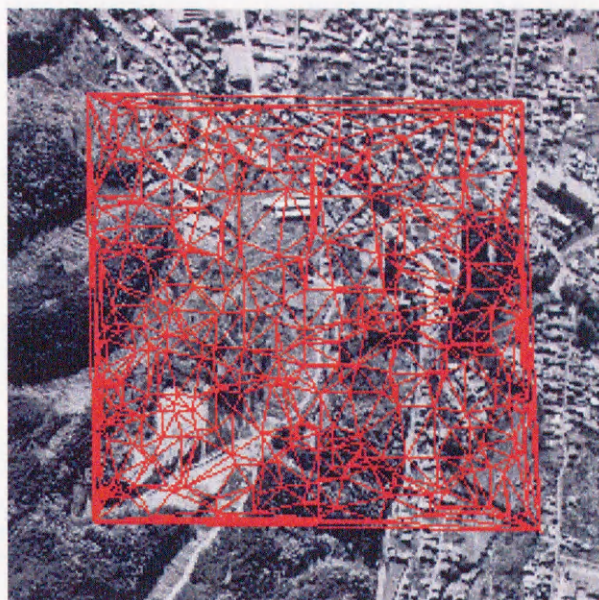


(a) IMG1

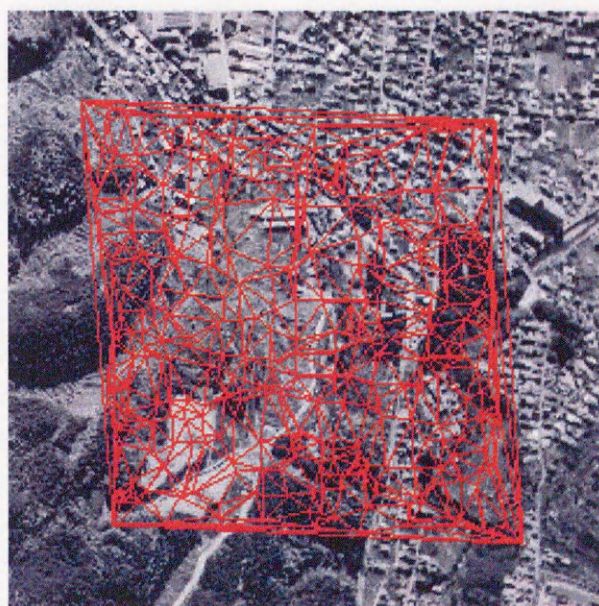


(b) IMG2

図 4.12: ARTSIM におけるステレオペア画像の三角形領域への分割

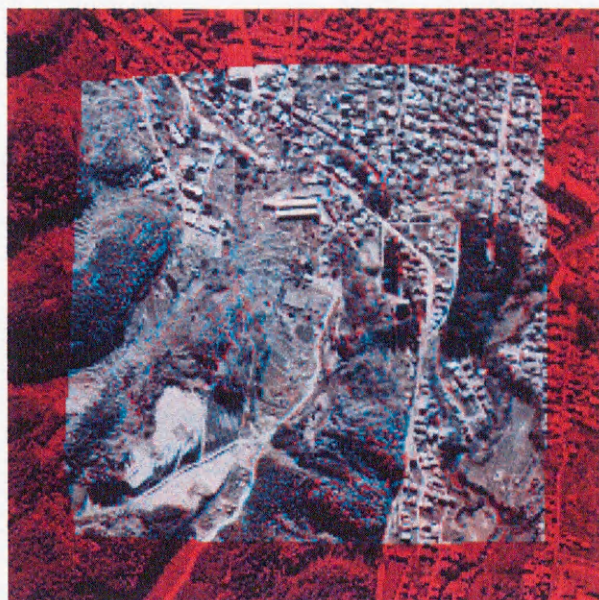


(a) IMG1



(b) IMG2

図 4.13: ARTOFL におけるステレオペア画像の三角形領域への分割

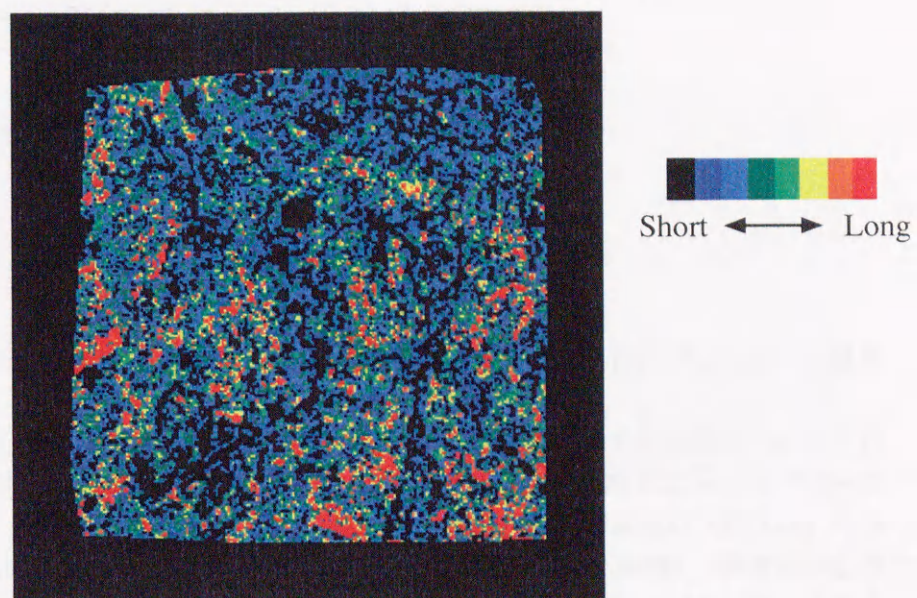


(a) ARTSIM

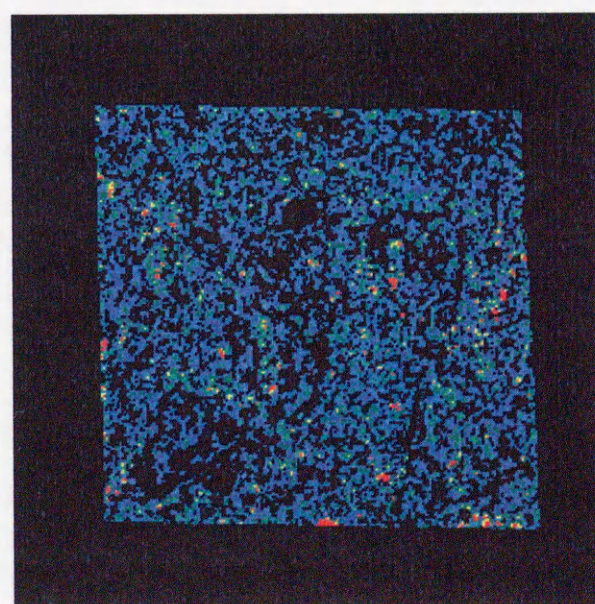


(b) ARTOFL

図 4.14: ステレオペア画像の重ね合わせ (ARTSIM (a), ARTOFL (b))



(a) ARTSIM



(b) ARTOFL

図 4.15: ステレオペア画像の重ね合わせの精度評価 (残りのフローベクトルの長さ)

表 4.3: ARTSIM および ARTOFL-II によるステレオペア画像の重ね合わせ処理の結果

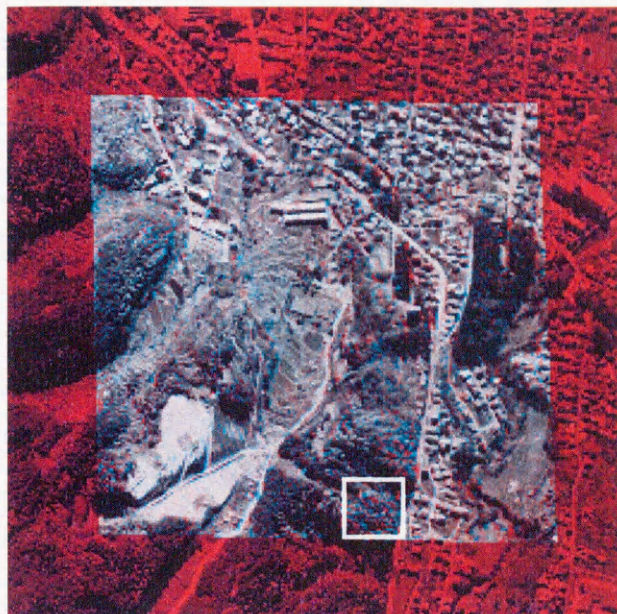
	ARTOFL	ARTOFL-II
Number of CPPs	232	382
Number of Triangles	1,060	758
MSE	968.84	958.01
Residual flow (mean)	0.22	0.25

ときのそれぞれの手法における結果を示す。前者が ARTSIM、後者が ARTOFL における結果を示している。

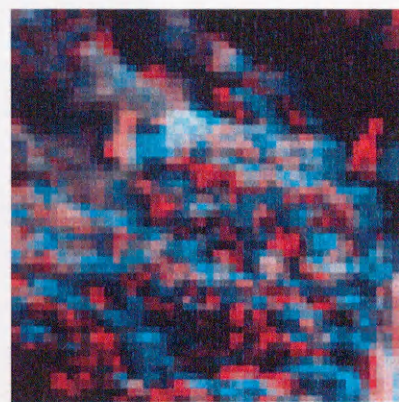
図 4.14 (a) および図 4.14 (b) を見ると、どちらの場合も相対的な位置ずれが残っていることがわかる。それらの位置ずれを視覚的に確認するために、重ね合わせた結果におけるフローの大きさを画像化したものを図 4.15 に示す。これを見ると、重ね合わせの精度は ARTOFL の方が良いことが明確にわかる。重ね合わせの精度を数値的に見ると（表 4.2 参照）、画像の中心領域間の画素データの MSE が、ARTSIM では 1111.27、ARTOFL では 968.84 であった。このときの MSE は式 (4.22) により求めた。また、残りのフローの平均値が、前者では 0.388、後者では 0.218 であった。これらのことから、数値的にも ARTOFL の方が良い結果を得ていることがわかる。それぞれの処理で得られた対応点対は、ARTSIM が 232 組、ARTOFL が 576 組であった。すなわち、局所的な位置ずれの大きな画像への適用においては、ARTSIM よりも ARTOFL の方が生成された対応点対の数が多い結果となっている。このことは、ARTSIM で生成しきれなかった対応点対が、ARTOFL では生成できたことを示している。したがって、ARTOFL では局所的な位置ずれに応じた対応点対を生成できたことが確認できる。さらにこのことから、高精度の重ね合わせを実現するためには位置ずれの大きさを計測しながら重ね合わせ処理を進めていくことが有効であると言える。なお、数値実験の結果と比べると得られた対応点対数および三角形領域数が非常に多いが、数値実験の画像間の位置ずれと実画像間のそれとでは後者の方が複雑であることから当然の結果であるといえる。

4.7.3 サブピクセル精度の重ね合わせ手法の実画像への適用

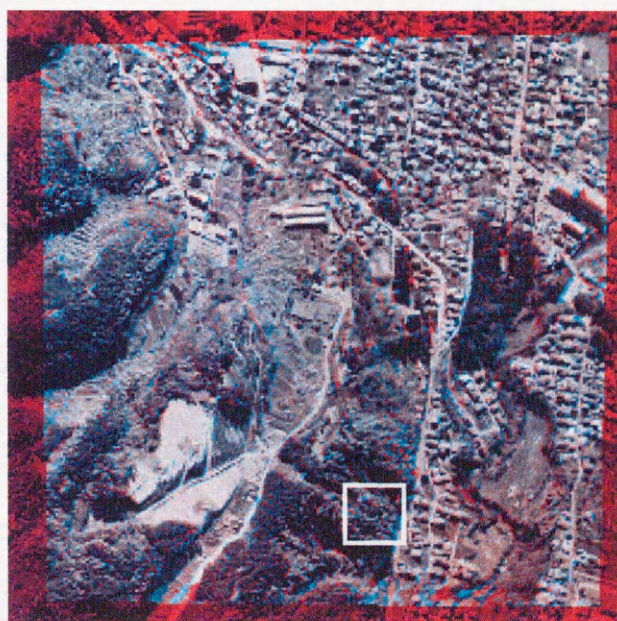
ここでは、ARTOFL を改良したサブピクセル精度の対応点対生成手法（ARTOFL-II とする）を図 4.6 のステレオペア画像に適用し、その性能を評価した。実際にサブピクセル精度で対応点対が生成されているのかどうかを評価するのは難しいので、改良前の ARTOFL も適用し、両手法によるそれぞれの重ね合わせの結果を比較することによって評価した。それぞれの重ね合わせた結果を図 4.16 に示す。このときの数値的な結果を表 4.3 に示す。この表において、重ね合わせの精度は画像の中心領域間における画素データの MSE と残存フローの平均値により示している。また、ARTOFL-II によって得られた対応点対を用いて画像を三角形領域分割した結果を図 4.17 に示す。



(a) By ARTOFL



(b) Enlarged forest region in (a)

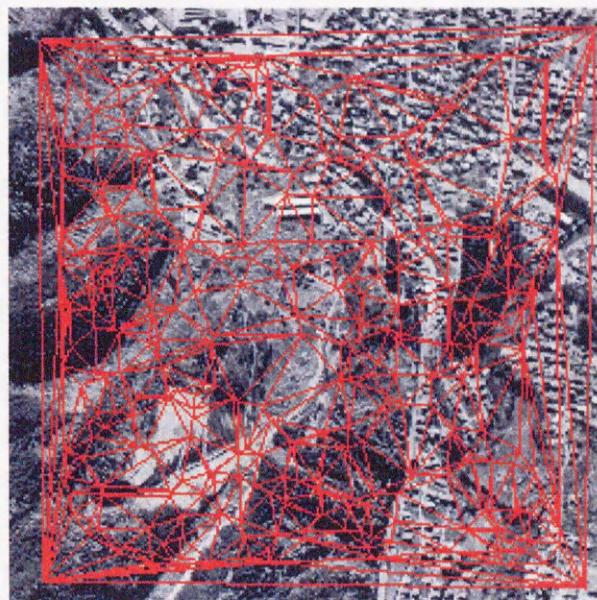


(c) By improved ARTOFL

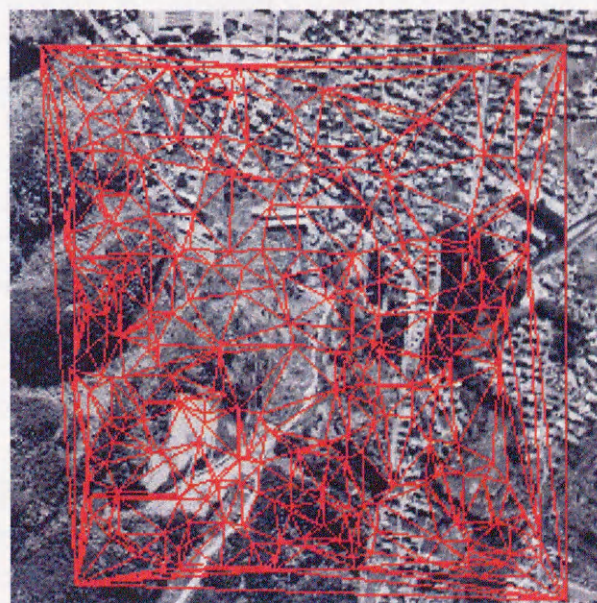


(d) Enlarged forest region in (c)

図 4.16: ステレオペア画像の重ね合わせ (ARTOFL (a), ARTOFL-II (b))



(a) IMG1



(b) IMG2

図 4.17: ARTOFL-II におけるステレオペア画像の三角形領域への分割

これらの結果を見てみると、ARTOFL-IIの方が得られた対応点対の数が少なかったにも関わらず重ね合わせの精度は良くなっていることがわかる。これは、ARTOFL-IIでは対応点対がサブピクセル精度で生成されていることから、それらの生成処理の繰り返しの中でARTOFLの場合よりも画像が精度良く重なっていくためであると考えられる。また、このときの繰り返し毎のフローの最大値はARTOFLの場合に比べて小さくなり、またそのために各層での閾値以下になるまでの繰り返し回数は少なく済むと考えられる。このことから、ARTOFL-IIにおいては、生成された対応点対がARTOFLより少なくとも、精度の良い重ね合わせを行うことができたと解釈できる。また、生成された対応点対の配置を見てみると、フローが大きい値を示す場所であるにも関わらず対応点対として生成されなかったところが、ARTOFL-IIでは生成されていることがわかる。すなわち、画像間の位置ずれに応じた対応点対が確実に得られるようになったために重ね合わせ精度が向上したとも考えられる。以上のことから、ARTOFL-IIによってサブピクセル精度の対応点対を得ることが可能となり、さらに高精度の（サブピクセル精度の）重ね合わせが可能となることがわかる。

4.8 おわりに

リモートセンシング画像間の局所的な位置ずれに対して最適な配置および個数の対応点対を自動生成する手法を提案した。ここで提案した手法は、フローを画像間の局所的な位置ずれの大きさとし、それが最大となる位置に対応点対を生成していく手法である。フロー検出処理では、精密なフローベクトルの検出が困難なリモートセンシング画像間において、フローベクトルの長さとそれに対応する位置ずれの大きさとの間の順序関係が保たれるようにアルゴリズムを改良した。具体的には、画像の正規化や階層化、正確なフロー検出が行えない領域の検出および除去などの対策を講じた。これにより、フローを局所的な位置ずれの大きさを評価するためのツールとして用いることができるようになった。これにより、フローの大きさを指標として対応点対の生成場所を決定すること、さらに重ね合わせの精度を評価することが可能となった。この手法では、フローの最大値が閾値以下になるまで対応点対生成処理を繰り返すので、位置ずれに応じた配置や個数の対応点対が得られるようになり、さらに重ね合わせの精度の保証も可能となった。したがって、局所的に複雑な位置ずれを含む画像対に対する高精度の重ね合わせが本手法により可能となった。実際に航空ステレオペア写真の画像に本手法を適用したところ、位置ずれに応じた対応点対が生成され、従来手法に比べて高精度に重ね合わせることができた。

また、本章ではサブピクセル精度の対応点対自動生成手法も提案した。これは、ARTOFLの対応点対生成処理にフーリエ変換を応用して改良を施したものである。この手法により、サブピクセル精度の対応点対を得ることができ、その結果さらなる高精度の重ね合わせを行うことができた。

なお、処理結果で示した重ね合わせ結果において多少の位置ずれが残っているのがわかる。この原因としては、処理の中でフローの大きさが位置ずれの大きさに対応していないことがあるためではないかと考えられる。今後の課題として、このような現象がどのような条件で起こるのかの解析し、フロー検出の精度向上を図っていきたい。また、それに基づくフロー検出の高精

参考文献

- [1] W. Pratt, "Correlation Techniques of Image Registration," IEEE Trans. Aerospace and Electronic Systems, vol.10, no.3, pp.353-358, 1974.
- [2] W. F. Webber, "Techniques for Image Registration," Proc. IEEE Conf. on Machine Processing of Remotely Sensed Data, pp.1B-1-1B-7, 1973.
- [3] W. A. Davis and S. K. Kenue, "Automatic Selection of Control Points for the Registration of Digital Images," Proc. 4th Jont conf. Pattern Recognition, pp.936-938, 1978.
- [4] 花泉弘, 山本貴弘, 藤村貞夫, "衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法," 計測自動制御学会論文集, Vol.33, no.2, pp.81-86, 1997.
- [5] 山本貴弘, 花泉弘, "遠隔計測画像間の局所的な位置ずれに適応的な自動対応点生成手法の改良," 第38回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pp.25-26, 1999.
- [6] S. T. Barnard and W. B. Thompson, "Disparity Analysis of Images," IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.2, no.4, pp.333-340, 1980.
- [7] 満田隆, 宮崎陽司, 丸典明, 宮崎文夫, "粗いオプティカルフローを用いた高精度な位置決めビジュアルサーボ," 日本ロボット学会誌, vol.17, no.2, pp.227-233, 1999.
- [8] 佐藤誠, 佐々木宏, "動画像における動きベクトルの階層的推定法," 電子情報通信学会論文誌, vol.J69-D, no.5, pp.771-776, 1986.
- [9] 山本貴弘, 花泉弘, "サブピクセル精度の重ね合わせを実現するための対応点自動生成手法," 第16回計測自動制御学会北海道支部シンポジウム「デジタル信号処理と数値解析」論文集, pp.31-32, 2000.
- [10] 三池秀敏, 古賀和利 他, "パソコンによる動画像処理," 森北出版, 東京, 1993.
- [11] B. K. P. Horn and B. G. Schunck, "Determining Optical Flow," Artificial Intelligence, vol.17, pp.185-203, 1981.
- [12] 伊理正夫監修, 腰塚武志編集, "計算幾何学と地理情報処理," 共立出版, 1986.
- [13] 今井浩, 今井桂子, "計算幾何学," 共立出版, 1994.

- [14] R. Sibson, "Locally Equiangular Triangulation," *The Computer Journal*, vol.21, pp.151-155, 1978.
- [15] S. Fortune, "Voronoi Diagrams and Delaunay Triangulations," *Computing in Euclidean Geometry* (Eds. D.-Z.Du and F.Hwang), *Lecture Notes Series on Computing*, vol.1, pp.193-233, World Scientific, 1992.
- [16] J. Ruppert, "A Delaunay Refinement Algorithm for Quality 2-Dimensional Mesh Generation," *Journal of Algorithms*, vol.18, no.3, pp.548-585, 1995.
- [17] J. R. Shewchuk, "Triangle: Engineering a 2D Quality Mesh Generator and Delaunay Triangulator," *First Workshop on Applied Computational Geometry* (Philadelphia, Pennsylvania), ACM, pp.124-133, 1996.
- [18] 山本貴弘, 花泉弘, "適応的デローネイ三角形分割手法とその遠隔計測画像の重ね合わせへの応用," *計測自動制御学会論文集*, vol.35, no.12, pp.1625-1627, 1999.
- [19] D. A. Rosenthal and R. Banjcsy, "Visual and Conceptual Hierarchy : A Paradigm for Studies of Automated Generation of Recognition Strategies," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.6, no.3, pp.319-325, 1984.
- [20] H. A. Zebker, C. L. Werner, P.A. Rosen and S. Hensley, "Accuracy of Topographic Maps Derived from ERS-1 Interferometric Radar," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.32, no.4, pp.823-836, 1994.
- [21] 河田聡, 南茂夫, "科学計測のための画像データ処理," pp.210-220, CQ出版社, 1994.
- [22] 中島寛, 小林考次, 青木孝文, 川又政征, 樋口龍雄, "位相限定相関法の原理と指紋照合への応用," *第2回画像センシングシンポジウム講演論文集*, pp.15-20, 1996.
- [23] 小林考次, 中島寛, 青木孝文, 川又政征, 樋口龍雄, "位相限定法の原理とその応用," *テレビジョン学会技術報告*, vol.20, no.4, pp.1-6, 1996.

Chapter 5

時空間領域分割による時間変化領域の検出法 3D-CLUST

5.1 はじめに

本章では、相対的な幾何学的位置ずれが補正された複数時刻・複数分光画像から時間変化領域を検出する手法 3D-CLUST を提案する。

時間変化情報の検出・解析は、リモートセンシングを用いた環境モニタリングを行う上で最も重要なプロセスの一つである。しかしながら、リモートセンシングによって得られた複数時刻・複数分光画像からの時間変化情報の検出・解析では次のような問題があった。

- (1) 時間変化領域の検出において膨大なデータ量の画像を処理しなければならないが、実際に変化している領域は少ない。
- (2) 多くの種類のセンサが開発され、それらによって観測された画像データを融合して利用することが可能である。しかし、それらの画像間にはセンサの性能の違いに起因する観測波長帯やバンド数、空間分解能の違いが含まれている。
- (3) リモートセンシング特有の雑音成分が含まれているため、その影響により見かけの時間変化が検出されることがある。
- (4) 画像間には、観測時におけるセンサの姿勢や位置の変動に基づく相対的な幾何学的位置ずれを含んでいる。また、観測時の太陽光照度の違いに起因する画素濃度平均値やコントラストの違いも含まれる。これらも見かけの時間変化の検出を引き起こす原因になるので、処理を行う前に補正・正規化しなければならない。

これらの問題を解決するため、これまでに多くの時間変化情報の検出・解析手法が提案されてきた [1]–[9]。これらの手法の中で、画像間の分光特性の差分やベクトル内積などを用いている change vector [1] と呼ばれる方法では、画像に含まれる雑音成分や画素濃度平均値・コントラストの変動に弱いという問題があった。また、画像データの主成分や確率分布などの特徴量を利用する手法も提案されているが [2]–[5]、これらによって得られた変化情報は物理的な意味が明確ではなく、さらに 2 時期の複数時刻画像にしか適用できないという問題があった。その他に、ある特定のセンサによって観測された画像のみにしか適用できないものもあり [6]–[9]、異なるセンサによって観測された複数時刻画像からの時間変化情報の検出において十分な性能が

得られていなかった。

ここで提案する手法 3D-CLUST (3-Dimensional CLustering Using Segmentation Technique) [10] は、上に述べた問題に対して非常に有効な時間変化領域の検出法である。この手法では、分光特性が画像間で大きく異なっている領域を変化領域として検出している。以下、すでに画像の重ね合わせが完全に行われているものとして話を進める。まず、重回帰分析による画像データの正規化手法を提案し、それを用いて画像間に含まれるシステムティックエラー（観測時の太陽光照度差などに起因する画素濃度の平均値やコントラスト、ゲイン・オフセットの違い）を正規化した。この正規化の手続きにより、画像間で実際に変化している領域の分光特性の変化が強調されるようになる。また、この正規化手法によれば、マルチセンサ画像間に含まれる観測波長帯やバンド数などの違いも正規化できることから、マルチセンサ画像間からの変化領域の検出も可能となっている。次に、正規化された画像を分光特性が一樣となるような領域に分割した。この場合、画像にはランダムノイズ（雑音成分）が残っているので、これに影響されない分割を行う必要がある。これまでに、従来手法として、画像毎に領域分割を行いそれらの差分を取ることで変化領域を検出する手法が提案されているが、この手法では雑音成分の影響により変化していない領域（不変領域）がそれぞれの画像で同じように分割されないことがあり、それらの差分をとっても SN 比の悪い検出結果の画像が得られてしまうという問題があった。また、原画像に対してローパスフィルタ（メディアンフィルタなど）をかけて雑音を除去した後処理することも考えられるが、リモートセンシング画像に含まれる雑音成分はカメラやテレビ・ビデオ画像に比べて非常に複雑なものであるため、それでは不十分であった。そこで本手法では、複数時刻画像の領域分割を画像平面の x, y 方向だけでなく時間軸も含めた 3 次元の時空間上で行うことにより、雑音成分の影響を抑えている。具体的には、複数時刻・複数分光画像を時空間上の画像ブロックとして扱い、それを分光特性が一樣と見なせるサブブロックへ分割していくことにより、時間軸方向も含めた不変領域のクラスタリングを行っている。ここで、分光特性が一樣かどうかの判断には、分割境界で隣接する 2 つのサブブロックにそれぞれ重回帰モデルを当てはめ、それらの係数間の差を用いた。その差が統計的に有意であれば、そのときの境界でブロックを二分している。このように、分割処理において画像平面上の分光・空間特性の情報だけでなく時間軸方向の分光・空間特性の情報（時間特性の情報）も組み合わせて用いていることから、雑音成分の影響を受けにくい統計的に安定したクラスタリングが可能となった。したがって、クラスタリング結果において時間軸上のクラスタ境界を識別することにより高精度の変化領域の検出が可能となった。また、分割処理は二分木状に進んでいくことから各サブブロック間の位置関係がわかりやすく、変化領域の空間情報が簡単に得られるようになった。このことから、本手法によれば膨大なデータ量の複数時刻画像から変化情報のみを効率良く抽出することが可能となった。また、時空間の分割処理であることから、画像平面空間のみの分割処理では見えなかった変化情報が抽出できるようになると考えられる。さらに、得られたクラスタの中で分光特性が似ているもの同士をカテゴライズすれば、後に続く変化の内容に関する詳細な解析を効率良く行うことができると考えられる。

以下に、本手法の原理や処理手順について述べる。また、数値実験により、画像に雑音成分が含まれていても精度良く変化領域が検出できることを確認したので、その結果を示す。さらに、

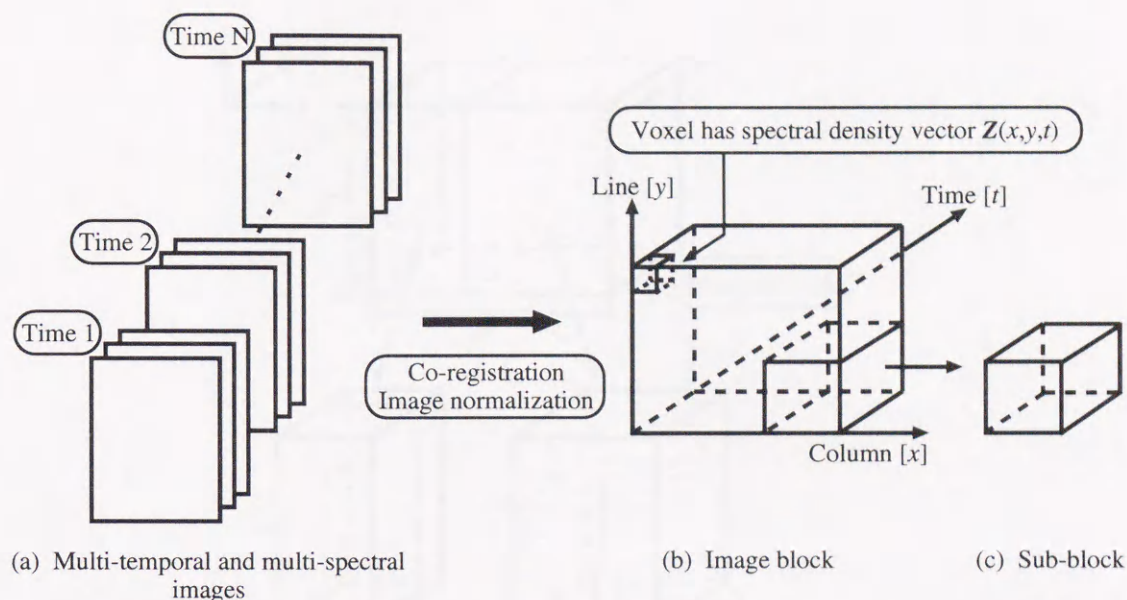


図 5.1: 複数時刻・複数分光画像のブロック表現

実際に Landsat/TM センサによって観測された複数時刻画像やマルチセンサ画像（SPOT/HRV センサ画像と Landsat/TM センサ画像）に本手法を適用したので、それらの結果も示す、

5.2 複数時刻・複数分光画像のブロック表現

本手法では、図 5.1 に示すように、得られた複数時刻・複数分光画像を画像平面 (x, y) と時間軸 t から成る 3 次元空間における画像ブロックとして扱う。このとき、各時刻画像の 1 画素は分光ベクトルで表されることから（1.1 節参照）、それを $\mathbf{Z}(x, y, t)$ と記述する。さらに、それらの画素は画像ブロックにおいてボクセル（立方体）で表されるものとする。このブロックを、分光特性が一樣と見なせるサブブロックに分割していく。このときの分割ではブロックを 3 軸のいずれかにおいて二分する。この処理を、得られた 2 つのサブブロックがそれぞれ一樣と見なせるかまたは画素の大きさになるまで二分木状に繰り返していく。図 5.2 にその様子を示す。こうして得られたサブブロック群はそれぞれ分光特性が一樣であるので、それら一つ一つが不変領域の塊であり、またあるカテゴリを形成していると見なすことができる。したがって、図 5.3 に示すように、時間軸上でブロック分割されていればその分割境界でカテゴリの変化が生じているということであるから、そこが時間変化領域であると認識することができる。実際の処理では、分割を行った後、同じカテゴリであると見なせるサブブロック同士を併合させ、その結果において時間軸上に（時間軸に垂直に）ブロック境界があるかどうかを調べている。このときの分割や併合処理はいずれも統計的検定を用いて行っている。検定の際の閾値は、ブロックに当てはめる重回帰モデルに基づく残差平方和から統計的に決定されるので、画像の性質（S/N

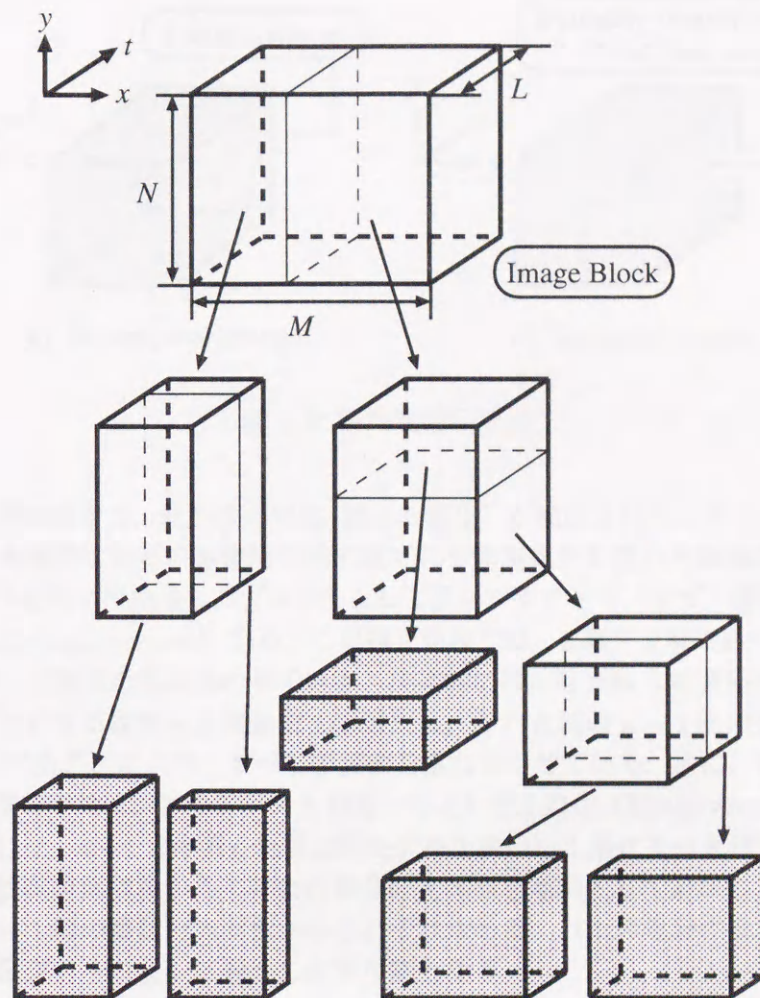


図 5.2: 画像ブロックの二分木分割

比など)に適応的な分割処理を行うことが可能となる。また、画像をブロックとして扱うので、統計量(重回帰モデルの係数間の差)を求めるためのデータ量が多くなることから、画像平面空間のみの領域分割を各時刻画像に適用する場合に比べて雑音成分の影響を受けにくい統計的に安定した分割結果(クラスタリング結果)を得ることができる。したがって、不変領域の分類精度または変化領域の検出精度の向上が期待できる。

実際に多時期にわたって観測された複数分光画像間では、観測時の観測条件が必ずしも一致しているとは限らない。そのため、それらの画像間にはデータ記録時におけるゲイン・オフセットの違いや画素濃度の平均値・コントラストの違いなどが含まれている。その上、観測時におけるセンサーの姿勢や位置の変動に起因する相対的な幾何学的位置ずれも含んでいる。さらに、異なるセンサによって観測した画像の場合には、センサのバンド数や観測波長帯、空間分解能などの違いも含まれることになる。これらの観測条件の違いや相対的な位置ずれを放置したまま変

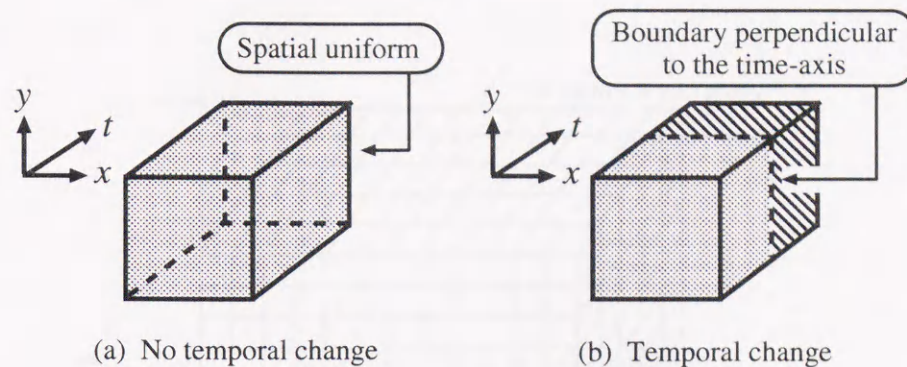


図 5.3: 時間変化の定義

化領域の検出処理を施すと、見かけの変化（誤った変化）が検出されてしまう。そこで本手法を適用する前に、画像間に含まれる幾何学的位置ずれや観測条件の違いを画像の重ね合わせ手法および正規化手法を用いて除去し、ブロックとして扱いやすくする。まず、相対的な幾何学的位置ずれを補正（Co-registartion）する。この補正処理では、2章や3章で述べた ARTSIM[12], [13], [14] を適用して画像を重ね合わせている。具体的には、時刻数 L の複数時刻画像において重ね合わせの基準となる複数分光画像を1組選択し、それと他の $L-1$ 組の画像のそれぞれに ARTSIM を適用することにより、すべての画像を重ね合わせている。次に、画像間の観測条件の違い（画素濃度の平均値、コントラストの違いなど）を正規化（Image normalization）する。この正規化処理には、4.4.1 で提案した重回帰モデルを用いた正規化手法を適用している。このとき、 L 時期の複数時刻画像から1時刻の複数分光画像を基準として選択し、それに対する予測画像を他の $L-1$ 組の複数分光画像からそれぞれ求める。以上の処理により、複数時刻・複数分光画像を画像ブロックとして扱うことが可能となる。

5.3 画像のブロック分割による時間変化領域の検出

5.3.1 画像の二分木ブロック分割

ここでは、ブロック分割における分割境界の定義、すなわち時間変化領域の定義について述べる。分割の対象となるブロック空間に任意の分割境界を仮定したとき、その境界で隣接する2つのサブブロック間の分光特性の違いを評価する。この違いが非常に大きいと判断されるとき、その境界でブロックを二分する。そうでない場合には、それらのサブブロック間には分光特性に違いがない、すなわち分光特性が空間的に一様な1つのブロックであるとする。2つのサブブロック間の分光特性の違いの評価には、それぞれのサブブロックに対して局所重回帰モデルを当てはめたときの回帰係数間の距離を用いる。ブロック上において考えられるすべての境界においてこの回帰係数間の距離を求め、それらの最大値が統計的に有意な値であると判断される場合には、その最大値を与える境界でブロックを二分する。そうでない場合には、そのブロッ

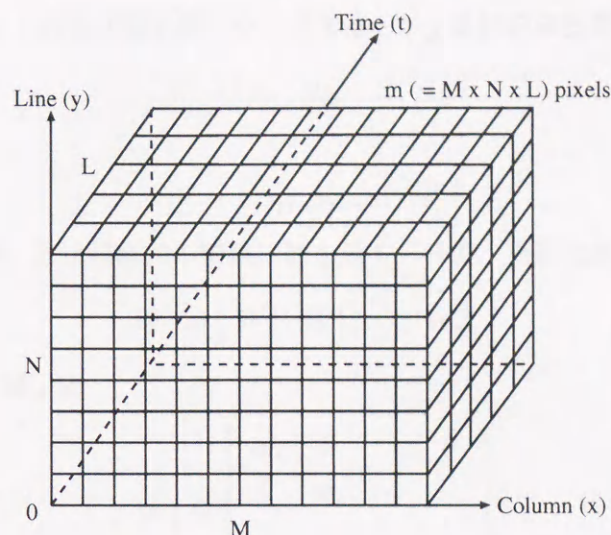


図 5.4: 一般化座標による画像ブロックモデル

クは分光特性が空間的に一様であるとしてその先の分割処理を停止する。回帰係数間の距離の最大値が統計的に有意な値であるかどうかの判断には、 χ^2 検定を用いる。これらのことについて以下に詳しく説明する。

図 5.4 に示すように、観測時刻数 L 、画素数 $M \times M$ 、バンド数 p の複数時刻・複数分光画像によって構成される画像ブロックを考える。このブロックは $m (= M \times N \times L)$ 個のボクセルを持ち、それぞれ分光ベクトルによって表される。また、画像間の相対的な幾何学的位置ずれ、観測条件の違いなどはすでに補正、正規化されているものとする。今、これらのボクセル $\mathbf{Z}$ に対して、一般化座標 $\mathbf{W}$ を用いて

$$\mathbf{Z} = \mathbf{W}\boldsymbol{\beta} + \boldsymbol{\varepsilon}, \quad \boldsymbol{\varepsilon} \sim N(\mathbf{0}, \boldsymbol{\Sigma}_e) \quad (5.1)$$

が成り立つものと仮定する。このとき、 $\mathbf{Z}$ は $mp \times 1$ の要素を持つベクトルであり、ブロックの i 番目のボクセルの分光ベクトル $\mathbf{Z}_i$ をバンド q における画素濃度値 z_{iq} を用いて

$$\mathbf{Z}_i^t = [z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{ip}] \quad (5.2)$$

と表すとき、

$$\mathbf{Z}^t = [\mathbf{Z}_1^t, \mathbf{Z}_2^t, \dots, \mathbf{Z}_m^t] \quad (5.3)$$

と表される。ここで、 t はベクトルもしくは行列の転置を表す。また、 $\boldsymbol{\varepsilon}$ は $mp \times 1$ の雑音成分ベクトルであり、 $\mathbf{Z}$ と同様にして

$$\boldsymbol{\varepsilon}_i^t = [\varepsilon_{i1}, \varepsilon_{i2}, \dots, \varepsilon_{ip}] \quad (5.4)$$

$$\boldsymbol{\varepsilon}^t = [\boldsymbol{\varepsilon}_1^t, \boldsymbol{\varepsilon}_2^t, \dots, \boldsymbol{\varepsilon}_m^t] \quad (5.5)$$

と表される. β は $kp \times 1$ の重回帰係数ベクトルであり, j 番目の波長帯の係数ベクトルを

$$\beta_j^t = [\beta_{j1}, \beta_{j2}, \dots, \beta_{jk}] \quad (5.6)$$

とすると,

$$\beta^t = [\beta_1^t, \beta_2^t, \dots, \beta_p^t] \quad (5.7)$$

と表される. このとき, k は回帰式の項数の数を示す. 一方, 一般化座標 W は

$$W^t = [W_1^t, W_2^t, \dots, W_m^t] \quad (5.8)$$

と表せ, i 番目の要素 W_i は

$$W_i = \begin{bmatrix} w_i & 0 & \dots & 0 \\ 0 & w_i & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & w_i \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

と表せる. この対角成分 w_i は β の項数 k に応じて決定され, ボクセルの座標を x_i, y_i, t_i とすると,

$$w_i = [1, x_i, y_i, t_i, x_i y_i, x_i t_i, y_i t_i, x_i y_i t_i, \dots] \quad (5.10)$$

と表される $1 \times k$ のベクトルである. たとえば, $k = 4$ のとき $w_i = [1, x_i, y_i, t_i]$ であり, 式 (5.1) は

$$\begin{bmatrix} z_{i1} \\ z_{i2} \\ \vdots \\ z_{ip} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \beta_{11} + \beta_{12}x_i + \beta_{13}y_i + \beta_{14}t_i \\ \beta_{21} + \beta_{22}x_i + \beta_{23}y_i + \beta_{24}t_i \\ \vdots \\ \beta_{p1} + \beta_{p2}x_i + \beta_{p3}y_i + \beta_{p4}t_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \varepsilon_{i1} \\ \varepsilon_{i2} \\ \vdots \\ \varepsilon_{ip} \end{bmatrix} \quad (5.11)$$

となる. 式 (5.1) において, 雑音成分 ε (式 (5.5) 参照) は空間的に無相関であるが, 分光的には相関があるものと仮定する. このとき, 複数分光画像に含まれる雑音成分の分散共分散行列を Σ_e とすると,

$$\Sigma_e = \begin{bmatrix} \Sigma & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Sigma & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \dots & \Sigma \end{bmatrix} \quad (5.12)$$

と表される. ここで, Σ_e は $mp \times mp$ の行列であり, また Σ は式 (5.4) の雑音成分ベクトルの分散共分散行列 ($p \times p$) である. Σ が既知で $\Sigma_e^{-1/2}$ が存在するとき, 新しい統計量

$$\Sigma_e^{-1/2} \varepsilon \sim N(0, I_e) \quad (5.13)$$

が得られるので, 重回帰係数 β の推定値 $\hat{\beta}$ の分布について

$$\hat{\beta} \sim N(\beta, (W^t \Sigma_e^{-1} W)^{-1}) \quad (5.14)$$

という関係が得られる。これにより、ブロックを二分割して得られる2つのサブブロックのそれぞれに対して局所重回帰モデルを当てはめたときの係数 $\hat{\beta}_1, \hat{\beta}_2$ の差の分布が

$$\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 \sim N \left[\beta_1 - \beta_2, ((W_1^t \Sigma_{e1}^{-1} W_1)^{-1} + (W_2^t \Sigma_{e2}^{-1} W_2)^{-1}) \right] \quad (5.15)$$

であることがわかる。したがって、重回帰係数間のマハラノビス距離

$$S = (\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2)^t \Sigma_0^{-1} (\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2) \sim \chi^2(pk) \quad (5.16)$$

が得られる。ここで、

$$\Sigma_0^{-1} = ((W_1^t \Sigma_{e1}^{-1} W_1)^{-1} + (W_2^t \Sigma_{e2}^{-1} W_2)^{-1})^{-1} \quad (5.17)$$

である。式(5.16)に示すように、距離 S は χ^2 分布に従うことから、その重回帰係数間の差が有意であるかどうかを χ^2 検定によって評価することができる。この検定は重回帰係数間の差 $\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2$ は0であるという仮説に対して行うものである。具体的には、距離 S と閾値 T_1 とを比較し、前者の方が大きいときにその仮説を棄却し、係数間には有意な差があると判定する。閾値 T_1 は、重回帰モデルにおける予測誤差の平均二乗和の最小化問題に基づいて理論的に（統計的に）求められる（付録参照）。

実際の分割処理では、図5.4に示す $M \times N \times L$ の画像ブロックにおいて、距離 S をあるブロック上のすべての境界候補（ $(L-1) + (M-1) + (N-1)$ 候補）について計算してそれらの最大値を求めている。その最大値が閾値 T_1 よりも大きい場合には、それを与える境界でブロックを二分割する。また、最大値が閾値 T_1 よりも小さいときは、そのブロックは空間的に分光特性が一樣であるとして分割せず、それ以下の分割処理をストップする。

5.3.2 雑音成分 Σ の推定

前項で述べた分割処理において、式(5.12)の雑音成分 Σ は既知でなければならない。本手法では、これを画像の微分処理によって推定している。ここで、これらの画像の画素濃度の空間的な変化は1次関数で表されるものとする。また、式(5.1)の重回帰モデルにおける雑音成分の構造が複数時刻画像間ですべて同じであるとする。このとき、図5.5(a)のラプラシアンフィルタによるマスク処理を画像に対して施すと、1次関数で表される画像の空間的構造が除去される。したがって、そのときに得られる画素濃度値の2次微分値 d_{ixy} が雑音成分と等価となる。ここで、 d_{ixy} は複数分光画像におけるバンド i の画像上の座標 (x, y) に図5.5(a)のラプラシアンフィルタを施したときの出力値である。このフィルタマスクを画像全体に渡って走査したときの微分値 d_{ixy} の共分散行列を求めると

$$\text{Cov}[d_i \cdot d_j] = 20\Sigma \quad (5.18)$$

なる関係が得られる。ここで、 $\text{Cov}[a \cdot b]$ は a と b の共分散を意味する。また、式(5.18)の係数20は、図5.5(a)のラプラシアンフィルタのウェイトから独立変数の分散式 $V[ax] = a^2 V[x]$

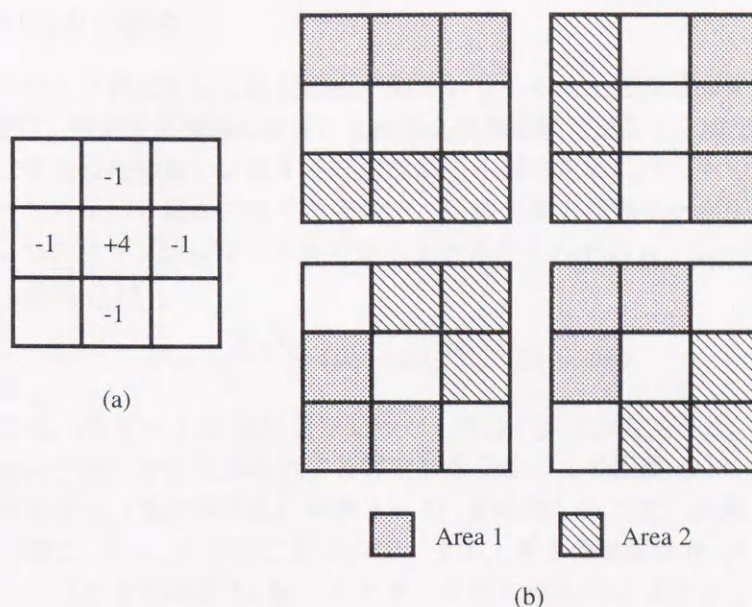


図 5.5: 雑音成分 Σ の推定に用いる微分マスク (a) と 4 方向のエッジ検出用マスク (b)

($V[\cdot]$ は変数 x の分散を意味する) を用いて, $4^2 + 4 \times (-1)^2 = 20$ と計算される. したがって, Σ の各要素の推定値は,

$$\hat{\sigma}_{ij}^2 = \frac{1}{20(M-2)(N-2)} \sum_{m=2}^{M-1} \sum_{n=2}^{N-1} d_{imn} d_{jmn} \quad (5.19)$$

として得られる. この式で, M と N はそれぞれ画像のカラム数とライン数を示し, m, n は画像上の座標値を示す. また, i と j はそれぞれ画像データの波長帯 (バンド) を示す.

画像にエッジが含まれている場合, 画像の空間的構造が 1 次関数で表されるという仮定が崩れてしまうことから微分値 d_{ixy} が非常に大きな値となり, Σ の各要素の推定に誤差が生じる. そこで, エッジが存在することによる Σ の推定精度への影響を軽減するため, エッジが検出された個所で求められた微分値を式 (5.19) の計算から外すことにする. エッジの検出には図 5.5 (b) に示す 4 方向のエッジ検出マスクを用いる. マスク内の局所領域 1, 2 におけるそれぞれの画素濃度平均値の間に有意な差があると判断されるとき, そのマスクが示す方向のエッジがあるとする. 画素濃度平均値間の差の検定には, F 検定を用いる. すなわち, 統計量

$$P = \frac{n(\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2)^2}{V_1 + V_2} \quad (5.20)$$

が閾値 $T_p = F(1, 4; 5\%)$ よりも大きいときに有意な差があるとする. 式 (5.20) において, V_i ($i = 1, 2$) は領域 i における画素濃度値の分散を表す.

実際の処理では, Σ の推定は複数時刻・複数分光画像上のすべての画素データを用いて行っている. また, F 検定によるエッジ検出もすべての画素で行っており, 4 方向のうち 1 方向でもエッジが検出されたときの画素の微分値は式 (5.19) の計算から外している.

5.3.3 画像ブロックの併合

分割後のサブブロック群に対して分光特性が似ているもの同士を同じカテゴリとして併合する。この併合処理は、時間変化領域の検出には直接必要な処理ではなく、検出された変化領域の内容（何から何に変化したのか）に関する詳細な解析作業のために行うものである。また、この併合処理によってカテゴリ数が少なくなるので、処理全体の高効率化が図れる。

分割後のある2つのサブブロックの分光平均ベクトルをそれぞれ $\hat{\mu}_1, \hat{\mu}_2$ とすると、それらの間のマハラノビス距離 D は

$$D = \frac{N_1 N_2}{N_1 + N_2} (\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2)^t \hat{\Sigma}_s^{-1} (\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2) \quad (5.21)$$

と表せる。このとき、 $N_i (i=1,2)$ はサブブロック i 内のボクセル数を、 $\hat{\Sigma}_s$ は画像ブロック全体の分光ベクトルの分散共分散行列に対する推定値を示す。この距離 D は、式 (5.1) において最も簡単な重回帰モデル（重回帰係数の項数 $k=1$ ）を採用したとき、距離 S と一致する。したがって、 S と同様に、 D は χ^2 分布に従うので、その大きさの有意性を χ^2 検定により評価することができる。このときの閾値 T_2 も S のときと同様に理論的に求めることができる。距離 D が閾値 T_2 よりも小さい場合には、そのときの2つのサブブロック間の分光特性は似ているものとしてそれらを併合する。

実際の処理では、サブブロック群をボクセル数の多い順に並べ替えたときの最大のものをカテゴリ中心と考え、それと残りのサブブロックとの間で距離 D を算出し、閾値 T_2 よりも小さいときのサブブロック同士を併合している。このときに併合されなかったサブブロックの中でボクセル数が最大のものを新たなカテゴリ中心とし、併合処理を繰り返していく。この繰り返しは、すべてのサブブロックがいずれかのカテゴリに属するか、独立にカテゴリを形成するまで行われる。これにより、併合処理全体の効率化を図ることができる。

5.4 処理手順

本手法では、簡単な処理で高性能を得たいという考えから、画像ブロックに当てはめる重回帰モデルについては最も簡単なモデル（すなわち重回帰係数の項数が $k=1$ ）を採用することにする。実際にいくつかの複数時刻画像セットに対してこのモデルを当てはめてみたところ、それらの画像に含まれるすべてのカテゴリの分光特性がこのモデルによって十分に記述できることを確認した。項数 $k=1$ のとき、重回帰係数ベクトルの推定値 $\hat{\beta}$ は、当てはめたブロック内の分光平均ベクトルの推定値 $\hat{\mu}$ と一致すると考えてよい。すなわち、

$$\hat{\beta}_l^t = [\hat{\mu}_{l1}, \hat{\mu}_{l2}, \dots, \hat{\mu}_{lp}] \equiv \hat{\mu}_l^t, \quad (5.22)$$

であり、 $\hat{\mu}_{lj} (l=1,2; j=1,\dots,p)$ は l 番目のサブブロックの j バンド目における分光平均値を示す。したがって、距離 S は

$$\begin{aligned} S &= (\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2)^t \Sigma_0^{-1} (\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2) \\ &= \frac{h(m-h)}{m} (\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2)^t \Sigma^{-1} (\hat{\mu}_1 - \hat{\mu}_2), \end{aligned} \quad (5.23)$$

となる。ここで,

$$\begin{aligned}\Sigma_0^{-1} &= (\Sigma/h + \Sigma/(m-h))^{-1} \\ &= \frac{h(m-h)}{m} \Sigma^{-1},\end{aligned}\quad (5.24)$$

であり, m は画像ブロック全体のボクセル数, h は分割境界で隣接する2つのサブブロックのうちの一方のボクセル数である. 式(5.23)は, 距離 D (式(5.23)参照)において分光ベクトルの分散共分散行列 Σ_s を雑音成分の分散共分散行列 Σ に置き換えたものと一致する.

ここで採用した重回帰モデルによると, 分割処理における閾値 T_1 と併合処理における閾値 T_2 とでは統計的に同じ値が得られる. しかしながら, これらの閾値をそのまま用いると, 分割処理において画像ブロックを必要以上に分割してしまうことを実験的に確認した. このときに分割されたサブブロック群は併合処理によって少数のカテゴリに併合されることが予想される. すなわち, このままでは無駄な分割処理を行っていることになる. そこで実際の処理では, 閾値 T_1, T_2 に対しそれぞれを実数倍した $c_1 T_1, c_2 T_2$ を実際の閾値として用いることにより分割および併合のときの判定基準を緩和し, 必要以上の分割およびカテゴリ生成を抑制している. このとき, $c_1, c_2 > 1$ とし, 適当なカテゴリ数が得られるよう実験的に決定している. さらに, $c_1 > c_2$ となるように決定した閾値による処理では, $c_1 < c_2$ のときと比べてより純粋なカテゴリが得られることも実験的に確認した.

以上の分割・併合処理の後, 画像ブロック上で時間軸に垂直な分割境界を識別し, それを変化領域として検出する.

5.5 処理結果および考察

5.5.1 数値実験

ここでは, 提案手法 3D-CLUST の性能を数値実験により評価する. 実験には, 相対的な幾何学的位置ずれや観測条件の違いが完全に補正・正規化されていることを想定して人為的に作成した画像を使用した. 具体的には, 図 5.6 に示すような基本画像 (3 バンド) を 4 時期分用意し, それらに対していくつかの人工的なカテゴリ (変化領域) を加え, さらに分散共分散行列

$$\Sigma = \begin{bmatrix} 4.483 & 0.249 & 0.417 \\ 0.249 & 3.927 & 0.970 \\ 0.417 & 0.970 & 3.007 \end{bmatrix}.\quad (5.25)$$

に従う雑音成分を加えた. 画像サイズは 256×256 画素である. それらの画像を図 5.7 に, さらにそれらの間の変化領域を図 5.8 に示す. 図 5.7 の複数時刻画像に対して 3D-CLUST を適用し変化領域を検出した. その結果を図 5.9 に示す. 図 5.8 と図 5.9 の各結果画像において白く表示されている領域が変化領域を示している. これらを比較すると, 白い領域のパターンが同様に現れていることがわかる. また, 前後の時刻の画像間で, あるカテゴリが別のカテゴリに変

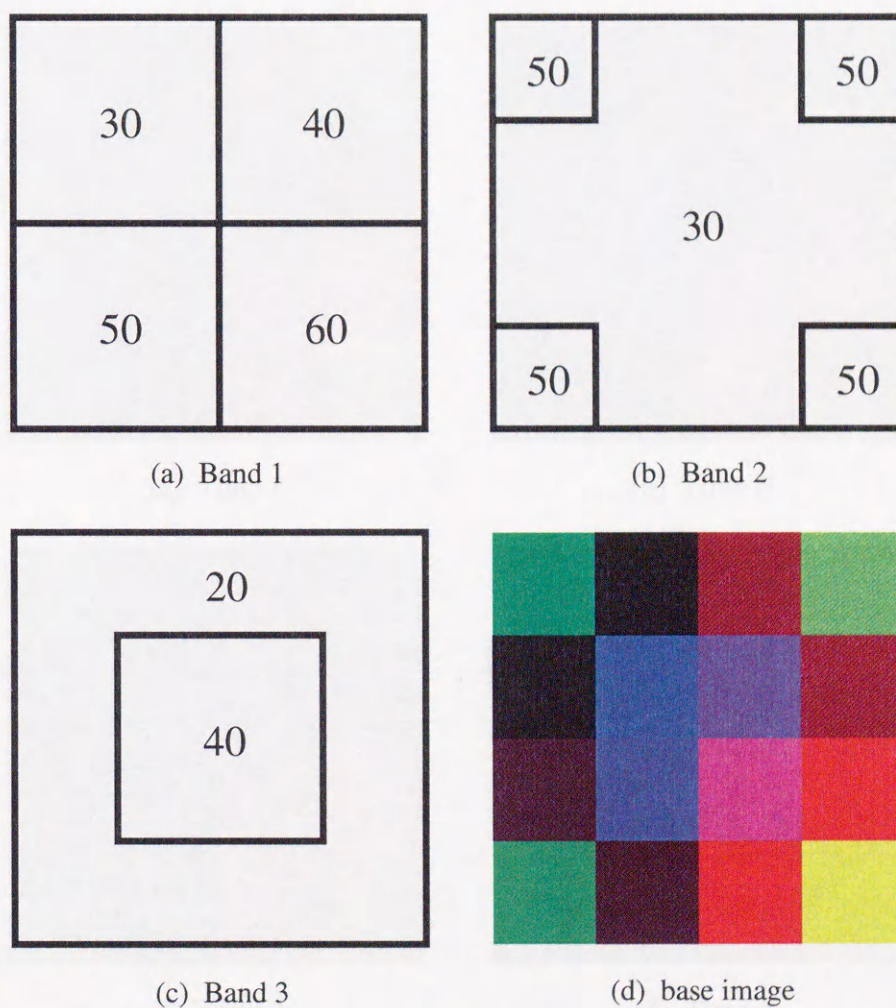


図 5.6: シミュレーションに用いた基本画像の構成: (a) バンド 1 の画像 (R), (b) バンド 2 (G), (c) バンド 3 (B), (d) カラー合成画像 (基本画像)

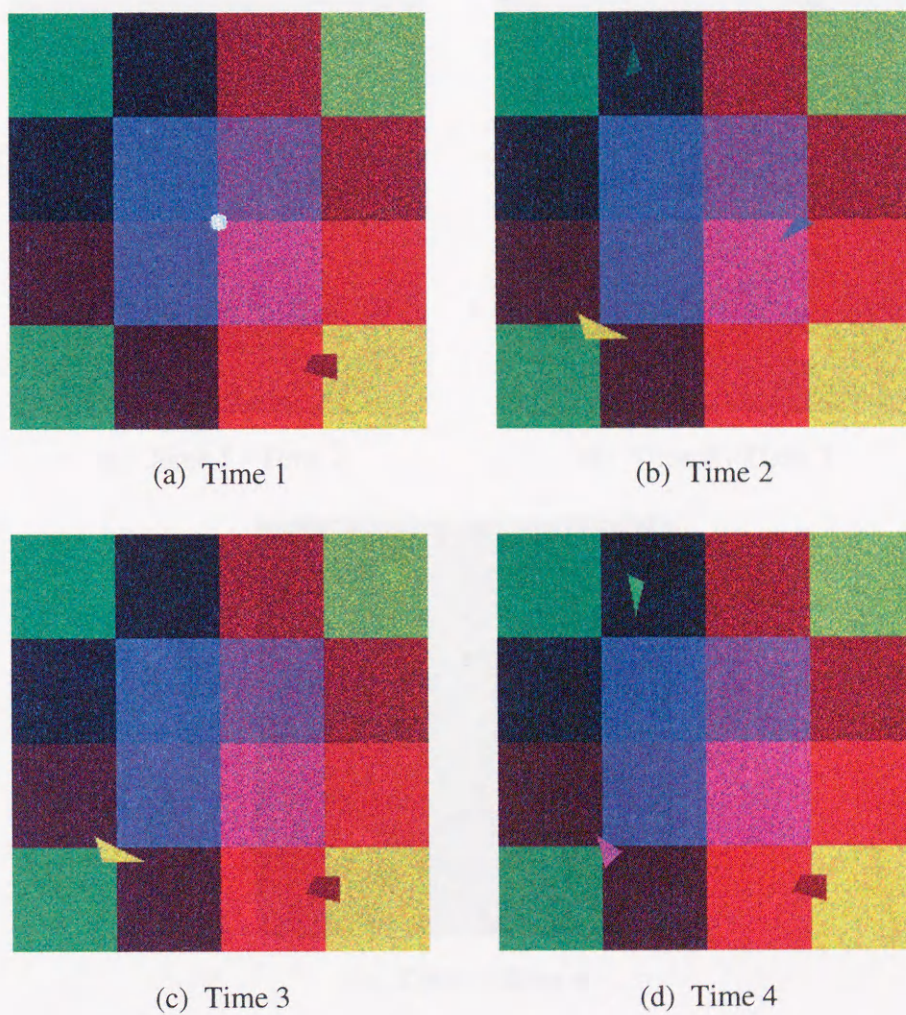
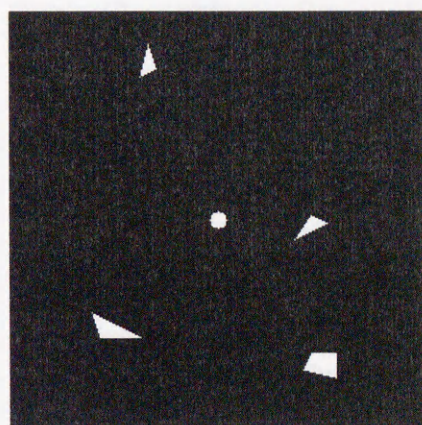
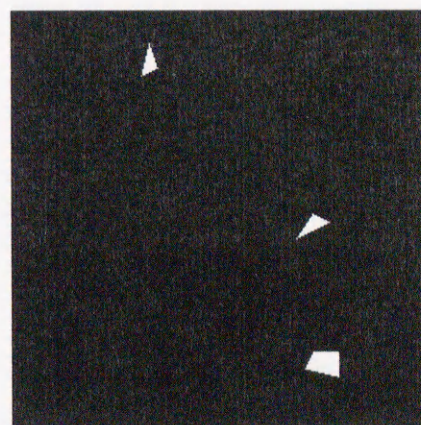


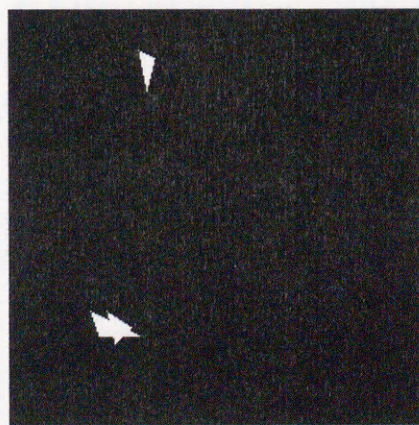
図 5.7: シミュレーション画像 : (a) Time 1 画像, (b) Time 2, (c) Time 3, (d) Time 4



(a) Time 1 - Time 2

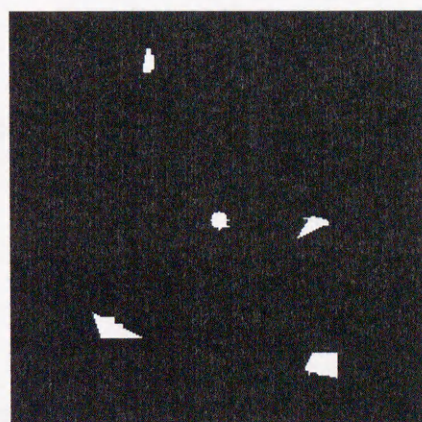


(b) Time 2 - Time 3

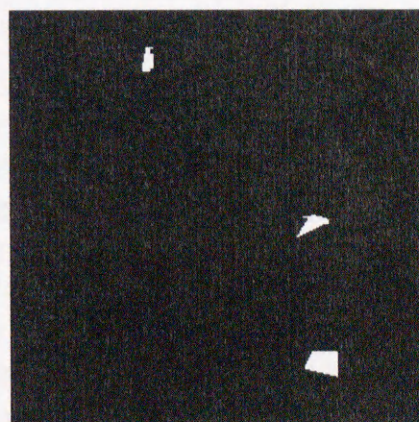


(c) Time 3 - Time 4

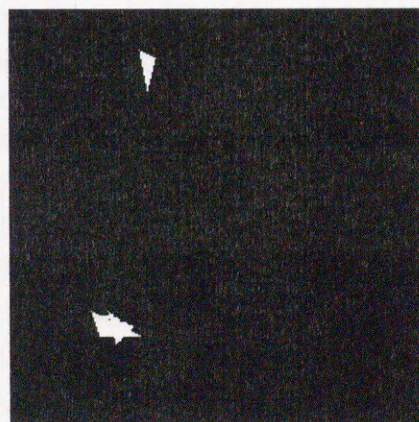
図 5.8: シミュレーション画像における変化領域 (白い部分): (a) Time 1 から Time 2 への変化領域, (b) Time 2 - Time 3, (c) Time 3 - Time 4



(a) Time 1 - Time 2



(b) Time 2 - Time 3



(c) Time 3 - Time 4

図 5.9: 変化領域の検出結果 (白い部分): (a) Time 1 から Time 2 への変化領域, (b) Time 2 - Time 3, (c) Time 3 - Time 4

化しているような領域も正確に検出されていることが確認できる。これらのことから、本手法によれば雑音成分の影響を受けにくい高精度の変化領域検出が可能であることがわかる。

次に、従来手法との比較のために、図 5.7 (a)–(d) に示した変化領域を含む 4 時刻画像を

Time	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Image	(a)	(b)	(c)	(d)	(d)	(c)	(b)	(a)	(a)	(c)
Time	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
Image	(d)	(b)	(b)	(d)	(a)	(c)	(c)	(a)	(d)	(b)

のように並べて 20 時刻画像を作成し、それらに対して本手法および従来手法を適用した結果を示す。ここで作成した 20 時刻画像の各画像には異なる分散・共分散行列に従う雑音成分を新たに加えた。また、従来手法としては、20 時刻画像のうちの連続した 2 時刻間の差分画像を求めることにより変化領域を検出した。このとき、画像の各画素が 3 バンドの分光ベクトル値で表されることから、2 時刻画像間における各画素の分光ベクトル間の差（差分ベクトル）のノルム値を計算し、それがある閾値以上になる画素を変化領域として検出した。ここでは、その閾値を 6.8 および 9.5 とした。まず、変化領域がある場合の例として、時刻 2–時刻 3 の間における変化領域の検出結果を示す。各時刻の画像を図 5.10 (a), (b) に、それらの間に含まれる変化領域を図 5.10 (c) に示す。さらに、各手法による変化領域の検出結果を図 5.11 にそれぞれ示す。各図では、検出結果の比較を行いやすくするために変化領域を赤く表示している。閾値を 6.5 以上としたときの差分画像の結果（図 5.11 (b)）を見てみると、実際の変化領域以外のところにパルス状の誤った変化領域が検出されており、検出精度が悪くなっていることがわかる。そこで、それらの誤った変化領域の検出を抑えるために閾値を 9.5 以上にとると、図 5.11 (c) に示すように、逆に実際の変化領域の検出精度が悪くなってしまった。しかしながら、図 5.11 (d) の本手法による結果では、パルス状の誤った変化領域が検出されず、さらに実際の変化領域の検出精度も従来手法に比べて良いことが確認できる。この他、変化領域がない時刻間（たとえば、時刻 4–時刻 5）における変化領域の検出結果を見てみると、従来手法ではパルス状の誤った変化領域が検出されてしまっているのが見られたが、本手法ではそのようなものはまったく検出されていなかった。以上のことから、本手法のように画像をブロックとして扱えば雑音成分の影響を抑えることができ、そのため高精度の変化領域検出が可能となることがわかる。

5.5.2 実画像への適用

実際に東京地方を Landsat/TM センサによって観測した複数時刻画像に本手法を適用してみた。ここで用いた複数時刻画像は、6 時刻 7 バンド、 512×512 画素領域で構成されている。また、観測日時は、1984 年 7 月 31 日（Time 1）、1986 年 1 月 10 日（Time 2）、1986 年 8 月 6 日（Time 3）、1987 年 6 月 24 日（Time 4）、1988 年 3 月 3 日（Time 5）、さらに 1988 年 10 月 14 日（Time 6）の 6 時刻である。これらの画像を図 5.12 に示す。これらに対して ARTSIM による画像間の相対的な幾何学的位置ずれの補正を行い、さらに重回帰分析による観測条件の違いの正規化を行った。正規化処理では、各画像の 7 バンドのうちそれぞれ 6 番目のバンド画像データを除いて処理を行った。これは、6 番目のバンド画像データが近赤外域を観測したものであり、

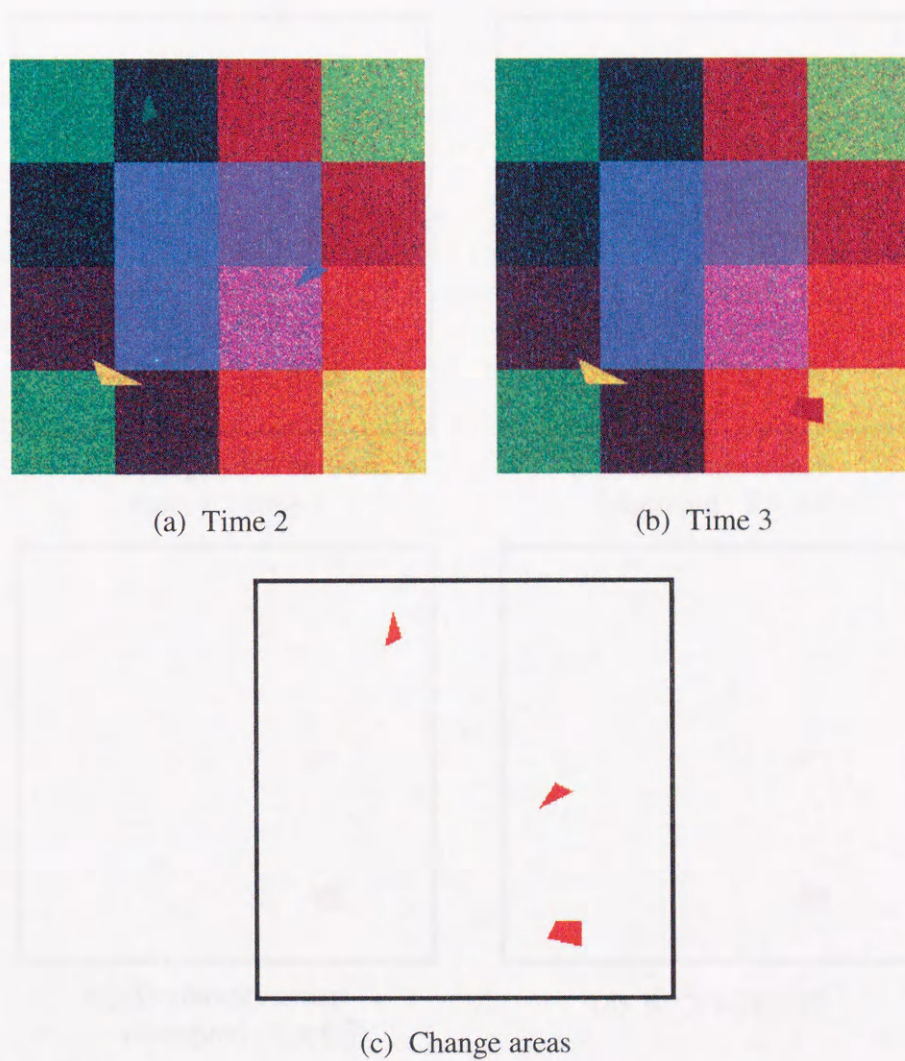


図 5.10: Time 2 – Time 3 間の変化領域 : (a) Time 2, (b) Time 3 画像, (c) 変化領域 (赤い部分)

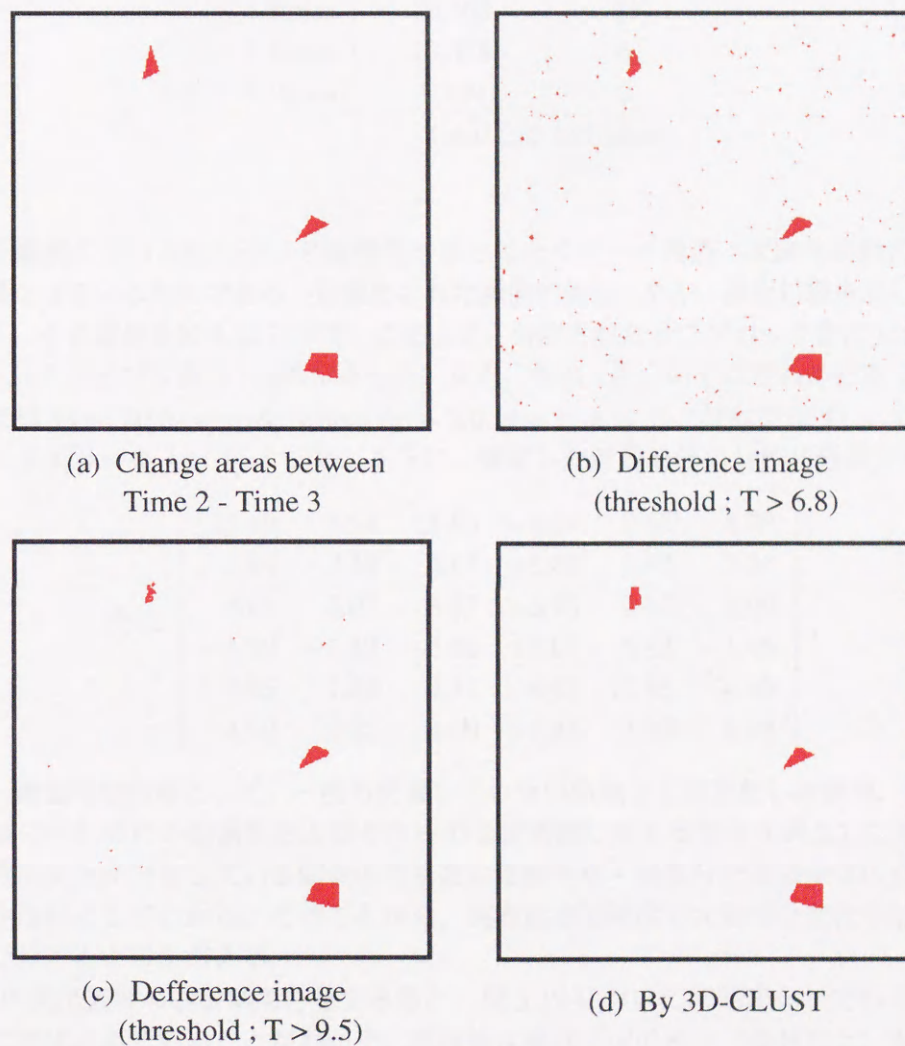


図 5.11: Time 2 - Time 3 間の変化領域の検出結果 (赤い部分): (a) 差分画像 (差分ベクトルのノルム値が 6.8 以上), (b) 差分画像 (差分ベクトルのノルム値が 9.5 以上), (c) 3D-CLUST による結果

表 5.1: 変化領域の検出における数値結果

Change	No. of pixels	Ratio [%]
no	210,918	80
1 times	30,768	12
2 times	15,368	6
3 times	5,120	2

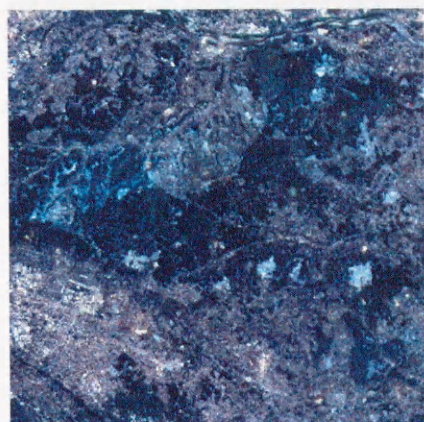
Total 262,144 pixels.

可視光域を観測している他のバンド画像データとは全くデータ構造（太陽光反射に基づく相関構造）が異なっているためである。正規化された画像に対し、分割・併合処理を施して変化領域を検出した。その結果を図 5.13 に示す。このとき、分割されたサブブロック数は 155,271 ブロック、併合されたカテゴリ数は 1,498 であった。また、分割・併合のそれぞれの処理で用いた閾値は、前者では $T_1 = 30.0 (= c_1pk, \text{ where } c_1 = 5.0, p = 6, k = 1)$ 、後者では $T_2 = 18.0 (= c_2pk, \text{ where } c_2 = 3.0, p = 6, k = 1)$ とした。さらに、推定した雑音成分の分散共分散行列は

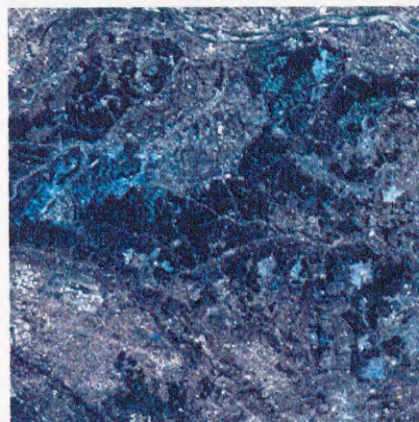
$$\hat{\Sigma} = \begin{bmatrix} 12.49 & 5.94 & 8.85 & -4.22 & 2.65 & 4.92 \\ 5.94 & 3.53 & 5.07 & -1.32 & 1.86 & 2.53 \\ 8.85 & 5.07 & 8.57 & -3.66 & 2.12 & 4.00 \\ -4.22 & -1.32 & -3.66 & 17.01 & 6.42 & -1.43 \\ 2.65 & 1.86 & 2.12 & 6.42 & 12.46 & 4.90 \\ 4.92 & 2.53 & 4.00 & -1.43 & 4.90 & 5.82 \end{bmatrix}.$$

であった。数値的な結果として、一度も変換していない領域と 1 回変化した領域、2 回、3 回変化した領域のそれぞれの画素数およびそれらの全画素数に対する割合を表 5.1 に示す。これを見ると、時間変化が発生している領域の画素数は複数時刻・複数分光画像全体の画素数に比べて非常に少ないことがわかる。このことから、実際には短期間で大規模な変化が起こることはほとんどないことがうかがえる。

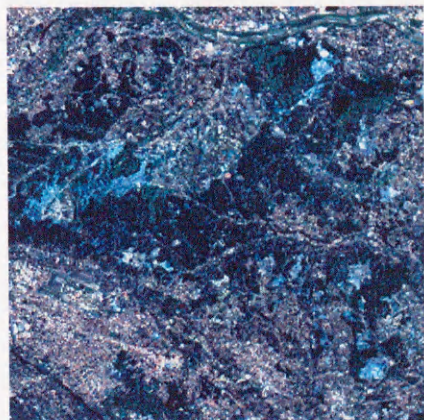
図 5.13 の変化領域の検出結果を見てみると、図 5.12 において時間変化している領域がほとんど正確に検出されていることがわかる。原画像は東京近辺の植生（森林など）がある地域を観測したものであることから、検出結果にはその季節変化も含まれていると考えられる。しかし、森林に覆われていた地域において都市開発によりビルや家などの建造物が建てられたと考えられる領域や、都市部や裸地において植林が行われたと考えられる領域なども検出されていることが認識できる。実際、原画像が観測された期間には都市開発や植林などが頻繁に行われていた。このことを詳しく見るために、そのような変化が発生したと考えられるいくつかの局所領域において分光平均ベクトルを求めてみた。それらを 5.14 に示す。この図の上下のグラフの組 ((a) と (b), (c) と (d), (e) と (f)) はそれぞれ同一の局所領域における別の時刻間での分光平均ベクトルの変化を示している。上が時間変化が発生した時刻間、下が発生しなかった時刻間のグラフである。時間変化が発生しているグラフ（上）のうち (a) と (e) を見てみると、土



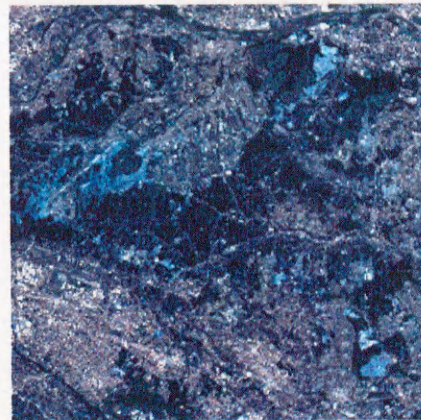
(a) July 31, 1984 (Time 1)



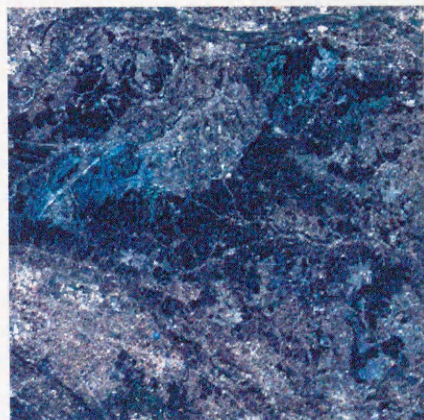
(b) January 10, 1986 (Time 2)



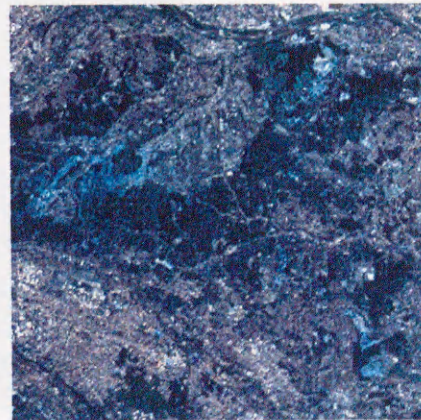
(c) August 6, 1986 (Time 3)



(d) July 24, 1987 (Time 4)



(e) March 3, 1988 (Time 5)



(f) October 14, 1988 (Time 6)

図 5.12: 原画像 (6 時刻の Landsat/TM 画像)

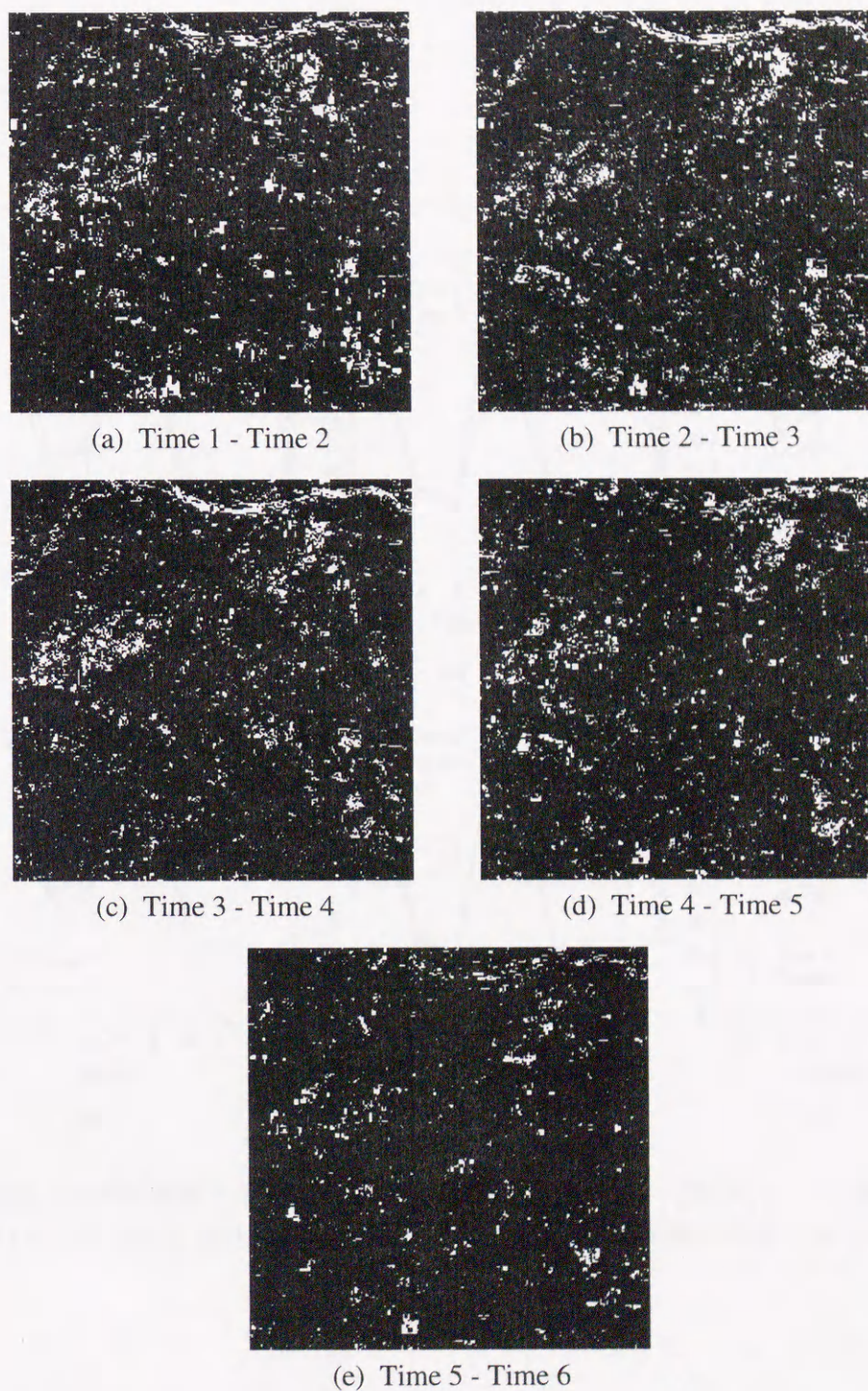


図 5.13: 変化領域の検出結果 (白い部分) : (a) Time 1 から Time 2 への変化領域, (b) Time 2 - Time 3, (c) Time 3 - Time 4, (d) Time 4 - Time 5, (e) Time 5 - Time 6

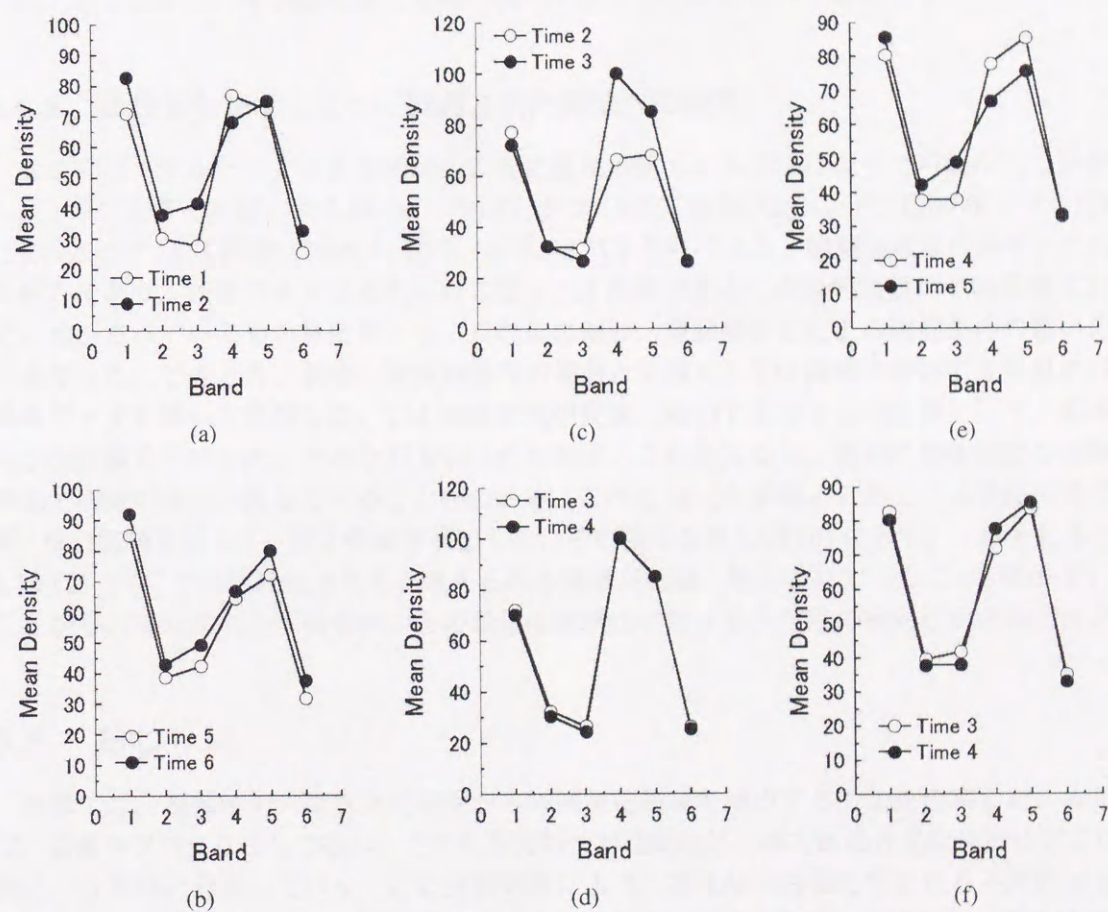


図 5.14: 画像上の局所領域における分光平均ベクトルの変化 (上: 変化あり, 下: 変化なし, (a) と (b), (c) と (d), (e) と (f) はそれぞれ同一領域における別時刻間の分光平均ベクトル変化を示す)

(裸地)があることを示すバンド3の値が前後の時刻で高くなっているのに対し、植生があることを示すバンド4の値が低くなっていることがわかる。このことから、これらの領域においてはそれぞれの時刻間で森林などが伐採されたと考えられる。また(c)では、バンド3の値が前後の時刻で低くなっているのに対し、バンド4の値が高くなっている。したがって、その領域ではTime 2からTime 3の時刻間に植林が行われたと考えられる。これらのことから、本手法により都市開発や植林などの進捗状況を把握できることがわかる。

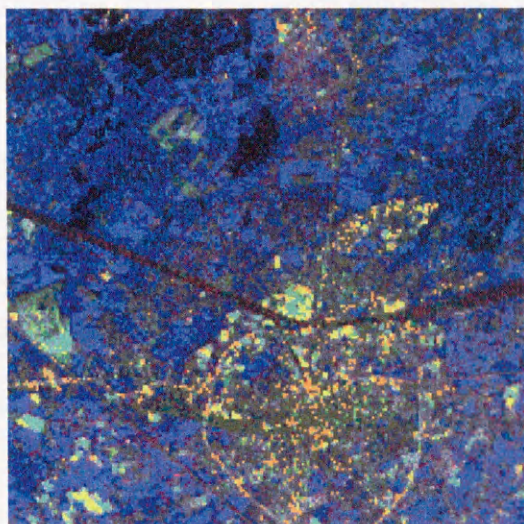
以上のことから、本手法の変化領域の検出手法としての有効性が確認できた。

5.5.3 異なるセンサによって観測された画像への適用

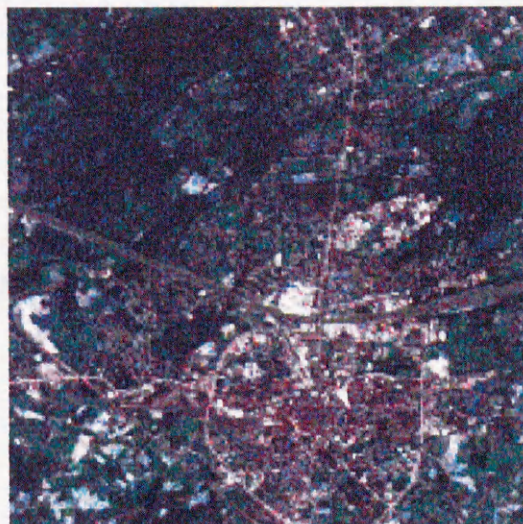
ここでは、マルチセンサ画像間からの変化領域の検出が本手法によって可能かどうかを確認した。用いたデータは、図5.15(a), (b)のSPOT/HRV画像(3バンド, 1995年5月4日観測)とLandsat 7/TM画像(1999年10月18日, 8バンド)である。観測地域はベルギーのハッセル地方であり、画像サイズはそれぞれ 512×512 画素である。相対的な幾何学的位置ずれがすでに補正されているものを使用した。これらに対し、重回帰分析による観測条件の違いの正規化を行った。このとき、前項の実画像処理の場合と同様に、TM画像において6番目のバンド画像データを除いて処理した。TM画像を説明変数、SPOT画像を目的変数として、前者からの予測画像を作成した。それを図5.15(c)に示す。これを見ると、画像の全体的な分光特性がSPOT画像にほぼ一致していることがわかる。これとSPOT画像とに対して本手法に基づく分割・併合処理を施して、変化領域を検出した。その結果を図5.15(d)に示す。これを見ると、図5.15(a)と(c)で時間変化であると考えられる領域が正確に検出されていることがわかる。このことから、マルチセンサ画像間からの変化領域検出に対する本手法の有効性が確認できた。

5.6 おわりに

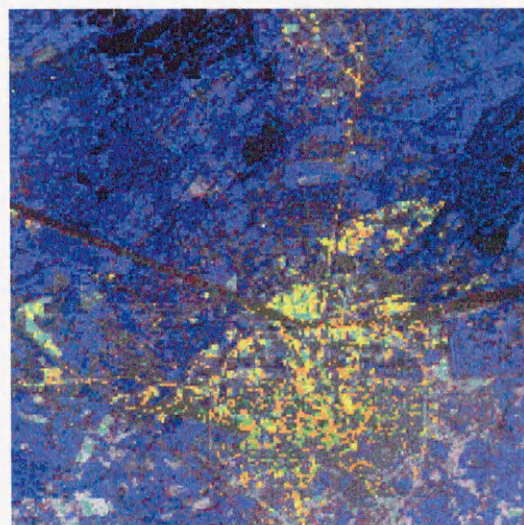
本章では、複数時刻・複数分光画像から時間変化領域を検出する方法を提案した。本手法では、画像をブロックとして扱い、これを分光特性が空間的に一様であると見なせるサブブロック群に二分木状に分割していく。この分割処理により、複数時刻画像に含まれる不変領域を、画像平面の x, y 方向だけでなく時間軸方向にもクラスタリングすることができた。この処理では、画像の3つの特性(分光特性、空間特性、時間特性)の情報を組み合わせて用いてクラスタリングを行っていることになるので、画像の雑音成分の影響を抑えた高精度のクラスタリングが可能となった。実際の処理ではこのクラスタリング結果における時間軸上の分割境界を変化領域として検出していることから、高精度の変化領域の検出が可能となった。また、重回帰分析を用いた画像の正規化手法によりシステムティックエラーに起因する見かけの変化の検出を防ぐことが可能となり、さらに異なるセンサによって観測された複数時刻画像への適用も可能となった。数値実験において、人為的に変化領域と雑音成分を加えた複数時刻・複数分光画像に本手法を適用したところ、雑音成分の影響を受けずに精度良く変化領域を検出することができた。また、実際にリモートセンシングによって得られた複数時刻・複数分光画像、マルチセン



(a) SPOT / HRV image



(b) Landsat 7 / TM image



(c) Prediction image of (a) from (b)

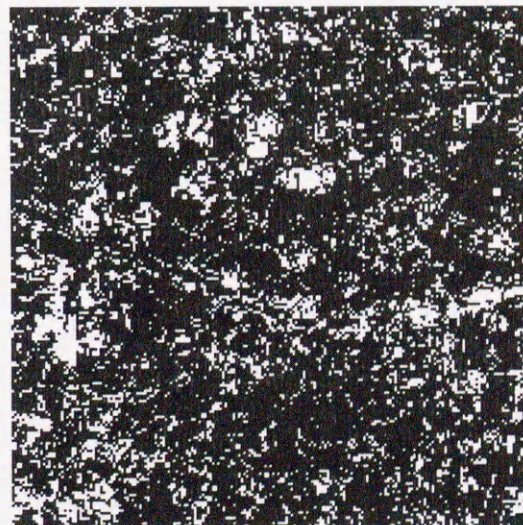
(d) Change areas detected
by 3D-CLUST

図 5.15: 異なるセンサによって観測された画像への適用 : (a) SPOT / HRV 画像, 1995 年 5 月 4 日観測 (Time-1), (b) Landsat 7 / TM 画像, 1999 年 10 月 18 日観測 (Time-2), (c) 正規化によって得られた (b) から (a) への予測画像, (d) 変化領域の検出結果 (白い部分)

サ画像に本手法を適用したところ、現実に変化した領域を精度良く検出することができた。これらのことから、本手法の有効性が確認できた。なお、5.5.3 項のマルチセンサによって観測した画像への適用で使用した Landsat 7/TM 画像と SPOT/HRV 画像は、IEEE の GRSS Data Fusion Committee から提供を受けたものである。

今後の課題としては、さらなる検出精度や処理効率の向上が挙げられる。また、分割・併合処理における最適な閾値の決定（係数 c_1, c_2 の決定）方法についても今後の課題としたい。本手法は、時間変化の内容（何から何に変化したのか）に関する詳細な解析のための前処理として位置付けることができる。したがって、その解析作業（たとえば、[11] を用いる解析）において、本手法で検出された領域のみ扱うようにすればより高精度で効率的な解析が行えるのではないかと考えられる。

付録：分割・併合処理における閾値の設定方法

閾値の設定法に関しては，局所回帰モデルの残差平方和に基づいたモデル選択問題として取り扱う。

まず，分割境界で隣り合う2つのサブブロック R_1, R_2 に当てはめた局所回帰モデルの係数をそれぞれ β_1, β_2 とする．これらの間の差を比較するための統計量

$$\xi = \beta_1 - \beta_2 \quad (5.26)$$

を定義する．この ξ に対する次の2つのモデルを考える．

$$[\text{Model1}] : \xi \neq 0 \quad (\beta_1 \neq \beta_2) \quad (5.27)$$

$$[\text{Model2}] : \xi = 0 \quad (\beta_1 = \beta_2) \quad (5.28)$$

これらの予測値は

$$\hat{\xi}_1 = \hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2 \quad (\xi \neq 0) \quad (5.29)$$

$$\hat{\xi}_2 = 0 \quad (\xi = 0) \quad (5.30)$$

のようにそれぞれ与えられる．したがって，各々のモデルを採用した場合の平均二乗誤差（分散共分散行列で基準化）は，それぞれ

$$E_1 = E[(\hat{\xi}_1 - \xi)^t \Sigma_0^{-1} (\hat{\xi}_1 - \xi)] \quad (5.31)$$

$$E_2 = \xi^t \Sigma_0^{-1} \xi \quad (5.32)$$

となる． $E[\cdot]$ は期待値を表す．これらの推定値として

$$\hat{E}_1 = pk, \quad (5.33)$$

$$\hat{E}_2 = \xi_1^t \Sigma_0^{-1} \xi_1 - pk \quad (5.34)$$

を得る．このとき， p はバンド数， k は回帰係数 $\hat{\beta}$ の項数をそれぞれ示す．式 (5.34) の導出には

$$E[\hat{\xi}^t \hat{\xi}] = \xi^t \xi + \text{Var}[\hat{\xi}] \quad (5.35)$$

なる関係を用いた．これらのモデルによれば，平均二乗誤差に対する推定値がより小さくなるように局所回帰モデルが選択されることを意味する．ここで， $\hat{E}_1 = \hat{E}_2$ のときをモデル選択の閾値とすると

$$(\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2)^t \Sigma_0^{-1} (\hat{\beta}_1 - \hat{\beta}_2) = 2pk. \quad (5.36)$$

となり，これと式 (5.20) との関係から，閾値 T_1 （もしくは T_2 ）が

$$T_1 = 2pk. \quad (5.37)$$

として得られる．分割が行われるのは $\hat{E}_1 < \hat{E}_2$ のときで， $S > 2pk$ に対応する．

分割処理における統計的検定はマハラノビス距離 S の最大値に対して行う。そのため、この検定は普通の S に対する検定に比べてより厳しいものになることを意味する。そこで実際の処理では、式 (5.36) で導出した閾値 $2pk$ をボンフェロニの不等式 (Bonferroni inequality) [16] により補正して用いる。閾値 T が自由度 pk の χ^2 分布の α パーセント点と一致すると仮定する。すなわち、

$$\chi^2(\alpha; pk) = T. \quad (5.38)$$

である。このとき、補正した閾値 T' は

$$T' = \chi^2(\alpha/r; pk), \quad (5.39)$$

によって計算される。ここで、 r はボクセル数が $M \times N \times L$ であるブロックの分割境界の候補数 ($= M + N + L - 3$) を示す。

参考文献

- [1] A. Sigh, "Digital Change Detection Techniques using Remotely Sensed Data," *Int. J. Remote Sensing*, vol.10, no.6, pp.989-1003, 1989.
- [2] M. J. Eden and J. T. Parry, "Remote Sensing and Tropical Land Management," pp.237-254, Wilkey, 1986.
- [3] S. Takeuchi, "Landcover Change Extraction by Considering the Ambiguity of Pixel Information," *J. JSPRS*, vol.30, no.4, pp.65-70, 1991.
- [4] L. Bruzzone and S. B. Serpico, "An Iterative Technique for the Detection of Land-Cover Transitions in Multitemporal Remote-Sensing Images," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.35, no.4, pp.858-867, 1997.
- [5] L. Bruzzone and D. F. Prieto, "Automatic Analysis of the Difference Image for Unsupervised Change Detection," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.38, no.3, pp.1171-1181, 2000.
- [6] S. Gordon, "Utilizing Landsat Imagery to Monitor Land Use Change: A Case Study of Ohio," *Remote Sensing of Environment*, vol.9, pp.189-196, 1980.
- [7] M. J. Carlotto, "Detection and Analysis of Change in remotely Sensed Imagery with Application to Wide Area Surveillance," *IEEE Trans. Image Processing*, vol.6, no.1, pp.189-202, 1997.
- [8] X. Dai and S. Khorram, "The Effects of Image Misregistration on the Accuracy of Remotely Sensed Change Detection," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.36, no.5, pp.1566-1577, 1998.
- [9] R. Salvador and X. Pons, "On the Reliability of Landsat TM for Estimating Forest Variables by Regression Techniques: A Methodological Analysis," *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, vol.36, no.6, pp.1888-1897, 1998.
- [10] T. Yamamoto, H. Hanaizumi, S. Chino, "A Change Detection Method for Remotely Sensed Multi-Spectral and Multi-Temporal Images using 3-D Segmentation," *Proc. IGARSS'99*, pp.77-79, 1999.

- [11] H. Hanaizumi, S. Chino, and S. Fujimura, "A Method for Change Analysis with Weight of Significance using Multi-Temporal Multi-Spectral Images," Proc. SPIE, vol.2315, pp.282-288, 1994.
- [12] 花泉弘, 山本貴弘, 藤村貞夫, "衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法," 計測自動制御学会論文集, Vol.33, no.2, pp.81-86, 1997.
- [13] H. Hanaizumi and S. Fujimura, "An Automated Method for Registration of Satellite Remote Sensing Images," Proc. IGARSS'93, pp.1348-1350, 1993.
- [14] 山本貴弘, 花泉弘, "衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法の改良," 計測自動制御学会論文集, vol.36, no.12, 2000.12. もしくは vol.37, no.1, 2001.1. に掲載予定.
- [15] H. Hanaizumi, H. Okumura, H. Tsubaki and S. Fujimura, "A Method for the Clustering of Remotely Sensed Multispectral Images by using Statistical Test for Spatial Uniformity," Proc. IGARSS'88, pp.911-912, 1988.
- [16] 竹内啓他編集, "統計学辞典," 東洋経済新報社, 1989.

Chapter 6

結論

本論文では、リモートセンシング画像から観測地域の時間変化の情報を抽出する方法について議論してきた。リモートセンシング画像には、実際の分光特性の変化だけでなく、見かけの変化も含まれている。見かけの変化としては、画像間の相対的な幾何学的位置ずれと、観測値に対するシステムティックエラー（画素濃度の平均値やコントラストの違いなど）およびランダムノイズ（雑音成分）がある。実際の変化情報のみを精度良く得るためには、まずこれらの見かけの変化を画像から除去する必要がある。そこで本論文では、見かけの変化としての位置ずれを高精度に補正する手法（画像の重ね合わせ手法）を開発し、さらにそれを土台として各種エラーやノイズの影響を受けない高精度の時間変化領域抽出手法を開発した。

具体的には、次の4つの事項を研究課題とした。

- (1) 三角形分割を用いた新しい高精度自動重ね合わせ手法の開発
- (2) 空間分解能の異なる画像間の自動重ね合わせ手法の開発
- (3) 局所的に複雑な位置ずれを含む画像間の高精度自動重ね合わせ手法の開発
- (4) 複数時刻画像からの高効率かつ高精度時間変化領域抽出法の開発

研究課題(1)では、同一センサによって観測された画像を対象とした自動重ね合わせ手法を提案した。画像間の座標変換関数の決定問題を解決するために、変換関数の曲面で記述される位置ずれの大きさを得られた対応点对を頂点とする三角形平面の網目で線形近似する手法を提案した。具体的には、得られた対応点对を用いて画像を三角形の小領域に分割し、三角形毎のアフィン変換を施すことによって変換関数が未知のまま画像を精度良く重ね合わせることが可能となった。さらに、面積相関法に基づく対応点对の探索処理を2段階に分けて行うようにすることによって、周期的な構造や時間変化が含まれるような画像対においても正確な対応点对が生成できるようになった。また、本手法では、画像間の相対的な位置ずれを線形(1次)変換で補正できるものとそうでないものとに分けて考え、それらを階層的に補正している。1次変換で補正できるものとしては画像間の相対的な回転・平行移動成分に着目し、これらの自動検出・補正を可能とした。回転成分については、画像の投影データを利用することで回転中心が分からなくても検出できることを示した。また、実際に同一センサによって観測された画像に本手法を適用したところ良好な結果を得ることができた。

研究課題(2)では、異なるセンサによって観測された画像間の重ね合わせ手法を提案した。具体的には、マルチセンサ間の空間分解能の違いにより生じる画像データの縮尺の相違に着目し、その縮尺率を精度良く推定する手法を提案した。この手法は、研究課題(1)における回転成分の検出法を拡張したものである。これによりマルチセンサ画像間の重ね合わせが可能となった。この手法によれば、局所的に見たときには識別できなかった変化情報を洗い出すことが可能になると考えられる。さらに、センサフュージョンを用いた詳細な情報解析も行えるようになると考えられる。また、画素数の大きな画像対に対する重ね合わせ処理の効率化を図るために、対応点对探索処理を高速に行う手法も提案した。これは、マスク探索にかかる手間をいくらか省くことを目的として画像のピラミッド構造を利用したものである。その他に、画素濃度の変化が急激な領域(沿岸部など)を含む画像対において対応関係が誤って生成されてしまった対応点对を除去する手法も提案した。さらに、画素濃度値ヒストグラムの形状の近さを指標とした新たな対応点对探索手法を開発し、そのような画像対における正確な対応点对の生成を可能とした。

研究課題(3)では、研究課題(1)で提案した対応点对探索手法をさらに発展させて、位置ずれの大きさが局所的に大きく異なるような画像対に対する高精度重ね合わせ手法を提案した。この手法では、画像中で位置ずれが最大になる位置に対応点对を選定していくので、画像間に含まれる複雑な位置ずれに対して最適な配置・個数の対応点对が得られようになった。位置ずれの大きさの指標としては画像のオプティカルフローを用いた。このとき、フローベクトルの長さや位置ずれの大きさとの順序関係が保たれるようにフロー検出処理に対していくつかの対策を施した。実際の処理では、フローベクトルの長さが最大となるところに対応点对を生成していき、それをフローがある閾値以下になるまで繰り返している。これにより重ね合わせ精度の保証も可能となった。また、この手法を発展させてサブピクセル精度の対応点对生成手法も開発した。この手法によれば、より高精度の重ね合わせが可能となることを示した。

研究課題(4)では、複数時刻画像からの時間変化領域の検出手法を提案した。これは、複数時刻画像を画像空間と時間軸で構成される3次元空間上の画像ブロックとして扱い、これを分光特性が一樣と見なせるサブブロックになるまで分割していく手法である。このとき、複数時刻画像をブロックとして扱えるようにするために、重回帰分析を用いてシステムティックエラーを正規化する手法も提案した。これは、マルチセンサ画像からの変化領域検出を可能とするものでもある。本手法では、分割処理におけるブロックの分光特性の一樣性の判断に、ある分割境界で隣接する2つのサブブロックのそれぞれに当てはめた重回帰モデルの係数間の差(距離)を用いた。その差が有為であるかどうかを統計的な検定によって判定し、有為である場合にはそのときの境界でブロックを二分している。この処理をすべてのサブブロックの分光特性が一樣となるまで繰り返している。このように、画像をブロックとして扱うことから、画像の3つの特性(分光特性、空間特性、時間特性)の情報を組み合わせて用いた不変領域クラスタリングが行えるようになっている。このことから、本手法によって雑音成分の影響を受けにくい高精度の不変領域のクラスタリングが可能となった。さらに、時間変化領域の検出は、分割結果において時間軸上のブロック境界を識別することにより行われるので、高精度の変化領域抽出が可能となった。また、分割処理は二分木状に進んでいくことから、変化領域の空間情報が簡

単に得られ、後に続く変化の内容（何から何に変化したのか）に関する詳細な解析が効率良く行えるようになると考えられる。

本研究により得られた成果は、地球環境モニタリングへのリモートセンシング画像データの応用に大きく貢献できるものと期待される。現在の環境問題の状況を正確に把握するためには、リモートセンシング画像データから観測地域の情報を詳細に精度良く抽出することが前提条件となる。そのためには、単一時刻の画像データだけではなく、複数時刻に得られた画像データを総合的に利用することが有効である。本研究で提案した各手法は、これを可能とするものである。また、重ね合わせ手法 ARTOFL を応用して画像からの 3 次元地形情報の抽出を開発し、それと本論文で提案した時間変化領域の検出手法を併せて応用すれば、より詳細な地球環境の解析が可能となることが期待できる。これらのことから、本研究によって環境モニタリングを目的としたリモートセンシングによる情報収集・解析技術がさらに発展し、リモートセンシングの利用範囲がさらに拡大されるであろう。

今後の課題としては、以下に述べる 3 つの事項が挙げられる。

まず一つは、時間変化領域の内容に関する解析手法の開発である。本論文で提案した変化領域抽出手法 3D-CLUST では、変化領域の場所を検出しているだけである。しかし、実際の環境モニタリングにおいては、その変化の内容の詳細、すなわち何から何に変わったのかという情報が必要となる。変化の内容が分かれば、たとえば観測地域の土地被覆に対する詳細な分類も可能となるはずである。このことから、変化の内容を詳細に解析する手法の開発が今後の課題の一つとして挙げられる。

次に挙げられるのは、リモートセンシング画像からの 3 次元の地形情報の抽出手法の開発である。これについては、先ほど ARTOFL を応用することで実現できるとした。しかし、ステレオペアから地形情報を抽出するには、それらの画像間に対して全画素マッチングを行うことが必須である。また、できるだけ精度の良い 3 次元地形情報を得るためには、サブピクセル精度のマッチングが行えることが望ましい。本研究で提案した ARTOFL では、サブピクセル精度の全画素マッチングが行えるところまで到達していない。そこで、具体的な課題としては、本手法における画像のオプティカルフローの検出精度の向上およびサブピクセル精度の対応点対生成手法の再検討などにより、さらに重ね合わせの精度を向上させることが挙げられる。

最後に、本論文の各提案手法を用いた環境モニタリングシステムの構築が今後の課題として挙げられる。環境モニタリングを行うにあたっては、これまで述べてきたようなリモートセンシング画像からの情報抽出手法による解析結果を画像表示するだけでは十分ではない。たとえば、土地被覆の時間変化に関しては、変化の場所や内容などの情報が検出されただけでは不十分であり、その変化の要因や背景、変化の影響などを見出すことがモニタリングの最終目的である。そのような最終結果を得るためには、リモートセンシングによる解析結果を、既存の地図に描かれた地図情報と組み合わせてさらに分析する必要がある。リモートセンシングによる環境モニタリングの実用化に当たっては、こうした分析技術の確立も重要な課題である。しかし、紙の地図を用いる限り、それと計算機によるリモートセンシング画像の解析結果などの多くの情報とを同時に表示したり、組み合わせて分析することは困難である。こうした困難を解決する一つの方法として、最近では地理情報システム（GIS : Geographic Information Sysytem）の

研究が進められている。これは、リモートセンシングデータや地図データが空間や土地に結びつけることのできる情報、すなわち地理情報である点に着目し、それをコンピュータで蓄積・管理することを目的としたハードウェアおよびソフトウェアシステムである。本研究で提案した重ね合わせ手法をこのシステムに応用することによって、より効果的な分析が可能となることが期待できる。しかし、そのためには画像データと地図データとの重ね合わせ手法を開発しなければならない。また、これらの重ね合わせ手法をシステムへ組み込むためには、対応点对探索における最適なマスクサイズや閾値の決定法を開発して手法の完全な自動化を図るとともに、処理全体の効率をさらに向上させることが必要となる。したがって、これらのことも今後の課題としたい。

また、本研究の発展的研究課題として、ロボット・ビジョンやセキュリティシステム、医用画像処理などの別の分野に対する本研究の応用も検討していきたいと考えている。

謝辞

本研究は、著者が法政大学工学部経営工学科4年から同大学大学院工学研究科システム工学専攻修士課程、博士後期課程にわたる在学6年間の間に、同大学情報科学部デジタルメディア学科教授（前 工学部経営工学科教授）花泉弘博士の下で行ったものです。研究を遂行するにあたり、終始懇切丁寧なご指導、ご鞭撻を賜りました同博士に心より深く感謝いたします。

本論文の審査にあたり、同大学工学部経営工学科教授 永野俊博士、同学科教授 福田好朗博士、同大学工学部電子情報学科教授 尾川浩一博士には貴重なご助言、ご教示を賜りました。ここに、深く感謝いたします。

また、在学中、公私にわたりご助言、ご支援賜りました同大学工学部経営工学科の先生方や職員の方々、さらに同大学大学院工学研究科システム工学専攻花泉研究室および同大学工学部経営工学科永野研究室のOB諸氏、学生諸氏に心より感謝いたします。

最後に、これまで私を経済的にも肉体的・精神的にも支えてくれた私の家族に心より深く感謝いたします。

研究業績

原著論文（査読付き）

- [1] 花泉弘, 山本貴弘, 藤村貞夫, “衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法,” 計測自動制御学会論文集, vol.33, no.2, pp.81-86, 1997.2.
- [2] 山本貴弘, 花泉弘, “適応的デローネイ三角形分割手法とその遠隔計測画像の重ね合わせへの応用,” 計測自動制御学会論文集, vol.35, no.12, pp.1625-1627, 1999.2.
- [3] 山本貴弘, 花泉弘, “遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法の改良,” 計測自動制御学会論文集, vol.36, no.12, 2000.12. に掲載予定.
- [4] T. Yamamoto, H. Hanaizumi, S. Chino, “A Change Detection Method for Remotely Sensed Multi-Temporal and Multi-Spectral Images using 3-D Segmentation,” IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing (accepted).

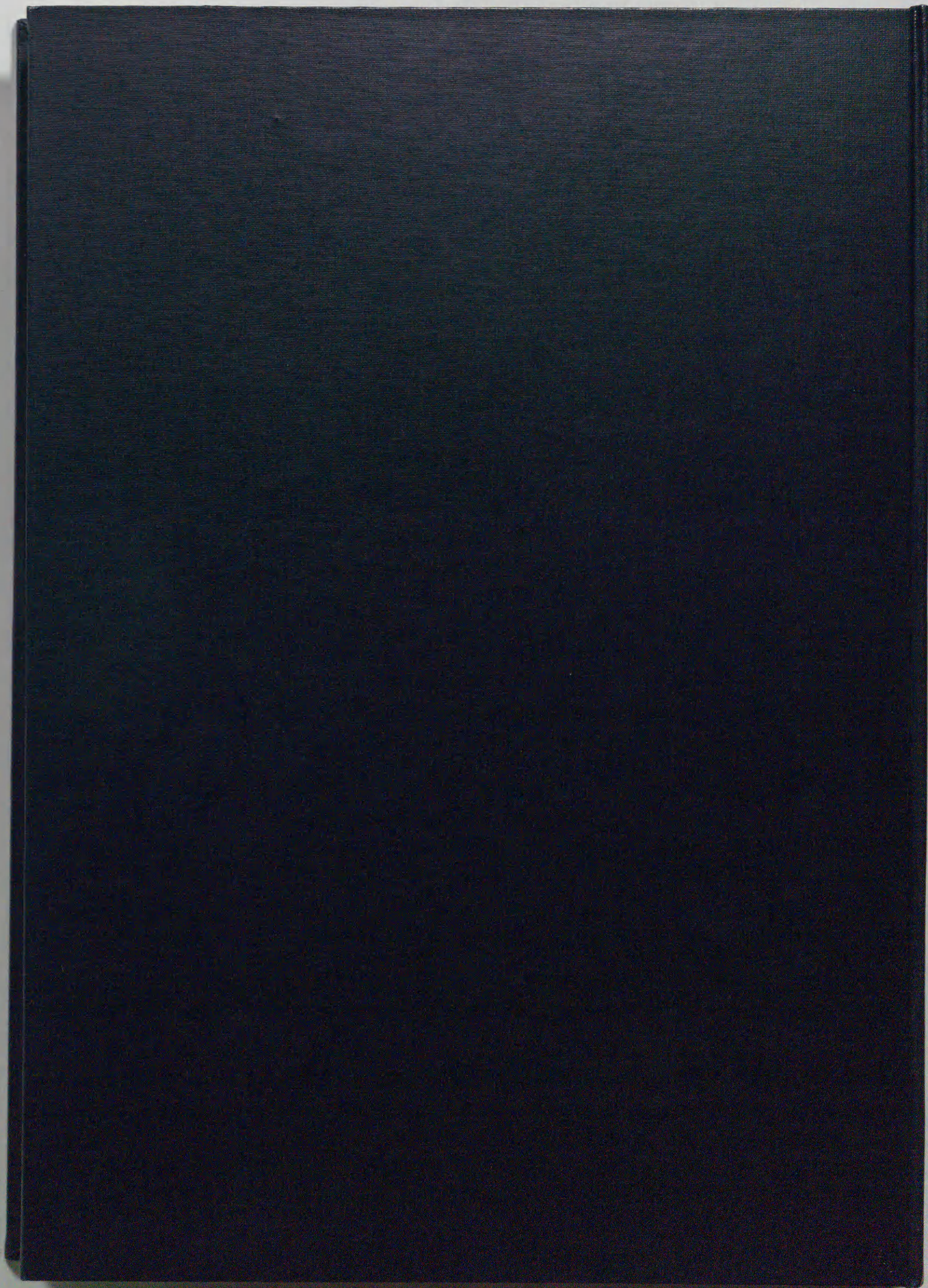
国際会議（査読付き）

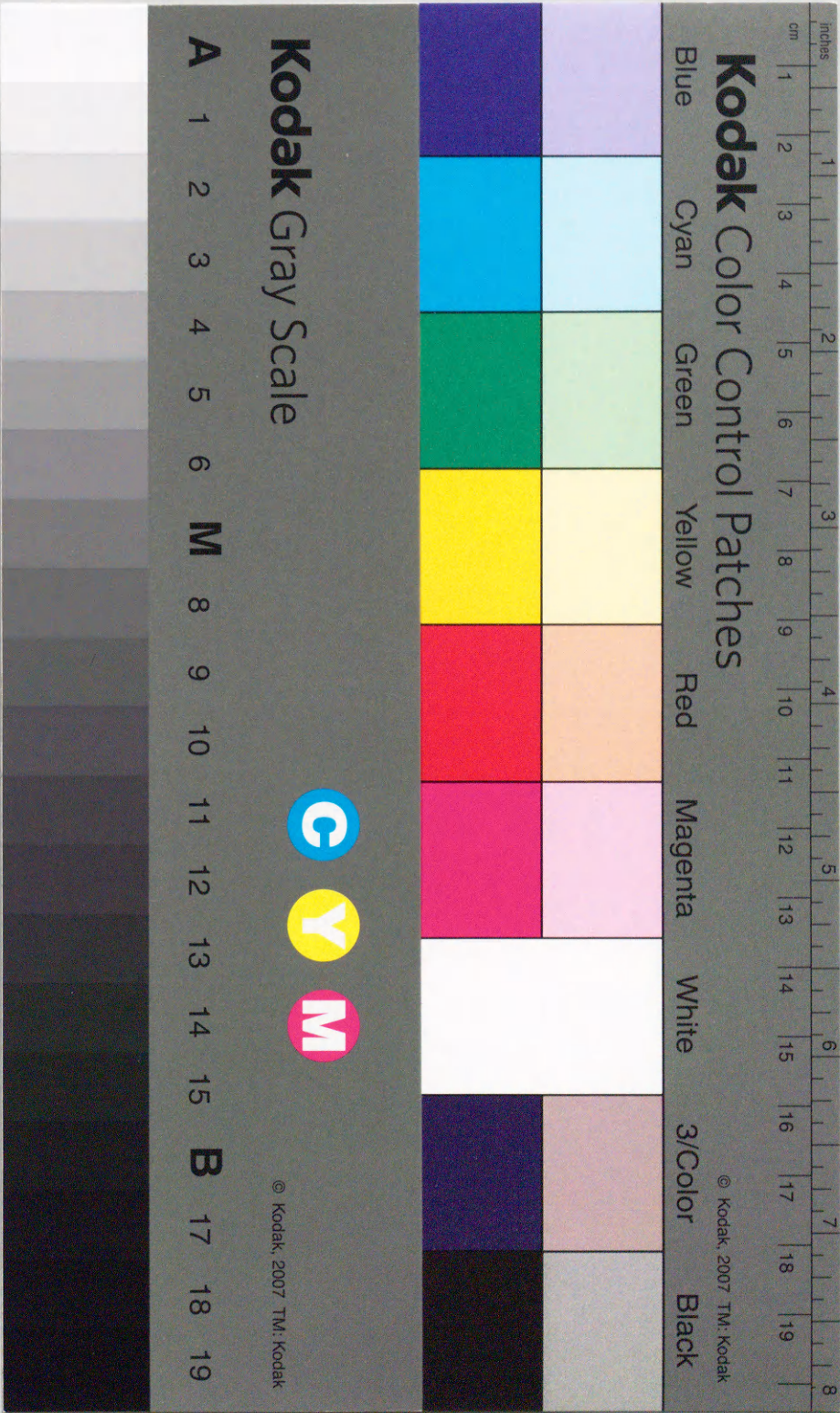
- [1] T. Yamamoto, H. Hanaizumi, S. Chino, “A Change Detection Method for Remotely Sensed Multi-Temporal and Multi-Spectral Images using 3-D Segmentation,” Proc. IGARSS'99, 1999.6.

口頭発表

- [1] 花泉弘, 山本貴弘, “地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ,” 電気学会計測研究会資料, IM-93-28, pp.43-48, 1993.3.
- [2] 花泉弘, 山本貴弘, “地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法,” 第32回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pp.645-645, 1993.8.
- [3] 花泉弘, 山本貴弘, “地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 (2) 一倍率推定法の改善,” 計測自動制御学会, 第19回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.89-92, 1993.10.

- [4] 花泉弘, 山本貴弘, “地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 (3) - 誤った GCP 対の除去 -, ” 計測自動制御学会, 第 19 回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.93-96, 1993.10.
- [5] 山本貴弘, 花泉弘, “地上分解能の異なる衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法, ” 計測自動制御学会, 第 1 回リモートセンシングフォーラム講演論文集, pp.21-26, 1994.3.
- [6] 花泉弘, 山本貴弘, “衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法 (4) - 対応点探索法の改善 -, ” 計測自動制御学会, 第 20 回リモートセンシングシンポジウム講演論文集, pp.79-82, 1994.10.
- [7] 山本貴弘, 花泉弘, “衛星遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法における対応点探索法の改善, ” 計測自動制御学会, 第 2 回リモートセンシングフォーラム講演論文集, pp.47-50, 1995.2.
- [8] 山本貴弘, 花泉弘, “高速三角形領域分割のための擬似ボロノイ・デローネ分割手法, ” 第 37 回計測自動制御学会学術講演会予稿集, pp.293-294, 1998.7.
- [9] 山本貴弘, 花泉弘, 金本豊, “遠隔計測画像の局所的な位置ずれに適応的な自動対応点生成手法, ” 第 25 回日本リモートセンシング学会学術講演会論文集, pp.133-134, 1998.11.
- [10] 山本貴弘, 花泉弘, “高速デローネ三角形分割手法とその応用, ” 計測自動制御学会, 第 6 回リモートセンシングフォーラム講演論文集, pp.43-46, 1999.3.
- [11] 山本貴弘, 花泉弘, “遠隔計測画像間の局所的な位置ずれに適応的な自動対応点対生成手法の改善, ” 第 38 回計測自動制御学会学術講演会, pp.25-26, 1999.7.
- [12] 山本貴弘, 花泉弘, “サブピクセル精度の重ね合わせを実現するための対応点対自動生成手法, ” 第 16 回計測自動制御学会北海道支部シンポジウム「デジタル信号処理と数値解析」論文集, pp.32-33, 2000.10.





0003.jp2	論文要旨 / p1
0006.jp2	目次 / p4
0013.jp2	Chapter 1 序論 / p11
0013.jp2	1.1 研究の背景 / p11
0018.jp2	1.2 研究の目的 / p16
0020.jp2	1.3 本論文の構成 / p18
0028.jp2	Chapter 2 遠隔計測画像の自動重ね合わせ手法ARTSIM / p26
0028.jp2	2.1 はじめに / p26
0029.jp2	2.2 原理および処理手順 / p27
0036.jp2	2.3 処理結果および考察 / p34
0043.jp2	2.4 おわりに / p41
0050.jp2	Chapter 3 自動重ね合わせ手法ARTSIMの改良 / p48
0050.jp2	3.1 はじめに / p48
0051.jp2	3.2 空間分解能の違いの推定法 / p49
0053.jp2	3.3 画像の階層化構造を用いた対応点对探索法的高速化 / p51
0054.jp2	3.4 三角形領域への分割アルゴリズムの改善 / p52
0054.jp2	3.5 誤って生成された対応点对の除去 / p52
0057.jp2	3.6 対応点对探索法の改善 / p55
0059.jp2	3.7 処理結果および考察 / p57
0073.jp2	3.8 おわりに / p71
0076.jp2	Chapter 4 局所的な位置ずれに適応的な対応点对生成手法ARTOFL / p74
0076.jp2	4.1 はじめに / p74
0077.jp2	4.2 オプティカルフローの検出法 / p75
0079.jp2	4.3 オプティカルフローによる画像の重ね合わせ / p77
0082.jp2	4.4 フロー検出における問題点とその解決策 / p80
0084.jp2	4.5 処理手順 / p82
0085.jp2	4.6 サブピクセル精度の重ね合わせのための対応点对自動生成手法 / p83
0089.jp2	4.7 処理結果および考察 / p87
0104.jp2	4.8 おわりに / p102
0108.jp2	Chapter 5 時空間領域分割による時間変化領域の検出法3D-CLUST / p106
0108.jp2	5.1 はじめに / p106
0110.jp2	5.2 複数時刻・複数分光画像のブロック表現 / p108
0112.jp2	5.3 画像のブロック分割による時間変化領域の検出 / p110
0117.jp2	5.4 処理手順 / p115
0118.jp2	5.5 処理結果および考察 / p116
0130.jp2	5.6 おわりに / p128
0137.jp2	Chapter 6 結論 / p135
0141.jp2	謝辞 / p139
0142.jp2	研究業績 / p140