衛星データからのホットスポットの抽出

王 春永† 川島 英之‡ 北川 博之‡

筑波大学大学院システム情報工学研究科〒305-8573 茨城県つくば市天王台 1-1-1 E-mail: † chunyong.wang@kde.cs.tsukuba.ac.jp, ‡ {kawasima, kitagawa}@cs.tsukuba.ac.jp

あらましGEO Grid プロジェクトでは、グリッド技術を用いた地球観測データの大規模アーカイブシステムの開発を行っている.同プロジェクトが扱うデータには TIR(Thermal Infrared Radiometer)と呼ばれる地表面からの熱赤外線放射に関するデータがある.このデータの主たる使用目的は、鉱物資源の判別や、大気・地表面・海面の観測である.本研究では、TIR データから新たな知識を発見すべく、ホットスポットの検出を試みる.製鉄所や火災を起きている場所など周辺の領域より著しく温度が高いエリアをホットスポットとみなし、TIR データに基づきその検出を試みる.提案手法の実現に際しては、科学データ用データベース SciDB を導入した.

キーワード Hot Spot, SciDB, 科学データ管理

Detecting Hot Spots from Satellite Data

Chunyong WANG[†] Hideyuki KAWASHIMA[‡] and Hiroyuki KITAGAWA

Graduate School of Systems and Information Engineering, University of Tsukuba

1-1-1 Tennodai, Tsukuba-shi, Ibaraki-ken 305-8573, JAPAN

E-mail: † chunyong.wang@kde.cs.tsukuba.ac.jp, ‡ {kawasima, kitagawa}@cs.tsukuba.ac.jp

1. はじめに

近年,センシング技術の急速な発展により,大規模 なデータが蓄積されている.特に,科学研究分野でデ ータの量が急速に増加している.天体望遠鏡 LSST か らは毎晩 20TB,粒子加速器 LHC からは年間 15PB,地 球観測衛星センサ ASTER からはこれまでに 170TB の データが得られている.

我々が参加している GEO Grid プロジェクト[1]では, グリッド技術を用いた地球観測データの大規模アーカ イブシステムの開発を行っている.GEO Grid には, 衛星画像や地質データ等の各種地球観測データがアー カイブされている,その中に,「ASTER」と呼ばれる センサがあり,2000年から現在に至る間で,そのデー タ量はおよそ170TBである.このような大規模な科学 データを活用して,新たなサービスを生み出すことが 求められている.

GEO Grid がアーカイブしている地球観測データの 中には TIR(Thermal Infrared Radiometer)と呼ばれる熱 に関するデータがある. TIR データは熱放射特性を利 用して鉱物資源の判別や大気,地表面,海面の状態を 観測することを主な目的としている.一方, TIR デー タは製鉄所や火災が起きている場所など,周辺の領域 より著しく温度が高い領域の検出に利用できると我々 は考える. そこで本研究ではそのような領域をホットスポットと定義する.そして、ホットスポットを TIR データから検出する手法を提案し、SciDB を用いて提案手法を実現する.

本論文の構成は以下の通りである.2 節では関連研 究を述べる.3 節ではホットスポット検出手法を述べ る.4節では提案手法の設計と実装を述べる.5節では 評価を述べる.6節では応用について述べる.最後に7 節で本論文をまとめる.

2. 関連研究

情報技術の発展に伴い,従来扱うことが困難であっ た科学データの蓄積や配信が容易となってきた.この 背景を受けて,E-Science に関する研究が活発化してい る.E-Science とは,高速ネットワーク上で,科学デー タの相互利用,統合利用,人的交流などを目指した基 盤技術に関する学術領域である[2].E-Science におけ る研究として,天体望遠鏡を用いる天体観測データの 利用基盤に関する研究[3][4]や,素粒子実験データの 利用基盤に関する研究[5]などが挙げられる.本節では いくつかの E-Science に関する研究に触れる.

北村らは衛星画像を用い、都市のヒートアイランド 現象を解明する上で重要な地表面温度について、 Landsat/TM 熱データと気象データから熱収支式によ り算出した地表面温度と比較解析することにより、衛 星観測輝度温度と地表面温度,大気の影響の関係を定 量的に明らかにした[6].

藤谷匡らは ASTER 衛星データを用いて近年のつく ば市における土地被覆分類と地表面輝度温度の算出を 行い,つくばエクスプレスを中心とした急速な開発に 伴う土地被覆変化と地表面輝度温度の変化を明らかに した[7].

竹内渉らは宇宙からの森林火災の監視について,森 林火災監視の重要性と概要,森林火災検知の原理, MODIS データを用いた森林火災検知アルゴリズムの 提案,森林火災検知結果の公開,国際的な森林火災観 測ネットワークの構築について述べた[8].

衛星画像から時系列変化を検出する研究として[9] [10][11]がある.浦井らは、「ASTER データによるグロ ーバル火山観測計画」を立案し、ASTER TIR 画像など から火山表面温度観測および火山から放出される SO₂ の空間分布観測を行っている[9][10].三浦らは、高分 解能衛星画像と GIS データを用い、新築建物を検出す る手法を提案している[11].

我々の研究グループは、本研究の先行研究において、 衛星画像とWeb上のコンテンツとの統合を目的とし、 時系列衛星画像から抽出した標高値変化を用い、建造 物生成事象に関するコンテンツをWeb上から収集す るシステムを提案した[12][13].提案システムを実現す るため、システムで取り扱う衛星観測データ、ASTER DEM が有する誤差の補正手法、また、時系列ASTER DEM を用いた標高変化事象の検出、および、標高変 化事象をキーとしたWebコンテンツの収集手法の提 案を行った.

3. ホットスポット検出

3.1. ホットスポット

周辺のエリアと比較して温度が顕著に高いエリア を、本論文ではホットスポットと定義する.ホットス ポットは現実世界においては、火災が起きている場所、 噴火している火山、製鉄所、工場などに対応する.

3.2. 温度算出の方法

本研究では、まず地表温度を TIR データから算出する. TIR データから, 温度を算出する流れを式 3.1~3.3 に示す.

黒体の分光放射輝度:
$$B_{\lambda} = (DN - 1)^*UCC$$
 (3.1)

輝度温度:
$$T^* = \frac{\frac{hc}{k\lambda}}{\ln(\frac{1}{B_{\lambda}} * \frac{2hc^2}{\lambda^5} + 1)}$$
 (3.2)

温度:T = T * -273.15 (3.3) DN:TIR 画像データは五つのバンドのデータを含んで いるため、衛星画像の各ピクセルにそれぞれのバンド の五つの値が保存されている.衛星画像に保存してい る各バンドの値を DN 値と呼ぶ. Band13 が大気中に含 まれる水蒸気や二酸化炭素などの影響が一番小さいた め、本研究は Band13 の DN 値を利用する.

UCC (W/m²/str/ µ m):DN 値から放射輝度へ変換するための変換係数. それぞれのバンドが違っている. Band13 の場合変換係数は 0.005693 である.

B_λ(W/m²/str/μm):黒体の分光放射輝度である.

T*(**K**):観測物体と等しい放射エネルギーを放射する黒体の温度,つまり,黒体の絶対温度である.

h(J s):プランク定数であり、本研究では 6.626 × 10⁻³⁴ を使う.

c(m/s):光速度であり、本研究では 2.988×10⁸を使う. k(J/K):ボルツマン定数であり、本研究では 1.380× 10⁻²³を使う.

λ(μm):波長であり,バンド13の観測波長帯が10.25-10.95 であり、本研究では中間波長帯10.60 を使う.

T(℃):衛星から見る大気上端の温度である.大気の効 果を差し引き,実際の地上(地表面)の温度を算出す ることが出来る,本研究では大気の影響を無視した上 で,算出された温度は地上温度とする.

3.3. ナイーブな検出手法

温度が高いほどホットスポットになる可能性が高い.そこでナイーブな手法として, 閾値に基づく検出 手法を提案する.この手法では特定の温度 T_hを閾値と して設定し, TIR データのうち, 算出された温度が閾 値 T_hより大きいエリアをホットスポットとする.

まず検出対象の TIR データから各ピクセル P_i のバン ド 13 の DN 値 D_{13i} を読み取り, DN 値から温度 T_{13i} を 算出する. 算出された T_{13i} が閾値 T_h を超えたピクセル P_i をホットスポットとする. 検出アルゴリズムをアル ゴリズム 1 に示す.

アルゴリズム1 閾値に基づく検出手法			
2: Input_Image_TIR : {($P_i(lat, lon), D_{13i}$)}, 閾値 T_h			
3: 出力:ホットスポット集合			
4: HotSpot_Set : $\{(P_i(lat, lon))\}$			
5: for all $(P_i(lat, lon), D_{13i}) \in Input_Image_TIR$ do			
6: D _{13i} から T _{13i} を算出し, Input_Image_TIR に保存			
7: end for			
8: for all ($P_i(lat, lon)$, D_{13i} , T_{13i}) \in Input_Image_TIR do			
9: if $T_{13i} > T_h$ then			
10: HotSpot_Set $\leftarrow P_i$ (lat, lon)			
11: end if			
12: end for			

13: return HotSpot_Set

3.4. 統計的な検出手法

閾値に基づく手法を用いるには,閾値を適切に設定 する必要がある.残念なことに閾値の設定は頻雑であ る.なぜなら放射輝度は季節や天候により大きく変動 するからである(5.5.2節を参照).そこで本節では統 計的な手法を提案する.この手法には上述した適切閾 値設定問題が存在しない.

提案手法は正規分布に基づく.正規分布の確率密度 関数を式 3.4 に示す.ただし、μは平均値であり、σ は標準偏差である.

$$f(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp(-\frac{(x-\mu)^2}{2\delta^2})$$
(3.4)

正規分布に従うデータが、 $\mu \pm 3\sigma$ に入る確率は 99.7%であり、 $\mu \pm 4\sigma$ に入る確率は99.994%である. 正規分布が有するこの特性は、異常値の検出や品質管 理の手法に利用されている.例えば、SPC(Statistical Process Control)という工程管理法では、 3σ 法で管理限 界線を計算し、製品の設計や製造工程管理を実施する.

標本の平均値±3 σ あるいは±4 σ の範囲外となるデ ータが,統計的には極めて稀なことに着目し,本論文 では,±3 σ あるいは±4 σ の範囲外となるデータを異 常点として検出する.そして,本研究は陸上の温度分 布を正規分布と想定し, μ +3 σ (+4 σ)以上のポイント をホットスポットとして検出する.

 μ +3 σ 以上のポイントをホットスポットとして検 出するアルゴリズムを,アルゴリズム 2 に示す. P_i が 陸上か判断するために,同時刻における地表面高度デ ータ(DEM)を用いる.DEM 中の標高値は海抜高度を表 すため,あるピクセルの値が「0」である場合,そのピ クセル海とみなし,さもなくてば,陸上とみなす.

アルゴリズム 2 統計的なホットスポット検出手法

- 1: 入力:検出対象の一枚の TIR 画像データ
- 2: Input_Image_TIR : { $(P_i(lat, lon), D_{13i})$ }
- 3: 同時点同じ精度の DEM 画像データ

```
4: Input_Image_DEM : {(P_i(lat, lon), H_i) }
```

- 5: 出力:ホットスポット集合
- 6: HotSpot_Set : $\{(P_i(lat, lon))\}$
- 7: Input_Land_Set $\leftarrow \phi$

8: for all (P_i (lat, lon), D_{13i}) \in Input_Image_TIR,

9: $(P_i (lat, lon), H_i) \in Input_Image_DEM do$

- 10: D_{13i}から T_{13i}を算出し, Input_Image_TIR に保存
- 11: if $H_i \neq 0$ and $D_{13i} > 0$ then
- 12: Input_Land_Set $\leftarrow T_{13i}$
- 13: end if
- 14: end for

15: Input_Land_Set の平均μと標準偏差σを算出

16: for all (P_i (lat, lon), D_{13i} , T_{13i}) \in Input_Image_TIR do

- 17: if $T_{13i} > \mu + 3\sigma$ then
- 18: HotSpot_Set $\leftarrow P_i$ (lat, lon)

19: end if

20: end for

21: return HotSpot_Set

4. ホットスポット検出システム 4.1. ホットスポット検出の流れ



図 4-1 ホットスポット検出システム

ホットスポット検出の流れを図 4-1 に示す.

まず GEO Grid から衛星データを取得する.次に取 得したデータを変換し,SciDB に格納する.これと同 時に画像のメタデータを PostgreSQL に格納する.そし て,SciDB の上でホットスポットの検出を行い,検出 結果を PostgreSQL に格納する.検出された高温領域に 対し,検索エンジンを用いて関連する情報を取得する. 最後に,ユーザの要求によりホットスポットの検出結 果を提供する.

4.2. SciDB

SciDB は科学データ用データベースであり, Array データモデルを導入している. 多くのデータベースは リレーショナルモデルや XML 等のデータモデルを用 いているが, SciDB は科学者からの要望に基づき, Array を基礎としたデータモデルを提供している [14][15][16][17][18][19]. 図 4-2 は一つの Array の例を 示す, Array の各セルのデータは複数の属性の値の組 み合わせで構成されている.

i j	0	1	2
0	(1.1,a)	(2.1,b)	(3.1,c)
1	(4.2,d)	(5.2,e)	(6.2,f)
2	(7.3,g)	(8.3,h)	(9.3,i)

🗵 4-2 Array Sample

ASTER 衛星画像データは Array で表現しやすいフォ ーマットで提供されている. 各センサのデータは規則 的な Array で構成されていると考えられる. 例えば, TIR データは[band10, band11, band12, band13, band14] の形で、一つのピクセルに五つのバンドのデータがあ る.これらのデータはセンサから時系列で収集される. このような Array データはリレーショナルデータモデ ルより、Array データモデルに向いている.また、ホ ットスポットを検出するために、特別なデータ処理を 行う必要がある.SciDB はユーザ定義型(User-Defined Type UDT) とユーザ定義関数(User-Defined Function UDF)機能を提供しているため、高い拡張性がある. そこで、本研究では SciDB を導入する.

SciDB は AQL と AFL の 2 種類のインターフェース を提供している. AQL は SQL と似ている Array クエリ 言語である. AFL は AQL と同じ機能を提供しており, 関数の形で記述される. また, Array のメタデータに 対するクエリも提供されている. これから本研究で用 いる主な演算子を説明していく.

create は新しい Array を作成する演算子である.以下のように記述する.

create [array_type] array

array_name<attribute_name : type_name [,...]>

[dimension_name=start:end]*,

chunk_interval, chunk_overlap [,...]]

Array を作成する時,名前,タイプ,属性リスト, 次元リストの四つの要素で定義する.タイプ (array_type)は array が更新可能かどうかを定義し,デ フォルトは更新可能となっている.属性リストはArray の各セルに保存するデータの型について定義する.次 元リストは Array の各次元のインデックス(start : end), チャンクサイズ(chunk_interval),オーバーラップのサ イズ(chunk_overlap)などの次元構成を定義する.チャ ンクは Array を扱う時の最小単位であり,オーバーラ ップはチャンクに冗長化されたデータである.

例えば、図 4-2 に示した Array Sample を以下のコマンドで作成できる.

create array Sample<A:double, B:string> [i=0:2,3,0, j=0:2,3,0]

この例の場合, Array のデータは更新できる. Array の名前を Sample とする. Sample は double 型の A と string 型の B の二つの属性がある. Sample は i と j の 二つ次元があり, それぞれの次元のインデックスは 0 から 2 までとなる. 各次元のチャンクの長さは 3 であ り, 3×3 のサイズでチャンクを定義する. オーバーラ ップは 0 である.

以下では, SciDB が提供するオペレータを説明する. ここでは, 次の三つの Array を用いる点に注意されたい.

create Array A <A1:double, A2:double, A3: int32> [i=0:2,3,0, j=0:2,3,0] create Array B<B1:string> [k=0:1,2,0] create Array C<C1:string> [i=0:2,3,0, j=0:2,3,0]

load はデータファイルから Array にデータをロード する演算子である.データはチャンクに分割されてい る.データファイルに各チャンクのデータは「[]」で 囲まれ,コンマで区切られる.以下のコマンドは data.dat データファイルを Array Sample にロードする コマンドである.

load(Sample, '/data.dat')

project は Array が持つ属性のうち,指定した属性だけを残し他を削除する単項演算である.

applyは Array が持つ属性あるいはインデックスを 利用し,新しい属性を算出し,Array に追加する.例 えば,Array A に対する apply(A, A4, A1-A2)を実行する と,Array A の属性 A1 と A2 の差を取って,新しい属 性 A4 を算出する.結果のスキーマは Array A <A1:double, A2:double, A3: int32, A4: double> [i=0:2,3,0, j=0:2,3,0]となる.

filter は Array が持つ属性の中,値が指定された条件 を満たすデータを抽出する演算子である.条件を満た さないセルは EMPTY とする.例えば, Array Aに対し, filter(A, A1>4)を実行すると,属性 A1 が4より大きい データを返す.

crossは二つのArrayのクロス積を計算する.例えば, Array A と Array B に対し, cross(A, B)を実行すると, cross の結果のスキーマは<A1:double, A2:double, A3: int32, B1:string>[i=0:2,3,0, j=0:2,3,0, k=0:1,2,0]となる.

join は二つの Array の各次元にマッチングされた属 性を結合する処理である.join 処理の二つの Array は 同じ次元構成でなければならない.例えば, Array A と Array C に対し, join(A,C)を実行すると, join の結 果のスキーマは<A1:double, A2:double, A3: int32, C1:string> [i=0:2,3,0, j=0:2,3,0]となる.

avgは Array の指定された属性の平均を算出する. **stdev**は Arrayの指定された属性の標準偏差を算出する.

4.3. データ変換

ASTER 衛星データは TIFF 形式の画像として GEO Grid から発信される. SciDB を用いてデータ管理と検 出処理を行うために,本研究では MATLAB を用いて, ASTER TIR および DEM (解像度:90m)衛星データを SciDB に格納できるデータファイルに変換する.例え ば,衛星画像 AST000814022536.T.RAD.tif におけるバ ンド 13 のデータの一部分を図 4-3 に示す.これを変換 したデータは図 4-4 のようになる.

図 4-3 変換前の TIR データ

(34.186413,130.688918,0), (34.186413,130.689890,0), (34.186413,130.699862,0), (34.186413,130.6991834,0), (34.186413,130.691834,0), (34.186413,130.692807,1600), (34.186413,130.693779,1599), (34.186413,130.694751,1502), (34.186413,130.696696,1598), (34.186413,130.697668,1501),

図 4-4 変換後の TIR データ

4.4. 衛星データ保存

SciDB に Array を取り扱うため, 一枚の TIR データ を一つの Array に保存する. 各 Array は二次元であり, 各セルに緯度, 経度, DN 値を保存する. 各 Array は以 下のように作成する. TIR データの場合は, ARRAYTIR <lat, lon, band13>[i, j]で構成されていて, DEM データ の場合, ARRAYTDEM <lat, lon, val>[i, j]で構成されて いる. SciDB の load コマンドを利用してデータを Array に導入する.

ARRAYTIR と ARRAYTDEM の定義:

CREATE ARRAY ARRAYTIR <band13: int32> [i=1:Image_Height, Image_Height, 0, j=1: Image_Width, Image_Width,0]

CREATE ARRAY ARRAYTDEM <val: int32> [i=1:Image_Height, Image_Height, 0, j=1: Image_Width, Image_Width, 0]

ARRAYTIR と ARRAYTDEM のデータロード:

load (ARRAYTIR, '/ ARRAYTIR.dat')

load (ARRAYTDEM, '/ ARRAYTDEM.dat')

そして、画像データを SciDB に保存すると同時に、 画像のメタデータを PostgreSQL に保存する.メタデー タは、画像が撮影した時刻、画像の高さ、幅、左上の ピクセルの緯度、経度、画像の空間ジオメトリーデー タで構成されている.

4.5. ホットスポット検出の実装

4.5.1. 閾値に基づく検出手法

閾値に基づく検出手法を実現するために, SciDB が 提供する演算子である apply と filter を用いる.そして, SciDB の上に getradiance(band13), gethotspot(radiance, threshold)という二つのユーザ定義関数(UDF)を実装す る.

getradiance(band13)はTIR 画像データのDN 値から温 度への変換処理を行うための UDF である.入力は ARRAYTIR の各ピクセルのDN 値であり,出力はDN 値から算出された温度である.算出には 3.2 の手法を 用いた. gethotspot(radiance, threshold)は該当ポイント がホットスポットであるかどうかを判断する UDF で ある.

まず TIR 情報を持つ Array である ARRAYTIR に対し て,温度 radiance の算出を行い,ARRAYTIR に追加す る.次に,ARRAYTIR に対して,gethotspot(radiance, threshold)を用いてホットスポットの検出を行う.算出 された温度は閾値より高い場合,ホットスポットとし て判断し,出力は true となる.温度は閾値より低い場 合,出力は false となる.

具体的な検出の流れは以下のようになる.入力 Array は ARRAYTIR <lat, lon, band13> [i, j]であり, 閾値は threshold である.

温度算出:

apply(ARRAYTIR, radiance, getradiance(band13)) 結果: ARRAYTIR < lat, lon, band13, radiance>[i, j]

<u>ホットスポット検出:</u>

filter(apply(ARRAYTIR, hotspot_flg,

gethotspot (radiance, threshold)), hotspot_flg = true)

4.5.2. 統計的な検出手法

本研究では陸上と海を判別するために、同時刻の DEM データを用いた. 統計的な検出手法を実現するた めに、SciDB の apply, project, join, avg, stdev, filter, cross などの演算子を用いて実現する. なお、温度の算出や ホットスポットの検出は閾値に基づく手法と同じよう に getradiance(band13), gethotspot(radiance, threshold) を利用する.

まず TIR データを持つ Array ARRAYTIR と標高値デ ータを持つ Array ARRAYTDEM を join し,結果を ARRAYTD に保存する.次に,陸上温度の平均値 avg と標準偏差 sd を算出し,ARRAYTD と join し,ARRAYF に保存する.最後に ARRAYF に対して,陸上温度の平 均値と,標準偏差の3倍あるいは4倍の和を閾値とし て,ホットスポットの検出を行う.

ホットスポットの具体的な検出の流れは次のよう になる.入力 Array は ARRAYTIR <lat, lon, band13>[i, j] と ARRAYTDEM <lat, lon, val>[i, j]である.

温度算出, TIR と DEM データを結合:

join(apply(ARRAYTIR, radiance, getradiance(band13)),
project(ARRAYTDEM,val))

結果: ARRAYTD<lat, lon, band13, radiance, val>[i,j] 陸上温度の平均値と標準偏差を算出:

join (avg(project(filter(ARRAYTD, band13>0 and val<>0), radiance)),

stdev(project(filter(ARRAYTD, band13>0
and val<>0),radiance)))

結果: ARRAYAS<avg, sd>[k]

<u>ARRAYTD と陸上温度情報を結合:</u>

cross(ARRAYTD,ARRAYAS)

結果:

ARRAYF<lat, lon, band13, radiance, val, avg, sd>[i,j,k] ホットスポット検出 (3 σ の場合):

filter(apply(ARRAYF, hotpot_flg,

gethotspot(radiance, avg+3*sd)), hotpot_flg = true)

5. 評価実験

提案するホットスポット検出手法の有効性を検出 するために,評価実験を行う.

5.1. 実験環境

開発環境を表 5-1 に示す. データを SciDB に導入可 能に変換するプログラムは MATLAB を用い,ホットス ポット検出用 UDF 作成には C++を用いた.また,ホッ トスポットに関する Web コンテンツを収集する実験 を行うプログラムは Java を用いた.

表 5-1 実験環境

CPU	IntelXeon2.67GHz		
OS	Ubuntu 10.04		
RAM	48GB		
SciDB	SciDB11.06		
ツール	MATLAB, C++(gcc 4.4.3), Java6.26		

5.2. データセット

提案手法の有効性を検証するために、本研究では日本の代表的な製鉄所を八つ選び、評価対象エリアとする.それぞれの評価対象エリアに対し、時系列の衛星 データを取得する.各エリアの画像は7~13枚である. 水平解像度90mのDEMとTIR画像を利用して、実験 を行う.評価対象エリアを表 5-2に示す.

評価対象エリア	データ	観測期間
鹿島製鉄所	9枚	2002/03/12~
		2011/11/16
住友八幡製鉄所	9枚	$2000/08/14 \sim$
		2011/11/26
住友金属工業和歌山製鉄所	7 枚	$2002/03/31 \sim$
		2011/10/27
新日本製鉄名古屋製鉄所	9枚	$2000/07/10 \sim$
		2011/07/14
神戸製鉄所	8枚	$2002/03/31 \sim$
		2011/10/27
JFE 東日本製鉄所	13 枚	$2000/12/26 \sim$
		2011/01/07
JFE 西日本製鉄所	10 枚	$2001/06/09 \sim$
		2009/11/06
日新製鋼呉製鉄所	8枚	2002/09/23~
		2011/04/09

表 5-2 評価対象エリア

5.3. 実験内容

ホットスポットの検出手法を評価するために、対象

データセットの各 TIR 衛星画像データに対し, 閾値に 基づくな手法と統計的な手法を用いて, ホットスポッ ト検出実験を行う. ナイーブな手法の閾値には, 60, 45, 30 の三つを用い, 統計的な手法では平均値+3 σ と 平均値+4 σ の二つの基準を用いて検出実験を行う.

5.4. 実験結果

検出されたホットスポットが正しいかどうかを評価するために、Google Map APIを用いた.検出された ホットスポットの経度、緯度を用いて Google Map に 該当位置にマーカーを作った.それからホットスポッ トの位置を調査し、結果の判断を行った.

適合率

ホットスポットが正しく検出された割合である.デ ータセット内の各 TIR 衛星画像から検出されたすべて のホットスポットのうち,正しく検出されたホットス ポットの割合を算出する.検出された結果の中で,製 鉄所,製鋼所,油田工場のような明らかな熱源の以外 に,発電工場,セメント工場などが存在する.これら も熱源となる可能性がある.本研究ではこれらの熱源 を2種類に分けて,適合率Aと適合率Bを算出する. 適合率Aの場合は,検出されたホットスポットの中,

製鉄所,製鋼所,油田工場に入っているポイントを正 解とする.それ以外のポイント不正解とする. 適合率 Bの場合は,検出されたホットスポットの中,

製鉄所,製鋼所,油田工場だけではなく,他の高温で ある可能性がある工場が含まれているポイントも正解 とする.

再現率

実際に存在するホットスポットの検出率である.本研究では 73 枚の評価対象 TIR 衛星画像に対して,正しく検出された TIR 衛星画像の枚数の割合である.

正しい検出の判断基準:

検出されたホットスポットの中に評価対象エリア の該当製鉄所に入っているポイントがある場合を正解 とし、それ以外の場合は不正解とする.

検出結果の比較を表 5-3 に示す.実験結果により, 統計的手法が優れた再現率を示していることが観察される.

表 5-3 ホットスポット検出手法比較

検出 手法	閾値に基づく手法			統計的な手法	
	閾値 60	閾値 45	閾値 30	3 σ	4 σ
適合 率 A	1.00	0.45	0.02	0.44	0.63
· 適合 率 B	1.00	0.67	0.04	0.55	0.78
再現 率	0.05	0.16	0.63	0.99	0.92

5.5. 考察

検出結果を以下の観点から考察を行う.

5.5.1. 統計的な手法の有効性

ホットスポット検出実験の比較結果から見ると,ナ イーブな手法を用いて検出する時,閾値を高く設定す ると,検出の適合率が高くなるが,再現率は非常に低 くなってしまう.逆に,閾値を低く設定すると,再現 率は少し上がるが,適合率は大幅に下がってしまう. 一方,統計的な手法はより高い適合率と再現率でホッ トスポットを検出できる.

たとえば,住友八幡製鉄所がある AST100429020443.T.RAD.tifから統計的手法で該当製 鉄所を検出できたが,ナイーブな手法では閾値30でも 同製鉄所を検出できなかった.検出結果を図5-1に示 す.一方,AST100606012715.T.RAD.tifからナイーブな 手法と統計的な手法両方とも該当製鉄所を検出できた が,ナイーブな手法の誤検出は多い.検出の結果を図 5-2に示す.ナイーブな手法の閾値30の場合,適合率 が著しく低下している.この理由は,ある場合に誤検 出が非常に多く存在しているからである. AST100606012715.T.RAD.tifの場合には7100件, AST000710015506.T.RAD.tifの場合には53700件, AST010704015353.T.RAD.tifの場合には91100件の誤 検出が存在していた。



図 5-1 AST100429020443.T.RAD.tif 検出結果



図 5-2 AST100606012715.T.RAD.tif 検出結果

5.5.2. ナイーブな手法の問題点

ナイーブな手法がホットスポットをうまく検出が 出来なかった原因を究明するために,JFE 東日本製鉄 所を含んでいる約 3km²範囲のエリアの時系列の温度 分布を分析した.その結果,同じ領域であっても,違 う時期の温度が最大 20 度程度の差があることが判明 した.例えば,2004 年 6 月 5 日の温度分布と 2006 年 12 月 27 日の同じエリアの温度分布を図 5-3 に示す. この二枚の図の中央のエリアは同じ JFE 東日本製鉄所 だが,2004 年 6 月 5 日の温度は 50 度以上であり,2006 年 12 月 27 日は 23 度程だった.このような場合, 閾値 に基づく手法の精度は悪くなってしまう.



図 5-3 同領域・別時期の温度分布比較

5.5.3. 製鉄所以外のホットスポットの考察

検出結果により、ホットスポットは製鉄所だけでは なく、他にもいろいろな工場が該当することがわかっ た.例えば、セメントを生産する時、大量の熱が発生 する.実際、宇部興産セメント工場を含む五つの画像 からすべてこの工場を検出することができた.その一 つの検出結果を図 5-4 に示す.



図 5-4 セメント工場検出

6. 森林火災検出への応用

ホットスポットの存在時間により2種類に分けられる.同じエリアを含むに時系列 TIR 画像データの検出 結果から見ると、複数回に検出されるエリアは製鉄所 などの固定的なホットスポットと考えられる.一方, たまに検出されたホットスポットは火災が起きている 領域である可能性が高い.これまでは、製鉄所のよう な場合について検出できることを示した.本節では、 森林火災を検出する可能性を検証するために、本研究 ではアメリカカリフォニア州を覆っている 15 枚の衛 星画像を利用して、統計的な手法を用いて 3σでホッ トスポット検出実験を行う、その中 2007 年 10 月 21 日の衛星画像 AST071021183927.T.RAD.tif からの検出 結果を図 5-5 に示す.



図 5-5 森林火災の検出

図 5-5の検出結果は同時期の MODIS 画像から得られ る検出結果とほぼ一致している.これより,提案手法 は森林火災検出にも適用できることがわかった.

7.まとめ

本研究では ASTER データからホットスポットを検 出するシステムの開発に取り組んだ.

ASTER TIR データを用いて,ホットスポット検出す る手法を提案した.製鉄所を検出のターゲットとして, 閾値に基づく手法法と統計的な手法を比較する実験を 行った.検出結果を検証した上で,統計的な手法の有 効性を示した.検出の結果を考察し,製鉄所をはじめ, 油田,工場,森林火災などさまざまなホットスポット を検出できることを明らかにした.

ホットスポット検出の精度向上を重要課題だと考 えている.ホットスポットという用語の定義の厳密化 も課題である.森林火災などの災害に関するホットス ポットは,被害の拡大化を防ぐために,検出が即時的 であるべきである.それゆえストリームデータ処理を 用いたリアルタイム検出手法の開発が重要だと考える.

謝辞

本研究は経済産業省が所有する ASTER データより, 産総研 GEO Grid で処理された ASTER データβを用い たものである.本研究の一部は,科学研究費補助金 (#20240010),基盤科学研究費(#21240005)による.

参考文献

- [1] GEO Grid, http://www.geogrid.org.
- [2] [e-Science:Wikipedia]
- http://en.wikipedia.org/wiki/E-Science
- [3] 河野元聡,大石雅寿,白崎裕治,他,天文学連携 データベースシステム(ヴァーチャル天文台)の 開発,DEWS2006 4A-05
- [4] 山本直孝,建部修見,関口智嗣,Grid Datafarm に おける天文学データ解析ツールの性能評価,情報

処理学会研究報告, 2003-HPC-95, SWoPP2003, pp.185-190, 2003 年 8 月

- [5] 建部修見, 森田洋平, 松岡聡, 関口智嗣, 曽田哲 之, 「広域大規模データ解析のための Grid Datafarm アーキテクチャ」, 情報処理学会研究報 告, 2001-HPC-87, SWoPP2001, pp.177-182, 2001 年7月
- [6] 北村ほか,地表面熱収支から推定した地表面温度 及び地上気温観測値と衛星ランドサットの観測 輝度温度の関係,地学雑誌, Vol.113,No.4,pp.495-511,2004
- [7] 藤谷匡,松永恒雄,ASTER データを用いたつくば 市の土地被覆変化と熱環境の関係解析,日本リモ ートセンシング学会学術講演会論文集,巻:39th, 頁:199-200,2010
- [8] 竹内渉, 宇宙からの森林火災の監視 計測と制御 第47巻第12号 2008年12月号.
- [9] 浦井稔,福井敬一,ASTERによるグローバル火山 観測計画と火山画像データベース,日本リモート センシング学会第 32 回学術講演会論文集, P.75-76, 2002.
- [10] 浦井稔,福井敬一,ASTER による火山観測の可能
 性とグローバル火山観測計画,火山第2集,第44号, P.131-141, 1999.
- [11] 三浦弘之, 翠川三郎, 建物 GIS データの更新を目 的とした高分解能衛星画像からの建物の自動検 出手法,地域安全学会論文集 No.5, 2003.11n
- [12] T. Takagi, H. Kawashima, T. Amagasa and H. Kitagawa, "Providing Constructed Buildings Information by ASTER Satellite DEM Images and Web Contents", Proc. DIEW, 2010.
- [13] 王春永,川島英之,北川博之,"地球観測衛星デ ータと Web コンテンツの統合による新築建造物 および地形変化の検出"情報処理学会第73回全 国大会,2011年3月2日~4日.
- [14] SciDB, http://www.scidb.org
- [15] J. Becla, K.-T. Lim, Report from the SciDB Workshop, Data Science Journal, Vol. 7, (2008), pages 88-95
- [16] M. Stonebraker, J. Becla, D. DeWitt, K-T. Lim, D. Maier, O. Ratzesberger, S. Zdonik, Requirements for Science Data Bases and SciDB, CIDR 2009 Conference, Asilomar, CA, USA, January 2009
- [17] The SciDB Development team, Overview of SciDB, Large Scale Array Storage, Processing and Analysis, SIGMOD'10, June 6-11, 2010, Indianapolis, Indiana, USA
- [18] P. Cudre-Mauroux, H. Kimura, K.-T. Lim, J. Rogers, R. Simakov, E. Soroush, P. Velikhov, D.L. Wang, M. Balazinska, J. Becla, D. DeWitt, B. Heath, D. Maier, S. Madden, J. Patel, M. Stonebraker, S. Zdonik, A Demonstration of SciDB: A Science-Oriented DBMS, VLDB'09 Volume 2, Number 1, 1534-1537, Lyon, France, August 2009
- [19] EmadSoroush, Magdalena Balazinska, and Daniel Wang.ArrayStore: A Storage Manager for Complex Parallel Array Processing, SIGMOD'11, June 12-16, 2011, Athens, Greece
- [20] http://www.envinfo.uee.kyoto-u.ac.jp/user/susaki/gra ss/grass3.html