

ジオタグ付き写真を用いた土地被覆の分析と可視化

Land Cover Analysis and Visualization using Geo-tagged Photographs

大羽 洋隆[♡] 廣田 雅春[◇] 石川 博[♣]
横山 昌平^{*}

Hiroataka OBA Masaharu HIROTA
Hiroshi ISHIKAWA Shohei YOKOYAMA

地球の地表面を表す土地被覆図は、衛星観測データに基づいて作成されるが、既存の土地被覆図を比較した場合の一致率はあまり高くない。これは、既存の土地被覆の分類手法の違い、分類の際に用いる衛星観測データの観測条件などによる誤差に起因する。実際に現地へ赴けば、正しい土地被覆が判断できるが、全世界を網羅するのは現実的ではない。そこで我々は、Flickrなどの写真共有サイトに投稿された大量の写真の画像特徴量、Exif、ジオタグを用いて、撮影場所付近の土地被覆を判別する手法を提案する。また、提案手法で得られた土地被覆を集約し、OpenLayersを用いて土地被覆図として可視化を行うシステムを実装した。

A land cover map that represents the land surface of the earth is based primarily on analysis of remotely sensed images. However, the rate of concordance of existing land cover maps is not high. This lack of concordance results from a difference in classification methods and observation conditions of remotely sensed images. Also, conducting field surveys around the world is unrealistic. Therefore, we use ground level photographs from photo-sharing sites instead of field surveys. We propose a method to classify areas into land cover types using image features, geo-tags, titles and tags. Additionally, we create the land cover map using classified photographs. We evaluate the method using ground truth created manually. Results show that the accuracy of the proposed method is about 70 percent in New York.

1 はじめに

近年、地球温暖化などの地球規模で発生している課題について、地球環境の変化を把握することが重要である。地球環境を把握する手段の一つとして、地球の地表面を表す土地被覆図を利用することが挙げられる。土地被覆図とは、地表面の状態を表した図であり、地球温暖化、水資源、生態系の破壊などの問題の原因を解明す

るためのモデルの作成のために用いられる。土地被覆の例として、畑、水田、市街地や森林などの分類が挙げられる。それらの土地被覆の分類には、衛星観測データに基づいた手法が数多く提案されてきた。しかし、地域によって適切な分類手法や評価方法が異なる。例えば、農耕地や湿地などの多様性の高い地域では、正確なトレーニングデータの作成が困難であるといった課題がある [1]。また、Iwao らの研究 [2] において、既存の土地被覆分類精度は約 60% であり、正確な土地被覆図を制作するためには、分類精度の向上が必要とされている。土地被覆図の精度の向上には、現地調査を行い、その結果を土地被覆図に反映させていくのが確実な方法である。実際に、Iwao らは Degree Confluence Project(DCP)¹ とよばれる緯度と経度が共に整数値となる地点に実際に赴き、その地点の周囲を撮影するプロジェクトによる写真を土地被覆の検証データとして用いている。しかし、世界中においてこれを実現するのは、膨大な人的リソースが必要となるため現実的ではない。

そこで、我々は、Web 上に存在する位置情報を持った風景写真を分析することで、膨大な人的リソースを必要とせず、現地調査に近い分類結果が得られると考えた。本研究では、DCP の写真と同様に、Web 上に多数存在し位置情報を持った写真を写真共有サイトから取得し、土地被覆の判別を行う。Flickr² や Panoramio³ などの写真共有サイトには、多様な場所、状況で撮影された写真が多数存在する。例えば、Flickr では、1 日ごとに約 100 万枚の写真がアップロードされ、2011 年に 60 億枚目の写真が投稿された⁴。近年では、GPS が搭載されたカメラやスマートフォンの普及に伴い、撮影位置情報がジオタグとして付与されている写真が増加している。また、写真に付与されたタグなどのメタデータにより、写真の詳細な撮影状況を理解することが可能であり、これらのデータを用いた土地被覆の判定も可能である。これらの写真は、土地被覆だけでなく、その他の環境データの算出にも用いられている [3], [4]。

そこで本論文では、Flickr などの写真共有サイトに投稿された多量の写真の画像特徴量、Exif、ジオタグを用いて、撮影場所付近の土地被覆を判別する手法を提案する。そして、判定された土地被覆を OpenLayers⁵ を用いて地図上に表示することで、土地被覆図を作成する。

本論文の構成は次のとおりである。2 章では、本研究と関連研究の差分について述べる。3 章では、提案システムについて概要を述べ、各処理についてそれぞれの節で述べる。4 章では、本システムの実行の様子を示す。5 章では、本システムの評価実験を行い、その結果を示す。6 章では、本研究で得られた成果をまとめる。

2 関連研究

既存の土地被覆についての研究として、Iwao らの研究 [2] がある。Iwao らは、既存の土地被覆図を組み合わせて、新たな土地被覆図を作成する手法を提案している。本研究とは、土地被覆の解析に用いるデータが、衛星観測データとジオタグ付き写真という点で異なっており、ジオタグ付き写真を用いた場合、写真が多く存在する地域ならば、既存の土地被覆図と比較して、より細かい領域で判定を行うことが可能であると考えられる。

また、本研究と同様に Web 上の写真を用いた土地被覆の研究として岩田らの研究 [5] がある。岩田らは、Web 上の DCP の写真を用いて、その写真の画像特徴量から 6 種類の土地被覆の判定を行った。本研究では、岩田らの研究と同様に、Web 上の Flickr の写真を用いて、その写真の画像特徴量から土地被覆の判定を行うが、それに加えて、写真のタイトルやタグ情報も用いて土地被

♡ 学生会員 静岡大学大学院情報学研究所
gs13007@s.inf.shizuoka.ac.jp

◇ 正会員 静岡大学創造科学技術大学院/日本学術振興会特別研究員 DC
dgs11538@s.inf.shizuoka.ac.jp

♣ 正会員 首都大学東京システムデザイン学部情報通信システムコース
ishikawa-hiroshi@sd.tmu.ac.jp

* 正会員 静岡大学大学院情報学研究所
yokoyama@inf.shizuoka.ac.jp

¹<http://confluence.org/>

²<http://www.flickr.com/>

³<http://www.panoramio.com/>

⁴<http://blog.flickr.net/en/2011/08/04/6000000000/>

⁵<http://openlayers.org/>

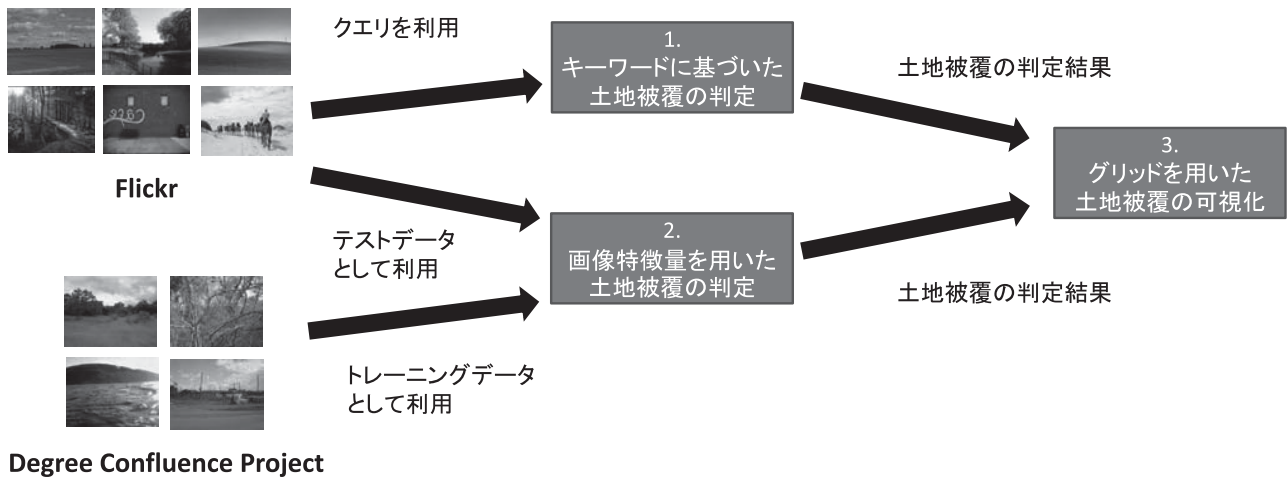


図 1: 提案手法の流れ

覆の判定を行うことで、分類精度の向上を図る。また、DCPの写真ではなく、Flickrに投稿されたジオタグ付き写真を用いることで、さらに整数値の交点よりさらに、細かい粒度の土地被覆の判定を行う事ができると考えられる。

Danielら[6]は、本研究と同様にFlickrの写真の画像特徴量を用いて developed か undeveloped の判定を行い、分割したグリッドに含まれる写真の分類結果に基づいて、2種類の土地の状態に分類を行った。本研究では、写真の画像特徴量だけでなく、写真のタイトルやタグ情報も用いて土地被覆の判定を行うことで、分類精度の向上を図り、6種類の種別の判定を行うことで、Danielらの手法と比較してより細かい土地被覆の分類を行う。

3 提案手法

本章では、Flickrに投稿された多量の写真から土地被覆を判定し、その結果を可視化するシステムについて述べる。提案手法の流れを図1に示す。本研究では、表1に基づいて、Crop, Forest, Grass, Water, Urban, Desertの6つに分類を行った土地被覆図を作成する。本研究では、土地被覆を判定するために、(1) キーワードに基づいた土地被覆の判定、(2) 画像特徴量を用いた土地被覆の判定、(3) グリッドを用いた土地被覆の可視化を行う。

3.1 キーワードに基づいた土地被覆の判定

Flickrに投稿された写真には、タイトルやタグが付与されているものも多い。そして、それらには写真の撮影場所や写真に写っているものに関する単語が含まれていることが多い。このことから、タイトルやタグに土地被覆に関する単語が含まれていれば、写真の被写体としてその土地が撮影されている可能性が高い。そのため、写真の撮影場所の周辺は、その土地被覆である可能性が高いと考えられる。そこで、土地被覆に関連したキーワードを用い

表 1: 集めたキーワードとその分類

土地被覆の分類	キーワード
Crop	crop, cropland
Forest	forest
Grass	grass
Water	water, river, sea
Urban	urban
Desert	desert

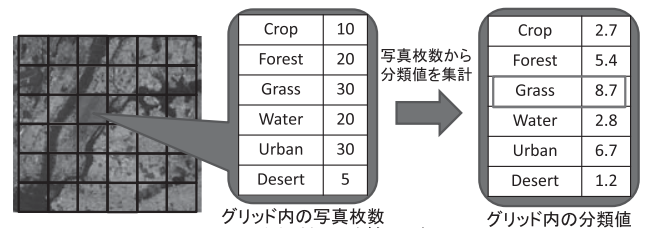


図 2: 分類値の計算の流れ

て、Flickrからそのキーワードをタイトルかタグに含む写真を取得し、それらのキーワードに基づいて土地被覆の判定を行う。

はじめに、表1に示したキーワードを用いて、Flickrから写真を取得する。本研究では撮影場所付近の土地被覆の判定を行うため、位置情報が付与された写真のみを使用する。そして、位置情報が付与された写真を、表1に基づいて、写真を取得したキーワードごとに分類し、分類結果をその写真の土地被覆と判定する。

3.2 画像特徴量を用いた土地被覆の判定

Flickrに投稿された写真には、世界中の風景を撮影した写真が多く存在している。それらの風景写真の中には、撮影場所の周辺の土地被覆が撮影されている写真も多く含まれており、土地被覆の判定が可能であると考えられる。そこで、Flickrから取得した位置情報付きの写真から画像特徴量を用いて土地被覆の判定を行う。本研究では、画像特徴量としてCsurkaらの提案したBag-of-Visual Words[7]を用いる。

Bag-of-Visual Wordsとは、特徴量計算アルゴリズムであり、以下の流れで処理が行われる。まず、それぞれの写真から、局所特徴量であるSURF[8]を抽出する。次に、それぞれの写真から抽出したすべての局所特徴量に対してk-means法を用いてクラスタリングを行う。そのクラスタリング結果のk個のクラスターのセントロイドをVisual Wordsとする。次に、算出されたVisual Wordsをピンとして、それぞれの写真ごとに抽出された多数の局所特徴量を最も距離の近いVisual Wordsのピンに投票し、それぞれの写真ごとにヒストグラムを作成する。最終的に算出したヒストグラムを画像の特徴量とする。

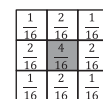


図 3: ガウシアンフィルタ



図 4: 既存の土地被覆図の例



図 5: アメリカ全体の実行例

Bag-of-Visual Words による画像特徴量の算出後、Support Vector Machine(SVM) を用いて土地被覆の判定を行う。SVM とは、教師あり学習の一つで、高いパターン識別能力を持つとされている分類手法である。本研究では、SVM のトレーニングデータとして、表 1 に示す土地被覆の分類に対して、DCP の写真を各 200 枚ずつ用いた。また、SVM のパラメータである γ と C は、グリッドサーチによって、5 分割交差検定の結果の適合率が高かった値となったパラメータを用いた。

3.3 グリッドを用いた土地被覆の可視化

3.1 節、3.2 節で判定した結果を用いて、グリッドを用いた土地被覆の可視化を行う。グリッドによる領域の表現を用いる理由として、既存の土地被覆がグリッドによって表現されているため、提案手法と既存手法を比較しやすいと考えられるためである。本研究では、土地被覆の判定精度を高めるため、3.1 節、3.2 節での判定結果が同じ写真のみを用いる。グリッドごとの土地被覆の判定方法として、土地被覆の分類ごとに Flickr から取得した写真の枚数に差があるため、分類ごとの写真の枚数で正規化を行ったものを分類値と定義し、図 2 に従い、そのグリッド内に存在する写真から各分類値を集計する。その際に、最大の分類値をもつ分類をそのグリッドの土地被覆と定義した。

また、本研究では、分類結果の補正として 8 近傍のグリッドの判定結果に基づいた補正とガウシアンフィルタを用いた平滑化による補正を行った。

グリッドの判定結果に基づいた補正では、写真が存在せず土地被覆の判定が行われなかったグリッドに対して、その周囲 8 マスのグリッド判定結果の中で、最も数の多い分類を土地被覆が判定行

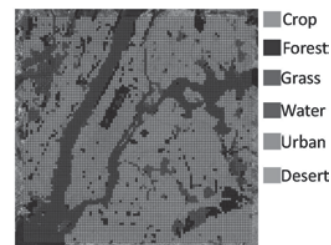


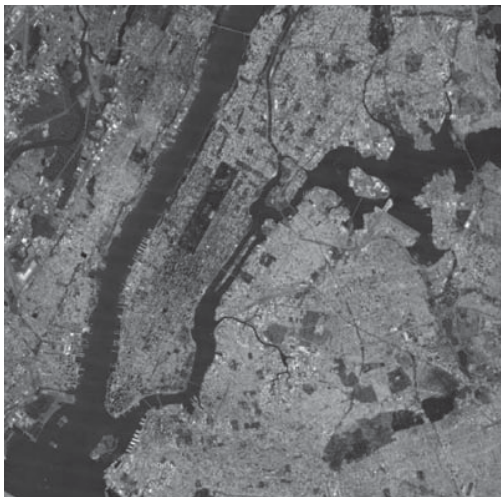
図 6: 正解データ

われなかったグリッドの判定として再定義を行った。この補正は、最も数の多い分類が、周囲 8 マスの内 3 マス以上存在する場合のみ行った。ガウシアンフィルタを用いた平滑化による補正では、周囲 8 マスの各グリッドの持つ分類ごとの写真枚数を図 3 のフィルタを用いて平滑化を行った後、分類値の再計算を行い、最大の分類値を持つ分類をグリッドの土地被覆として再定義を行った。

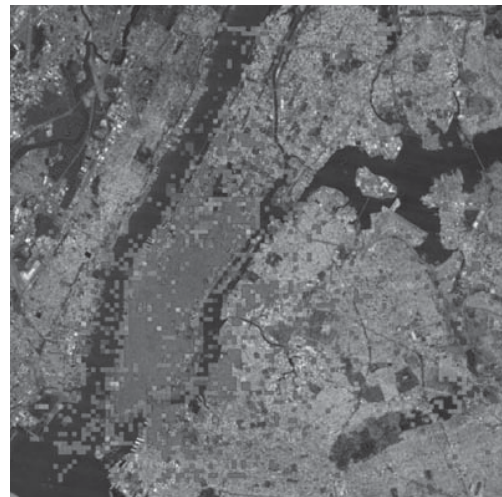
4 本システムの実行例

4.1 データセット

本研究で用いる写真のデータセットは、広範囲での実行例では、Flickr から緯度 23 度から 55 度、経度 -130 度から -60 度の範囲内で、表 1 の検索キーワードで取得したジオタグ付き写真 1,131,162 枚、拡大時での実行例では、Flickr から緯度 40.6744 度から 40.8543 度、経度 -74.062 度から -73.821 度の範囲内で表 1 の検索キーワードで取得したジオタグ付き写真 12,153 枚を用いて、提案手法の土地被覆の判定を行った。本実験で用いる判定結果の正解データ

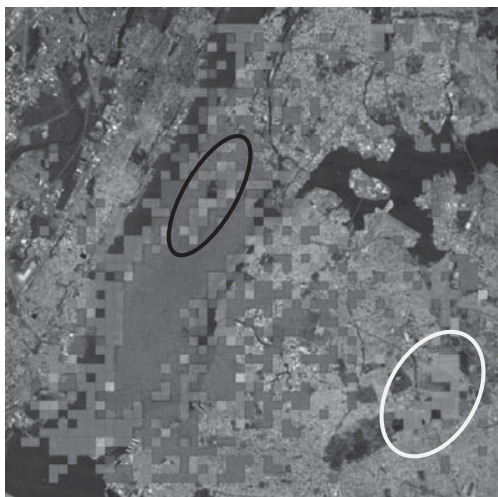


(a) システム適用前



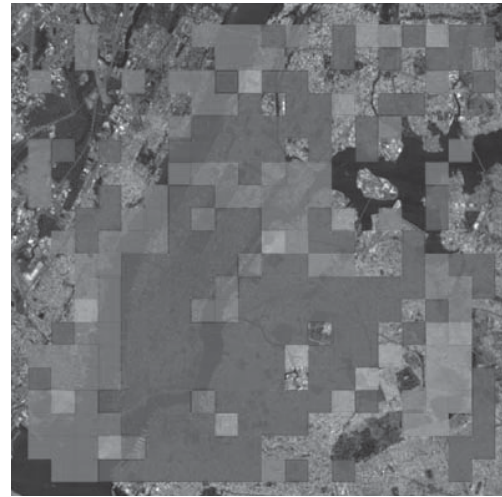
(b) 一辺 200m の場合

- Crop
- Forest
- Grass
- Water
- Urban
- Desert



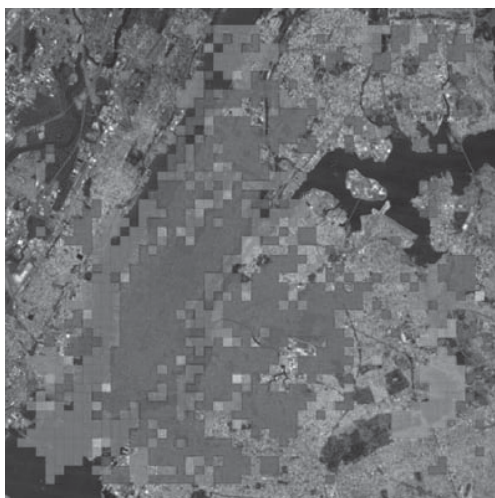
(c) 一辺 400m の場合

- Crop
- Forest
- Grass
- Water
- Urban
- Desert

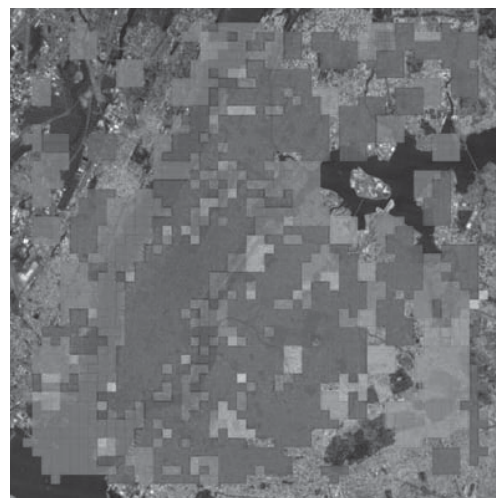


(d) 一辺 1000m の場合

- Crop
- Forest
- Grass
- Water
- Urban
- Desert



(e) 図 7(c) に判定結果に基づいた補正を行った例



(f) 図 7(c) に平滑化フィルタを用いた補正を行った例

図 7: New York での実行例

セットとしては、図6の土地被覆分類の判定結果を用いた。この正解データは、実験範囲の衛星写真を一辺の長さが約200mごとの長さのグリッドによって分割を行い、分割された各グリッド内で最も多くの割合を占める分類を人手によって判定して作成したものである。

4.2 広範囲での実行例

広範囲での実行例のデータセットを用いて、提案手法の土地被覆の判定を行い、OpenLayers上で可視化を行った。図4は、既存の土地被覆図の一つであるUniversity of Maryland's 1-km Global Land Cover product (UMD)[9]であり、図5は、提案手法の結果である。図5のグリッドの間隔は緯度経度を1度ごとに区切ったものである。

図5の北アメリカ大陸の南西部を見ると、Desertと判定されたグリッドが密集しており、その地域に大規模な砂漠地帯が存在していると考えられる。同様に、図4においてもBare GroundやOpen Shrublandのような砂漠地帯の判定がされている。実際に該当する地域にはチワワ砂漠やソノラ砂漠など砂漠地帯となっている。このことから、提案手法は砂漠に関する分類は適切に行われていると考えられる。しかし、図5の内陸部では、Waterに分類されたグリッド多数存在する。これが発生する場所として、次の二つの地域が挙げられる。ひとつは、観光地となっている池や川を撮影した写真が多く存在する地域である。これは、グリッドの範囲が広いため、観光地のような多くの写真が撮影される地域の影響を受けやすいことが考えられる。このような地域は、グリッドの範囲を狭めて再判定を行うことで解決可能であると考えられる。もう一つは、グリッド内の写真数が少ない地域である。写真数が少ない場合、適切な判定を行うことが困難である。そのため、写真の撮影場所の偏りへの対処が必要である。

4.3 拡大時での実行例

図7は、図5においてNew York周辺に対して本システムを実行し、土地被覆の可視化を行った例である。図7(a)は、本システムの適用前のNew York周辺の状態を表したものである。図7(b)、図7(c)、図7(d)は、それぞれ図7(a)の範囲において、グリッドの一辺の長さを200m, 400m, 1000mと設定した場合のシステムの実行例である。表示されているグリッドの内、Urbanを表すグリッドは、地図上のマンハッタン島と近い形状をしている事が確認できる。また、図7(c)の黒色の丸で囲まれたセントラルパークが存在する地域には、周りのUrbanと違いCropとGrassの土地被覆が判定されており、公園の領域と近い形状になっていることを確認できる。また、ハドソン川などの水辺の地域に関しても、Waterと判定されたグリッドが、実際の河川に近い形状をしており、図7(c)の白色の丸で囲まれたForest Parkが存在する地域では、Forestと判定されたグリッドが多く存在する。このことから、提案手法によって正しく土地被覆の分類が行われていると考えられる。

図7(e)、図7(f)は、それぞれ図7(c)の判定結果に対して、8近傍のグリッドの判定結果に基づいた補正と平滑化フィルタを用いた補正を行った際のシステムの実行例である。図7(e)、図7(f)の両方共に、元となった図7(c)と比較して、判定されたグリッドが増加しており、川などの形をより確認しやすくなっているのがわかる。しかし、それと同時に図7(c)と比較して、Cropを表すグリッドが目立つようになっている。New Yorkのような都市部には、次章の評価実験の正解データとして用いる図6からわかるように、Cropに分類されるグリッドは、ほとんど存在しない。このことから、図7において、Cropと判定されたグリッドは誤判定である可能性が極めて高い。この原因としては、本システムのCropに対する判定精度が悪いことが考えられ、Cropの判定の精度の向上が今後の課題である。

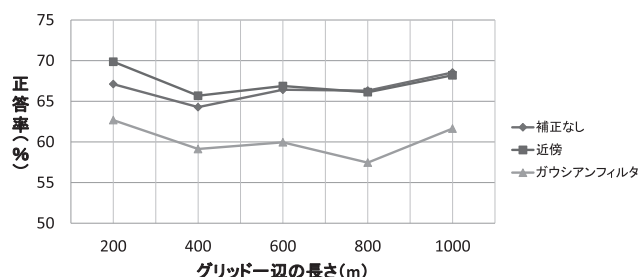


図8: 一辺の長さによる正答率の変化

5 評価実験

本章では、本システムの有用性を示すため図7(a)の範囲で行った評価実験について説明を行う。

5.1 グリッドの一辺の長さに基づいた実験結果

本節では、グリッドの一辺の長さの変更を行った際の正答率の検証を行った。図8は、グリッドの一辺の長さを200mから1000mまで200m間隔で変更を行った場合において、補正を行わなかった場合(以下、補正なし)、8近傍のグリッドの判定結果に基づいた補正を行った場合とガウシアンフィルタを用いた平滑化による補正を行った場合における、本システムの判定結果の正答率を表したものである。図8の補正なしの場合、正答率は、どの場合においても60%後半の値を維持していることがわかる。このことから本システムで作成した土地被覆図は、既存の土地被覆図の精度が約60%であることを考慮すると、十分な精度であると考えられる。また、グリッドの一辺の長さの変更を行った場合にも正答率の変化があまり見られないことから、ある程度のスケールの違いにおいても対応できることが考えられる。

図8において、8近傍のグリッドの判定結果に基づいた補正を行った場合の正答率は、グリッドの一辺の長さが200mの際では、補正なしの正答率と比較し、正答率の上昇を確認することができ、一辺の長さが大きくなるほど補正なしの場合との正答率の差が減少していき、1000mの際には、補正を行わなかった場合とほぼ同等であることがわかる。これは、図7(c)に示すグリッドの間隔が狭い200mの場合のように、グリッドの範囲内に写真が存在せず、土地被覆の判定が行われなかったグリッドにおいて補正が有効に機能したことが考えられる。また、ガウシアンフィルタを用いた平滑化による補正を行った場合の正答率は、すべてのグリッドの長さにおいても補正なしの正答率を下回っていることがわかる。これは、ガウシアンフィルタを用いて分類値の計算を行う上で、平滑化によって誤判定された写真に大きく影響を受けたことが考えられる。それにより、補正なしの場合と比較して、正答率が低下したと考えられる。このことから、今後は、8近傍のグリッドの判定結果に基づいた補正を改善していき、正答率の向上を行うことが今後の課題である。

5.2 グリッド内の写真枚数に基づいた実験結果

本節では、土地被覆の判定を行う際に、グリッド内の写真の必要下限枚数を設定を行うことで、写真枚数が少なく誤った判定を行ったグリッドの除去ができると仮定し、検証を行った。図9、図10は、グリッドの一辺の長さが200mの場合と1000mの場合において、グリッド内の写真の必要下限枚数を設定した際の正答率と判定されたグリッドの数を表したものである。図9、図10より、両方の場合において必要下限枚数を増加させていくのとは反対に、土地被覆の判定されたグリッドの数は減少していくのがわかる。しかし、正答率に関しては、必要下限枚数を増加させていくのに比例して単調増加している傾向が見られるが、図9の場合には、必要下限枚数が18枚、図10の場合には、必要下限枚数が6枚の際に正答率の上昇がなくなる、または、正答率の下降を確認することができる。このことから、必要下限枚数の設定を行うこと

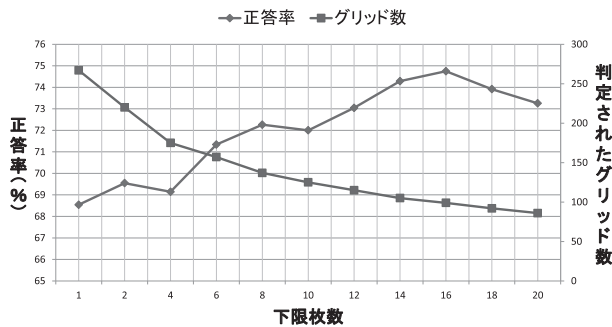


図 9: 一辺の長さが 1000m の場合

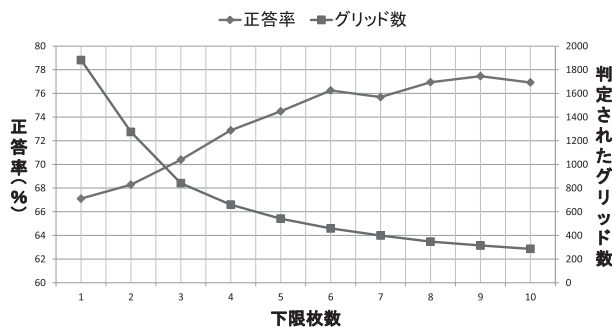


図 10: 一辺の長さが 200m の場合

で、土地被覆が誤判定されたグリッドの除去を効果的に行う事ができると考えられる。しかし、適切な必要下限枚数の設定を行わなければ、多くの土地被覆が正しく判定されたグリッドを誤って除去してしまう可能性があるため、必要下限枚数の設定は慎重に行う必要があると考えられる。

6 おわりに

本論文では、写真共有サイトに投稿されたジオタグ付きの写真とメタデータを用いて、撮影場所の土地被覆を判定し、土地被覆図を作成するシステムを提案した。土地被覆に関するキーワードで取得したジオタグ付き写真から、キーワードによる判定と画像特徴量を用いた土地被覆の判定を行い、グリッドを用いて OpenLayers 上に土地被覆図として可視化を行った。そして、精度評価として New York 周辺のジオタグ付き写真数を用いて実験を行った。その結果として、既存の土地被覆図と比較して十分な精度の土地被覆図を作成することができた。

今後の課題として、既存の土地被覆図と提案手法の土地被覆図を比較し、精度の評価を行う。また、写真の撮影時期を考慮した表示方法の導入や土地被覆の判定精度の改善のために、Exif や Bag-of-Visual Words 以外の特徴量の導入の検討を行う。加えて、ノイズ写真の除去が挙げられる。そのほか、撮影場所の偏り、ジオタグの位置情報の誤差などへの対処が今後の課題である。

[謝辞]

本研究で使用した DCP の写真データは、産業総合研究所から提供を受けたものである。ここに記して謝意を表す。

[文献]

- [1] Mark A. Friedl, Damien Sulla-Menashe, Bin Tan, Annemarie Schneider, Navin Ramankutty, Adam Sibley and Xiaoman Huang “MODIS Collection 5 global land cover: Algorithm refinements and characterization of new datasets”, *Remote Sensing of Environment*, pp. 168-182, 2010
- [2] Koki Iwao, Kenlo Nishida Nasahara, Tsuguki Kinoshita, Yoshiaki Yamagata, Dave Patton and Satoshi

Tsuchida “Creation of New Global Land Cover Map with Map Integration”, *Journal of Geographic Information System*, pp. 160-165, 2011

- [3] Daniel Leung and Shawn Newsam “Exploring Geotagged Images for Land-Use Classification”, *ACM International Conference on Multimedia: Workshop on Geotagging and Its Applications in Multimedia*, pp. 3-8, 2012
- [4] Haipeng Zhang, Mohammed Korayem, David J. Crandall and Gretchen LeBuhn “Mining Photo-sharing Websites to Study Ecological Phenomena”, *Proceedings of the 21st international conference on World Wide Web*, pp. 749-758, 2012
- [5] 岩田健司, 尾崎竜史, 岩男弘毅, 小島功 “土地被覆図校正のための風景画像データの 카테고리 推定”, *Vision Engineering Workshop*, 2013
- [6] Daniel Leung and Shawn Newsam “Proximate sensing using georeferenced community contributed photo collections”, In *Proceedings of the ACM SIGSPATIAL International Conference on Advances in Geographic Information Systems: Workshop on Location Based Social Networks*, pp. 57-64, 2009
- [7] Gabriella Csurka, Christopher R. Dance, Lixin Fan, Jutta Willamowski and Cdric Bray “Visual Categorization with Bags of Keypoints”, In *ECCV International Workshop on Statistical Learning in Computer Vision*, pp. 404-417, 2004
- [8] Herbert Bay, Tinne Tuytelaars and Luc Van Gool “SURF:Speeded up robust features”, In *European Conference on Computer Vision*, pp. 404-417, 2006.
- [9] Hansen, M., R. DeFries, J.R.G. Townshend, and R. Sohlberg “UMD Global Land Cover Classification”, *Department of Geography, University of Maryland, College Park, Maryland*, 1998

大羽 洋隆 Hiroataka OBA

2013 年静岡大学情報学部卒業。同年同大学大学院情報学研究所情報学専攻に入学し、現在に至る。地理情報システムに興味を持つ。日本データベース学会学生会員。

廣田 雅春 Masaharu HIROTA

2014 年静岡大学創造科学技術大学院修了、博士(情報学)。同年より、日本学術振興会特別研究員(PD)。Web 情報検索、Web マイニング、マルチメディア情報処理の研究に従事。日本データベース学会正会員

石川 博 Hiroshi ISHIKAWA

首都大学東京システムデザイン学部情報通信システムコース教授。東京大学理学部情報科学科卒業。東京都立大、静岡大を経て 2013 年より現職。東京大学博士(理学)。著書に『データマイニングと集合知』(共立出版)等、ACM TODS, IEEE TKDE, 国際学会 VLDB, IEEE ICDE 等を含め学術論文多数。1994 年情報処理学会坂井記念特別賞, 1997 年科学技術庁長官賞(研究功績者)受賞。情報処理学会データベースシステム研究会主査, 情報処理学会論文誌(データベース)共同編集委員長, *International Journal Very Large Data Bases Editorial Board*, 日本データベース学会理事歴任。情報処理学会フェロー, 電子情報通信学会フェロー。ACM, IEEE 各会員。

横山 昌平 Shohei YOKOYAMA

静岡大学情報学研究科講師。産業技術総合研究所特別研究員、静岡大学情報学部助教を経て 2012 年より現職。2006 年東京都立大学大学院工学研究科修了、博士(工学)。情報処理学会シニア会員、電子情報通信学会、日本データベース学会正会員。電子情報通信学会データ工学研究会専門委員、情報処理学会データベースシステム研究会運営委員、情報処理学会論文誌(データベース)幹事補佐。