

NOAA-AVHRR データにおける地上基準点自動抽出アルゴリズム

Algorithm for Extracting Ground Control Points from NOAA-AVHRR Data

正会員 景山陽一[†], 東海林佳昭[†], 正会員 西田真[†]

Yoichi Kageyama[†], Yoshiaki Shoji[†] and Makoto Nishida[†]

Abstract National Oceanic and Atmospheric Administration (NOAA) and Advanced Very High Resolution Radiometer (AVHRR) data are available on a daily basis and have been frequently used for global observation. Geometric correction is very important as a preprocessing technique for long-term analysis or monitoring that makes use of the data. Ground control points (GCPs) are set to manually determine the geometric transform of the equation because 4-10 pixels of error can arise in the geometric correction based on only the system information. Therefore, we propose an algorithm that automatically extracts GCPs with information of run-length matrix and on adjacent areas. The proposed method has two steps: the creation of measurement images and measurements of the run-length matrix. Results suggest that the proposed approach is suitable for extracting GCPs from NOAA-AVHRR data.

キーワード：リモートセンシング，地上基準点 (GCP)，ランレングス行列，近傍領域

1. ま え が き

近年，環境保護の見地から地球環境変化のモニタリングの必要性が高まり，リモートセンシングデータを用いた解析が行われている．中でも米国海洋大気庁 (NOAA: National Oceanic and Atmospheric Administration) が運用している NOAA 衛星に搭載された AVHRR (Advanced Very High Resolution Radiometer)¹⁾ により取得されたデータ (以下，AVHRR データと表記する) は，分解能 (1.1km) は低いものの，広域 (約 2800km) のデータが 1 日に複数枚取得できるため，多くの解析に用いられている．

複数の AVHRR データを用いて解析を行う場合，その前処理として幾何補正が施されるが，システム補正のみの場合には，4～10 画素の誤差が生じるため²⁾，地上基準点 (GCP: Ground Control Point) を手動により設定して処理を行うのが一般的である．しかしながら，オペレータの作業軽減および同一評価基準によるデータの自動処理を行うためには，GCP を AVHRR データから精度良く自動抽出する必要がある．そこで本論文では，ランレングス行列

および近傍領域の特徴を用いた GCP 自動抽出アルゴリズムについて検討を加えた．

2. 使用データおよび地上基準点

本論文では，本学情報工学科屋上に設置された NOAA 受信解析システム (株式会社エルム製) により取得されたデータを対象とし，**図 1** に示すように，受信地秋田大学付近に位置する男鹿半島 (北緯 40 度，東経 140 度) を GCP として選定した．また，受信データの中から 42 枚 (以下，データセット A と表記する) を選定し検討を加えた．なお，AVHRR は受動型センサであるため，夜間に取得したデータでは太陽光の反射が得られない．したがって，対象は日中に取得されたデータに限定される．

AVHRR データは，5 種類の異なる波長域で観測されたバンドデータから構成されるマルチスペクトルデータ¹⁾ である．すなわち，第 1 バンドから第 5 バンドまで順に，可視域，近赤外域，近赤外域，熱赤外域，熱赤外域の各波長域で観測されたデータである．このため，同一画素であってもバンドが異なると得られるデータの特徴は異なる．

3. GCP 自動抽出アルゴリズム

AVHRR データにおける土地被覆物は，主に陸域，海域，雲域の 3 種類に大別される³⁾．また，**図 2** に示すように，取得されるデータ毎に縮尺や傾きが異なる．このこと

2009 年 6 月 9 日受付，2009 年 8 月 11 日再受付，2009 年 11 月 2 日採録

[†] 秋田大学 工学資源学部 情報工学科

(〒 010-8502 秋田県秋田市手形学園町 1-1, TEL018-889-2786)

[†] Department of Computer Science and Engineering, Faculty of Engineering and Resource Science, Akita University

(1-1 Tegata Gakuen, Akita 010-8502)

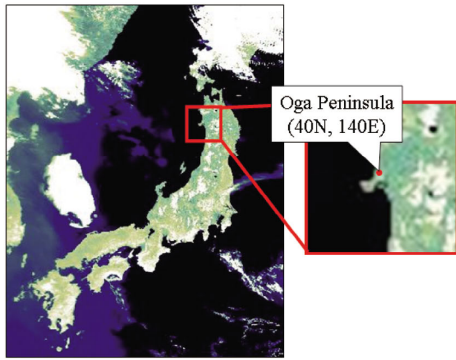


図 1 データセット A における GCP (男鹿半島)
A GCP in the dataset A.

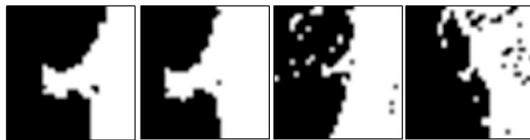


図 2 縮尺や傾きによる影響 (2 値画像)
Target area influenced by the scale or inclination.

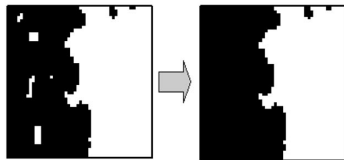


図 3 ノイズ除去例
An example of noise removal.

が AVHRR データにおける GCP の自動抽出を困難にしている。そこで本論文では、マルチバンドデータの特徴を考慮してランレングス行列計測画像を自動作成した。さらに、GCP を抽出する領域 (以下、対象領域と表記する) に加え、対象領域の近傍領域から得られる特徴を考慮することは、処理に活用できる特徴パラメータを増やすことになるため、GCP の抽出精度向上が期待できる。そこで、対象領域および近傍領域におけるランレングス行列の算出を行い、GCP の自動抽出を行った。なお、AVHRR データの GCP 自動生成法はこれまでも提案されている⁴⁾。しかしながら、前処理として高精度に幾何補正処理を施した画像を対象としており、本論文が対象とするデータの場合、GCP 抽出が非常に困難であることを確認している。また、ランレングス行列は、データ圧縮などの分野で利用されている⁵⁾ものの、筆者らが調査した限りでは、GCP 抽出にランレングス行列を特徴量として利用した事例は見当たらない。

3.1 ランレングス行列計測画像作成処理

(1) バンド比の算出: 山地、植生や市街地など陸域を構成する土地被覆物は多岐に亘る。すなわち、陸域の DN (Digital Number) 値は構成要素により多種多様に変化するため、海域と雲域に着目した処理を施す必要がある。そこで、(1) 式を用いて第 1 バンドと第 2 バンドのバンド比を算出した。

$$BAND(x, y) = \frac{DN_1(x, y)}{DN_2(x, y)} \quad (1)$$

ここで、 $DN_i(x, y)$ は座標 (x, y) の第 i バンドデータの DN 値であり、 $BAND(x, y)$ は座標 (x, y) のバンド比である。

上記バンド比の値を用いてヒストグラムを作成したところ、画素の集中する領域 (山) は、二つ存在することが明らかとなった。すなわち、値の低い領域 (左側) に位置する山は、“陸域と雲域”に対応する画素から構成され、値の高い領域 (右側) に位置する山は、海域に対応している。そこで、バンド比が 1.25 未満の画素を“陸域と雲域”と仮定し、白画素とした。一方、残りの画素を黒画素 (海域) とした。

(2) ノイズ (雲域) の除去: 上記処理により 2 値化画像を作成した場合、白画素 (陸域・雲域) のノイズが多いことを認めた。これは、バンド比の値が雲の影響を受けて変動することに起因する。例えば、海上の雲域は白画素となるものの、ランレングス行列の計測に影響を与えるため、これを除去する必要がある。そこで、“海域 (黒画素) に囲まれた白画素で、かつその連結画素数が 200 画素以下”の場合は、雲域であると仮定した。さらに、図 3 に示すように、当該画素を黒画素に置換した。なお、画素数を 50~300 まで 10 刻みで変更した場合について検討を行い、良好な結果の値が得られた 200 を採用した。

3.2 ランレングス行列計測処理

(1) 図 4 左に示すように、 $m \times m$ サイズの対象領域を設定した。なお、5 種類のサイズ ($m=9, 16, 32, 48, 64$) について検討を加えたところ、 m が 48 よりも大きい場合、領域内に雲が含まれ、ノイズとなる場合が多いこと、ならびにデータ毎に傾きや縮尺が異なること (図 2 参照) に起因し、データ計測時の誤差は大きくなることが明らかとなった。一方、 m が 16 以下の場合、男鹿半島の一部が対象領域に含まれない場合を認めた。そこで、 m を 32 とし x, y 方向各 16 画素目を対象領域における中心画素とした。

(2) 図 4 右に示すように、対象領域から上下左右・斜め各方向に 8 画素動かし近傍 8 領域 (領域 1~領域 8) をそれぞれ設定した。なお、1, 2, 4, 8, 12, 16 画素動かしした場合について検討を行った。例えば、1 画素の移動とは、対象画像から 1 画素のみ移動させて近傍 8 画像を作成することを意味し、各近傍画像で得られる特徴と対象領域における特徴との相違はほとんど認められなかった。一方、12, 16 画素移動した場合は、雲が含まれる場合を多く認めた。このため、8 画素移動させて近傍領域を作成した。

(3) 各領域の白画素を対象とし、縦・横方向のランレングス行列をそれぞれ算出した。例えば、図 5 中央に示している横方向の場合では、9 領域 (対象領域・近傍 8 領域) からそれぞれランレングス行列 (図 5 左参照) を算出している。同様に、縦方向についても九つの領域のランレングス行列をそれぞれ算出した。

(4) AVHRR データ全体 (約 900 画素×約 700 画素) を対象とし、画素ごとに上記特徴量を算出した。次に、予め複数のデータからランレングス行列を算出し、各行各列のランレングス行列の要素 (以下、ランレングス行列要素と表

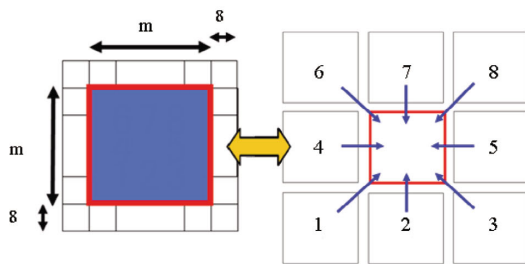


図4 近傍8領域
Neighboring 8 areas set in the study.

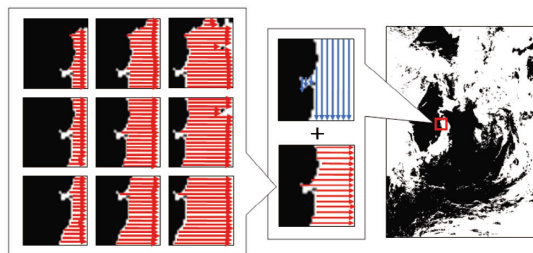


図5 ランレングス行列算出結果例
Measurements of the 9 run-length matrix.

記する) を求めた。例えば、4行1列目のランレングス行列要素における最大値と最小値が得られるため、得られた値を当該位置の上限と下限の閾値(以下、閾値パラメータ群と表記する)としてそれぞれ採用した。さらに、AVHRRデータの9領域(対象領域・近傍8領域)におけるすべてのランレングス行列要素が当該位置の閾値パラメータ群の範囲(最大値~最小値)に含まれるとき、対象領域の中心画素をGCPとして選定した。なお、本論文ではランレングス行列を32行1列とした。また、例えば、連続する3画素がGCPとして抽出され、中央の画素が目的とするGCPであると目視により評価された場合、前後1画素の画素もGCPとして抽出されているため、当該AVHRRデータは誤差1画素以内でGCPが特定されたと評価した。

4. 比較に用いた手法

提案手法の有効性について検討するため、以下の手法による結果との比較を行った。

(1) ランレングス行列単体を用いた比較手法A: 近傍8領域のランレングス行列は考慮せず、対象領域から算出されるランレングス行列のみをパラメータとして用い、GCP抽出を行った。なお、ランレングス行列計測画像作成処理(3.1参照)により得られた画像を用い、GCPを抽出する手法を比較手法A1とした。

これに対し、陸域や海域の境界判別に有効である第2バンド(近赤外域)データを用い、オペレータが手動で2値化したデータを用いてGCP抽出を行う手法を比較手法A2とした。なお、地図などと比較して海岸線が良好に判別できること、ならびに十和田湖などの湖が抽出されていることを基準にしてオペレータが処理を行っている。

(2) フラクタル次元と陸域要素を考慮した比較手法B: 提

案手法同様、対象領域および近傍8領域(合計9領域)を対象としてフラクタル次元⁵⁾をそれぞれ求めた。次に、対象領域の四辺(図4左;赤枠部分)における陸域(白画素)の割合を求めた。手法Bでは、九つのフラクタル次元と四辺の陸域割合について予め閾値をそれぞれ定め、着目した9領域の値がすべて閾値以下となった場合、対象領域の中心画素をGCPとして選定した。

(3) 同時生起行列を用いた比較手法C: 32階調に変換した第2バンドデータを対象とし同時生起行列を求め、その行列から角度別2次モーメント、コントラストなど合計14種類の特微量⁵⁾を4方向(0, 45, 90, 135度)について算出し、得られた56種類の値をパラメータとして用いた。なお、各特微量について予め閾値を定め、すべての値が閾値以下となる対象領域の中心画素をGCPとして選定した。

5. 実験結果および検討

5.1 データセットAを用いた実験

幾何学的歪みの補正に必要な精度は、緯度経度に換算して 10^{-3} 度のオーダーであり、NOAA衛星の分解能は衛星直下点では1.1km、緯度に換算して 9.881×10^{-3} 度である⁶⁾。したがって、東西方向で1.3-1.7km程度、南北方向で1.9km程度の誤差、すなわちAVHRRデータにおける1画素(1.1km)の誤差は許容できると判断して評価を行った。

提案手法および各手法を用いて得られた結果を表1に示す。比較手法A2(ランレングス行列単体;手動閾値設定)では、42枚中22枚(約52%)の画像において、1画素以内の誤差で男鹿半島を特定可能であることがわかる。これに対し、比較手法B(フラクタル次元と陸域割合)を用いて実験を行った結果、目標とする地点を十数画素の範囲にまで絞り込むことは可能であったものの、位置の特定には至らなかった。また、比較手法C(同時生起行列)では、AVHRRデータ毎に縮尺や傾きが異なることもあり(図2参照)、閾値の設定が非常に困難であることが明らかとなった。

次に、比較手法A1(自動閾値設定)と比較手法A2(手動閾値設定)により得られた結果を比較したところ、位置特定精度に大きな違いは認められなかった。具体的には、1画素以内の誤差で特定した枚数は、比較手法A1が21枚(50%)、比較手法A2が22枚(約52%)である。したがって、本論文で提案するランレングス行列計測画像の自動作成処理は、オペレータが手動で作成した画像とほぼ同等の精度を有した画像の作成が可能であると判断される。

提案手法および比較手法A1(ランレングス行列単体;自動閾値設定)を比較したところ、提案手法では42枚中35枚(約83%)の画像において、1画素以内の誤差で男鹿半島を特定可能であることがわかる。抽出結果例を図6に示す。また、提案手法の位置特定枚数は比較手法Aと比較し14枚(約33%)増えていることがわかる。さらに、残りの7枚も2画素の誤差範囲で特定可能である。

以上の結果は、対象領域および近傍8領域から得られる

表 1 データセット A を用いた抽出結果
Extraction result for the dataset A.

	Proposal	A1	A2	B	C
no error	6	3	3	0	0
one pixel	29	18	19	0	0
two pixels	7	17	17	0	0
three pixels or more	0	4	3	42	42
within one pixel(%)	35 (83.3%)	21 (50.0%)	22 (52.4%)	0 (0%)	0 (0%)

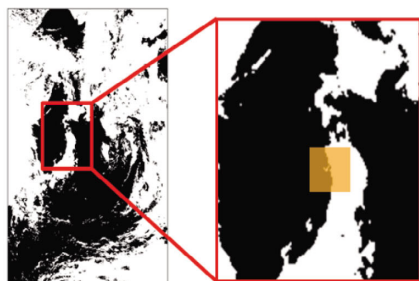


図 6 GCP 抽出結果例
A result for extracting the GCP.

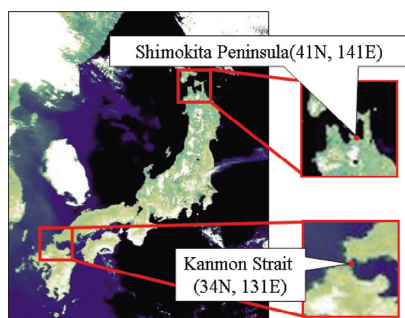


図 7 データセット B における GCPs
GCPs in the dataset B.

表 2 データセット B を用いた抽出結果
Extraction result for the dataset B.

	Shimokita		Kanmon	
	Proposal	A1	Proposal	A1
no error	28	18	25	9
one pixel	11	16	16	19
two pixels	3	8	1	10
three pixels or more	0	0	0	4
within one pixel(%)	39 (92.9%)	34 (81.0%)	41 (97.6%)	28 (66.7%)

ランレングス行列を特徴量として用いることは、GCP 自動抽出の精度向上に寄与することを示唆している。

5.2 他地域への適用

本論文で提案する GCP 自動抽出アルゴリズムの妥当性を検討するため、図 7 に示すように、下北半島(北緯 41 度、東経 141 度)および関門海峡(北緯 34 度、東経 131 度)を GCP として選定した。対象画像は 42 枚(以下、データセット B と表記する)である。

データセット B を対象とし提案手法および比較手法 A1 を用いて得られた実験結果を表 2 にまとめる。下北半島(Shimokita)の場合、比較手法 A1(34 枚;約 81%)よりも提案手法(39 枚;約 93%)は良好に推定を行っていることがわかる。さらに、関門海峡(Kanmon)を対象とした場合

も、提案手法(41 枚;約 98%)は比較手法 A(28 枚;約 67%)と比較し約 31%精度の向上することが明らかとなった。

したがって、本論文で提案する GCP 自動抽出アルゴリズムは、対象位置を男鹿半島に固定することなく、他の地域にも適用可能であることが明らかとなった。

6. むすび

本論文では、AVHRR データにおける GCP 自動抽出アルゴリズムを提案した。その結果、(1)提案手法は、オペレータが手動により作成した画像とほぼ同等の精度を有した 2 値画像を作成可能であること、(2)特徴量としてランレングス行列が有用であること、(3)近傍 8 領域のランレングス行列の利用は、位置特定の精度向上に寄与すること、(4)男鹿半島に加え、他地域(下北半島、関門海峡)を対象とした場合においても、提案手法により良好な位置特定が可能であることを明らかにした。

最後に、本論文の遂行に協力下された本学情報工学科石沢千佳子助教および高橋毅技術専門職員に謝意を表します。本研究は、科研費若手研究(B)(No. 18760295)により行われたことを付記します。

〔文 献〕

- 1) 米国海洋大気庁 Web サイト: <http://www.noaa.gov/>
- 2) Chang Y, 高木幹雄: “気象衛星 NOAA の AVHRR データにおける精密な幾何補正”, 写真測量とリモートセンシング, **34**, 2, pp.25-35(1995)
- 3) 小澤憲秋, 青木俊徳, 加藤寧, 根元義章: “局所領域でのクラスタリングによる衛星画像の雲域自動分類”, 信学論, **J84-D11**, 8, pp.1608-1617(Aug. 2001)
- 4) 中野正務, 原本欽朗, 工藤純一: “多時期 NOAA/AVHRR 画像の幾何補正用 GCP の自動生成方法”, 日本リモートセンシング学誌, **25**, 2, pp.191-197(2005)
- 5) 高木幹雄, 下田陽久(監修): “新編 画像解析ハンドブック”, 東京大学出版会(2004)
- 6) 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法”, 信学論, **J71-D**, 5, pp.883-893(May 1988)



かげやま よういち
景山 陽一 1997 年, 秋田大学大学院鉱山学研究所博士前期課程修了。同年, 秋田大学助手。2001 年, 講師。2004 年, 助教授。現在, 秋田大学工学資源学部情報工学科准教授。リモートセンシングデータの解析技術とアルゴリズムの開発, 情景画像における物体認識に関する研究に従事。博士(工学)。正会員。



しょうじ よしあき
東海林佳昭 2007 年, 秋田大学工学資源学部情報工学科卒業。2009 年, 秋田大学大学院工学資源学研究所博士前期課程情報工学専攻修了。同年, NTT 東日本(株)入社, 現在に至る。在学中は, NOAA-AVHRR データにおける地上基準点抽出アルゴリズムの開発に関する研究に従事。



にしだ まこと
西田 眞 1974 年, 秋田大学鉱山学部電気工学科卒業。同年, トヨタ自動車工業(株)入社。1975 年, 秋田大学鉱山学部助手。講師, 助教授を経て, 1996 年同教授。2007 年総合情報処理センター長。2008 年工学資源学部長, 現在に至る。リモートセンシングデータの解析技術とアルゴリズム, 画像情報応用および知識情報システムの研究に従事。工学博士。正会員。