

第Ⅱ部門 洪水被災地同定への利用を目的とした高分解能補間画像の精度検証

京都大学工学部 学生員 ○増田亜未加
京都大学防災研究所 正員 賀 鑑

京都大学防災研究所 正員 児島 利治
京都大学防災研究所 正員 立川 康人

1 はじめに 現地調査が困難となりやすい大規模な災害では、災害前後に撮影された衛星画像を用いて差画像を生成し、被災地を同定するという手法がある。しかし、災害直前の空間分解能の高い良好な画像の入手がほとんど不可能であり、また、その代替として異なる時期の画像を用いた差画像では季節変化まで抽出してしまうため、現在この手法はうまく機能していない。これに対し、災害直前に撮影された低空間分解能画像と別の時期に撮影された高空間分解能画像を用いて、災害直前の地表面状態を詳細に再現する高分解能補間画像を生成し、災害直前の画像として利用することが考えられている。本研究ではこの高分解能補間画像の生成精度を検証した。

表1 使用データ		
	Landsat-7/ETM ⁺	EOS-Terra/ASTER
Path/Row	107/035	
		2000/3/29
Date	1999/10/21	2000/10/7
		2000/12/26
		2001/6/4

2 使用データ 本研究では関東地方を対象地域とし、表1に示した Landsat-7/ETM⁺ 画像と EOS-Terra/ASTER 画像を用いる。ETM⁺ は 30m 分解能の band1~4 (可視~近赤外), band5,7 (中間赤外) と 60m 分解能の band61,62 (熱赤外) をもっている。ASTER は 15m 分解能の可視近赤外放射計 (VNIR:band1~3)、30m 分解能の短波長赤外放射計 (SWIR:band4~9)、90m 分解能の熱赤外放射計 (TIR:band10~14) をもつ。

3 高分解能補間画像生成手法 本研究では、児島ら[1]によって考えられている手法を用いた。以下に詳細を述べる。(図1参照)

低分解能画像の i 番目の画素の輝度値を R_i ($i = 1, 2, \dots, m$: 低分解能画像の画素数) とし、 i 番目の低分解能画像画素内のカテゴリ j の面積を A_{ij} とす

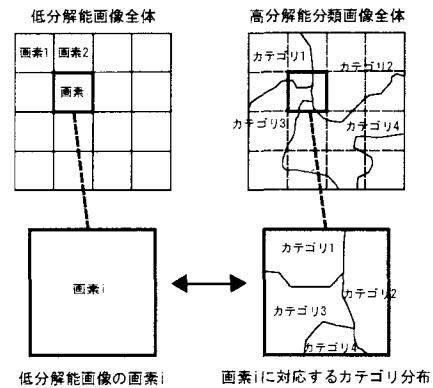


図1 低分解能画像の画素 i と分類画像のカテゴリ分布

る。分類画像が p 個のカテゴリに分かれているとすると、以下の式の成立が仮定される。

$$\frac{1}{A_i} \sum_{j=1}^p A_{ij} r_{ij} = R_i \quad (1)$$

ここで、 r_{ij} は i 番目の低分解能画像の画素内のカテゴリ j の平均輝度値、 A_i は i 番目の低分解能画像の画素全体の占める面積である。カテゴリごとの平均輝度値 r_{ij} は、ある程度近い画素であれば画素 i に関らず、ほぼ一定と考えられるため、 r_j (画素 i 近傍のカテゴリ j の平均輝度値) とおきかえると式(1)は、

$$\frac{1}{A_i} \sum_{j=1}^p A_{ij} r_j = R_i \quad (2)$$

と書きかえられる。分類画像のカテゴリの面積率 A_{ij}/A_i と低分解能画像の画素値 R_i が既知であれば、式(2)の連立方程式を解くことにより平均輝度値 r_j が求まる。本手法では線形最小二乗法により係数 r_j (カテゴリ j の平均輝度値) を推定する。最後に、分類画像のカテゴリ j に含まれる画素の輝度値をすべて r_j とすることにより高分解能補間画像が生成される。

4 高分解能補間画像の生成と精度検証の流れ

本研究では分解能 1km に平滑化した Lansdat 画像を低分解能画像とし、ASTER 画像を高分解能画像として高分解能補間画像を生成し、これを元の Lansdat

画像と比較することにより、高分解能補間画像の精度を検証した。両画像の各画素が重なるように調整し、対応する画素の輝度値を比較して相関係数を求めて指標とした。

5 精度検証 本研究では表1に示した4時期に得られたVNIR・SWIR・TIRの3種の画像、計12シーンのASTER画像を用意し、各々を分類画像の生成に用いた場合について高分解能補間画像の生成精度を比較検討した。

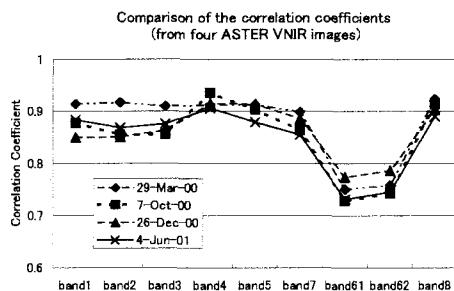


図2 相関係数の比較 (VNIR画像を用いた場合)

5.1 撮影時期・波長域による影響 図2に、VNIR画像の分類画像を用いて生成した場合の各撮影日による精度の比較を示す。図2からVNIR画像の分類画像を用いる場合は撮影日に関わらず、可視から中間赤外域のバンドにおいて高精度が得られることがわかる。SWIR画像を用いる場合は、SWIRは水分の有無を検出するため、6月の画像を用いた場合は水田と水域の区別がうまくできず、精度に影響したが、それを除けば中間赤外域で高精度が得られた。TIR画像は分解能が90mと粗いため、TIR画像を用いる場合は高精度は得られなかつた。また、いずれの場合も熱赤外域においては良い生成結果は得られなかつた。

5.2 複数画像の組み合わせによる影響 図3に、3月と6月のVNIR画像、3月のVNIR・SWIR画像をそれぞれ組み合わせて用いた分類による結果を、各画像を単独で分類に用いる場合と比較して示した。複数画像を組み合わせて分類に用いることにより、高い精度が得られることが分かる。土地被覆による季節変化など、特徴を多く抽出できることから分類がうまくなされ、高い精度が得られたと考えられる。

5.3 平滑化による影響 図4に高分解能補間画像を平滑化した画像の精度について示す。図4から平

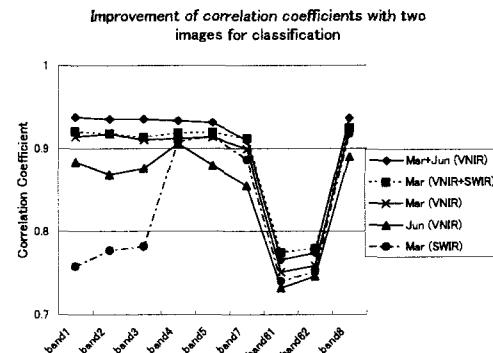


図3 複数の画像を分類に用いた場合の比較

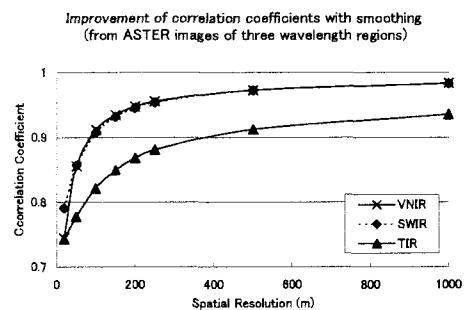


図4 平滑化と相関係数

滑化により精度が向上されることが分かる。VNIR・SWIR画像を用いる場合は分解能100mから150mで相関係数0.9以上の高い相関が得られており、オリジナルの画像を高精度に再現できた。また、分類に用いた画像の分解能の5倍程度の分解能まで平滑化すれば、高い相関が得られることが分かった。

6 まとめ 本研究では高分解能画像の撮影時期によらず、高精度な可視から中間赤外域の高分解能補間画像が得られた。これらの高分解能補間画像を災害直前の画像として用いた差画像では、洪水による変化箇所だけを抽出することが可能となると考えられる。可視から中間赤外域においては、被害を受けた植生域や河道の変化などが判別できるだろう。本手法の洪水被災地同定への有効利用が期待される。

参考文献

- [1] 児島利治：季節変化を考慮した差画像を用いた洪水災害被災地域の同定、水工学論文集、第48卷、2004。(印刷中)