スペクトル画像を用いた土の種類の識別と含水比の推定に基づく コーン指数の推定

〇山内統広 †, 筑紫彰太 †, 田村雄介 †, 山川博司 †, 永谷圭司 †, 藤井浩光 ‡, 千葉拓史 § 山本新吾 §, 茶山和博 §, 山下淳 †, 淺間一 †

○ Norihiro YAMAUCHI †, Shota CHIKUSHI †, Yusuke TAMURA †

Hiroshi YAMAKAWA †, Keiji NAGATANI †, Hiromitsu FUJII ‡, Takumi CHIBA § Shingo YAMAMOTO §, Kazuhiro CHAYAMA § Atsushi YAMASHITA † and Hajime ASAMA †

†:東京大学大学院工学系研究科精密工学専攻
‡:千葉工業大学先進工学部未来ロボティクス学科,§:株式会社フジタ
E-mail: yamauchi@robot.t.u-tokyo.ac.jp

<要約>本研究では、スペクトル画像を用いて土の種類の識別と含水比の推定を行うことで建設機械の走破性を 示す指標の1つであるコーン指数を推定する手法を提案した.実験結果から、スペクトル画像を用いたコーン指 数の推定は可能であることが分かった.

<キーワード>スペクトル画像,土の種類,含水比,コーン指数

1 序論

土砂災害が発生した場合,更なる被害を防ぐために, 迅速な復旧工事が必要となる.迅速な復旧工事を実施 するためには,建設機械を災害現場で使用することが 求められるが,災害現場の地盤が軟弱である場合,建 設機械が転倒する可能性がある.従って,復旧工事の 前に災害現場における建設機械の走破性の調査が重要 になる.

建設機械の走破性を調査する従来手法には,走破性の 指標の1つであるコーン指数を測定する手法がある[1]. コーン指数とは,コーンペネトロメータと呼ばれる器具 を地面に挿入し,その際に発生する土の抵抗力を,コー ンペネトロメータの上部についているメーターで読み 取ることで得られる値である.土の抵抗力が強いほど 建設機械の走破性が高く,またコーン指数も高いので, コーン指数が高いほど建設機械の走破性が高いと判定 することができる.これまでコーン指数の測定は人の 手で行われてきたが,災害現場では2次災害の危険が 存在するため,無人でコーン指数を測定する手法が求 められる.無人でコーン指数を測定する先行研究には, ロボットにコーン指数を測定する器具を装着して遠隔 操作する手法が提案されている [2] [3].この手法は,人 手によるコーン指数測定をロボットに置き換えたもの であるが,測定器具を測定地点に1カ所ずつ接触させ る必要があるため,ロボットが進入できない場所での コーン指数の測定はできない.一方,非接触でコーン 指数を推定する先行研究には,水が光を吸収する近赤 外の波長帯を撮影した画像を用いて コーン指数を推定 する手法が提案されている [4] [5].この手法は,画像 を用いることでロボットが進入できない場所での推定 も可能にしたが,土に含まれる水の量の指標である含 水比にのみ注目しており,含水比以外でコーン指数に 影響を与える土の種類には注目していない.従って,推 定されたコーン指数の精度が低いという問題がある.

そこで本研究の目的を,土の種類と含水比の双方に 注目した,非接触での建設機械のためのコーン指数の 推定とする.





図 2 スペクトル画像

2 提案手法

2.1 提案手法の概要

提案手法の概要を,図1に示す.本研究では,非接触 でコーン指数を推定するために,まず画像を用いて土 の種類の識別と含水比の推定を行う.次に,コーン指 数は土の種類と含水比に大きく依存する.そこで,土 の種類と含水比からコーン指数を推定する.従って,土 の種類の識別と含水比の推定を画像を用いて非接触で 行うことによって非接触での走破性判定を行う.

土の種類の識別と含水比の推定を行うための画像に は、スペクトル画像を使用する.スペクトル画像とは、 撮影した対象物からの入射光を分光させることにより、 複数の波長帯の光の強さを記録した画像である.一般 的な RGB 画像が R, G, B の 3 波長帯の光の強さを記 録した画像であるのに対し、スペクトル画像の波長帯 の数は4以上であり、多い場合には数百に及ぶ.スペ クトル画像のイメージを図2に示す.図2において、x 軸と y 軸が空間方向を示し、z 軸方向が波長方向を示 す.z 軸方向に積み重なった画像の枚数が、分光した波 長帯の数となる.スペクトル画像に記録された各波長 帯の光の強さからそれぞれの波長帯の分光反射率を算 出することができ、それらを波長の長さにそって並べ ることで分光反射率スペクトルを取得できる.

また,物質は,その分子や原子の構造,あるいは物 質を構成する微粒子の大きさや形,表面の粗さによっ て,光の波長ごとの反射,散乱,吸収,そして放射の



図 3 異なる土の種類の分光反射率スペクトル

度合いが異なる [6]. 従って,分光反射率スペクトルを 用いて,物質の種類や状態を推定することができる.

そこで、本研究では、スペクトル画像から分光反射 率スペクトルを取得し、それを用いて土の種類の識別 と含水比の推定を行う.以下の2.2節,2.3節,及び2.4 節において、図1で示した提案手法の各ステップ(1), (2),(3)の詳細を解説する.

2.2 ハイパースペクトル画像を用いた土の種類の識別

図1の(1)における土の種類を識別するステップで は、異なる土の種類がそれぞれ別の分光反射率スペク トルを持つことを利用する.土の種類が異なると、有 機物含有量や、土の粒子の鉱物組成、直径の分布、形 状、および表面の粗さなどが異なる.これらの違いが 分光反射率スペクトルに影響するため、土の種類によっ て、分光反射率スペクトルが異なる.土の種類によっ て分光反射率スペクトルが異なる.魚のを図3に示す.

多くの土の種類を分光反射率スペクトルから識別す るためには,記録した波長帯の数が多い分光反射率ス ペクトルを取得する必要がある.そのためには,波長分 解能が高く,記録できる波長帯の数が多いスペクトル 画像を使用する必要がある.そこで,本研究では,ハイ パースペクトル画像というスペクトル画像を土の種類 の識別に使用する.ハイパースペクトル画像を土の種類 の識別に使用する.ハイパースペクトル画像とは,スペ クトル画像のなかでも入射光を分光させた波長帯の数 が非常に多く,波長分解能の高いスペクトル画像であ る.このハイパースペクトル画像から分光反射率スペ クトルを取得し,それを3層のニューラルネットワーク を用いて分類することによって,土の種類を識別する.



図 4 含水比の増加に伴う分光反射率の減少

2.3 マルチスペクトル画像を用いた含水比の推定

図1の(2)における含水比を推定するステップでは, 水が近赤外の光を吸収することを利用する.含水比が 増加すると近赤外の波長帯の分光反射率が他の波長帯 の分光反射率よりも大きく減少するため,近赤外の波 長帯の分光反射率から水が光を吸収しない波長帯の分 光反射率を引いた差が小さくなる.例として,含水比 の増加に伴って,分光反射率スペクトルの,特に近赤 外の波長帯の分光反射率が大きく減少するグラフを図 4に示す.図4のグラフにおいて,縦軸が分光反射率, 横軸が波長を示す.また,含水比が1番低い状態にお ける2つの波長帯の分光反射率の差をd₁,含水比が真 ん中の状態における差をd₂,含水比が1番高い状態に おける差をd₃とすると,

$$d_1 > d_2 > d_3 \tag{1}$$

となっていることが分かる.この式(1)より,含水比 が増加すると,近赤外の波長帯の分光反射率から水が 光を吸収しない波長帯の分光反射率を引いた差は,逆 に減少することが分かる.この性質を利用することに よって,含水比を推定する.

水は近赤外の広い範囲の光を吸収するため,近赤外 の広い範囲を1つの波長帯で取得する必要がある.そ こで,本研究では,波長分解能が低いマルチスペクト ル画像を使用する.マルチスペクトル画像とは,スペ クトル画像のなかでも入射光を分光させた波長帯の数 が少ない画像であり,1つの波長帯あたりの波長幅を長 くすることができる.

本研究では、水が光を吸収する近赤外の波長帯として



(a) 含水比と2つの波長帯の分光反射率の差の関係



(b)指数近似線によるモデルフィッティング

図 5 分光反射率の差の関係へのモデルフィッティング

900 ~ 1700nm の波長帯を,そして水が光を吸収しない 波長帯として 570nm の波長帯を使用することとした.

その2つの波長帯の分光反射率の差と含水比を比較 したグラフの例を図5(a) に示す.この図5(a) のグラ フにおいて,縦軸は含水比,横軸は2つの波長帯の分 光反射率の差dを示す.図5(a) のグラフに示す通り, 含水比の減少に伴って,2つの波長帯の分光反射率の 差dが増加していることが分かる.このグラフに近似 線をフィッティングし,そのフィッティングされた近似 線を用いることで含水比を推定する.

2つの波長帯の分光反射率の差 d と含水比のグラフ にフィッティングさせる近似線として、本研究では指 数近似線を使用する.図5(a)のグラフに指数近似線を フィッティングさせた様子を、図5(b)に示す.本研究 では、まず最初にそれぞれの土の種類に対して、含水 比の異なるサンプルを作り、そのサンプルのマルチス ペクトル画像を撮影する.次に、そのマルチスペクト ル画像を用いて算出した分光反射率の差を用いてフィッ ティングした指数近似線を取得し、その指数近似線を



図 6 コーン指数と含水比の関係

用いて含水比を推定する.

2.4 土の種類と含水比を用いたコーン指数の推定

図1の(3)における土の種類と含水比からコーン指 数を推定するステップにおいては、土の種類と含水比 がコーン指数に大きく影響することを利用する. コー ン指数に大きな影響を与える土の性質として、有機物 含有量,土の粒子の鉱物組成や直径の分布,形状,およ び表面の粗さ,ならびに含水比がある.これらの性質 のうち, 含水比以外の, 有機物含有量, 土の粒子の鉱物 組成や直径の分布、形状、および表面の粗さは、外部 の状況に左右されない土に固有の性質である. そこで. これらの土に固有の性質が同じ土を同じ種類であると 定義し、2.2節で解説した手法でハイパースペクトル画 像を用いた土の種類の識別を行うことによって、コー ン指数に大きな影響を与える土の性質のうち、まだ分 かっていない性質が含水比のみとなる.よって,各土 に対し、コーン指数と含水比の関係が分かっていれば、 2.3節で解説した手法でマルチスペクトル画像を用いた 含水比推定を行うことによって, コーン指数を推定す ることができる.

本研究では、土の種類と含水比からコーン指数を推 定するため、土の種類ごとに含水比を変えながらコー ン指数を測定しておくことで予め土の種類によって異 なるコーン指数と含水比の関係を記録しておく.ある 土におけるコーン指数と含水比の関係を示すグラフの 例を図6に示す.この図6のグラフにおいて、縦軸は コーン指数、横軸は含水比を示す.このグラフには、含 水比ごとに測定されたコーン指数の値がひし形の点と してプロットされている.この図6に示したようなグ



図 7 推定された含水比からのコーン指数の推定

ラフが,土の種類と同じ数だけ記録されており,それ らの中から,土の種類を識別することによって,コー ン指数推定に使用するべきグラフが分かる.使用する べきコーン指数と含水比の関係を示すグラフにおいて, 推定された含水比に最も近い含水比の点を2点選び,そ の2カ所の含水比が推定された含水比を内分する比率 m:nを求める.次に,選ばれた2点のコーン指数をこ の内分比率 m:nで内分する点のコーン指数を,コー ン指数の推定値とする.推定された含水比からコーン 指数の推定値を求める様子を図7に示す.

3 実験

提案手法の有効性を確認するための検証実験を行っ た.ハイパースペクトル画像とマルチスペクトル画像 を用いて土の種類の識別,含水比の推定,さらにその2 つを用いたコーン指数の推定を行い,それらを,実際 の土の種類ならびに測定した含水比およびコーン指数 との間で比較することによって,提案手法の有効性を 検証した.

3.1 実験環境

検証実験においてコーン指数推定の対象とした環境 は、含水比を調整した工事現場内の屋外の土である.な お、対象とする工事現場内の屋外の土は、含水比が増 加した場合に建設機械が走破できない程コーン指数が 減少する粘性土である.また、対象とする工事現場内 の屋外の環境において、縦5m、横3mの長方形の実験 場所を3カ所作り、それぞれ異なる含水比に調整して 検証実験を行った.工事現場内の屋外の様子と3カ所 の実験現場を図8に示す.

また、本研究では、スペクトル画像を撮影するため



図 8 検証実験の対象とする工事現場内の屋外

に, エヴァ・ジャパン株式会社製の NH-7 というハイ パースペクトルカメラと, Tetracam Inc. 製の Macaw というマルチスペクトルカメラを使用した. 2 つのス ペクトルカメラの配置を図 9 に示す. また, ハイパー スペクトルカメラの写真と仕様を図 10 と表 1 に, マル チスペクトルカメラの写真と仕様を図 11 と表 2 にそれ ぞれ示す.

スペクトル画像は入射光を4つ以上の波長帯に分光 して記録するため、1つの波長帯あたりの光量が一般的 な RGB 画像の R, G, B の各波長帯に比べ少ない. 従っ て、一般的な RGB 画像に比べて明るい状況で撮影す る必要がある. そのため、検証実験においてスペクト ル画像の撮影は、天候がよく、晴れている時に行った.

3.2 実験手順

まず最初に,異なる含水比に調整した3カ所の実験 場所それぞれにおいて, ハイパースペクトル画像とマ ルチスペクトル画像を撮影した. ハイパースペクトル 画像は、事前に撮影しておいた他の5種類の粘性土の ハイパースペクトル画像と共に学習用と評価用の画像 に分け、学習用の画像でニューラルネットワークの学 習を行ったあと,評価用の画像で実験場所の土の種類 に対する再現率を求めた. マルチスペクトル画像から は、水が光を吸収する近赤外の波長帯に当たる 900~ 1700nmの波長帯の分光反射率と水が光を吸収しない 570nmの波長帯の分光反射率を取得し、その2つの分 光反射率の差を用いて指数近似線によるフィッティング を行うことで含水比を推定した.次に,識別した土の 種類と推定した含水比から、予め記録していたコーン 指数と含水比の関係のグラフを参照することでコーン 指数を推定した.最後に、検証実験を行った3カ所の 実験場所において含水比とコーン指数の測定を行った.



含水比とコーン指数の測定の様子を図 12 に示す.

3.3 実験結果

まず,実験現場の粘性土を含めた6種類の粘性土の土 をハイパースペクトル画像で識別した結果,実験現場 の粘性土を撮影したハイパースペクトル画像を97.7% の再現率で識別できた.このことから,ハイパースペ クトル画像を用いて波長分解能の高い分光反射率スペ クトルを取得することで土の種類を識別できることが 分かった.

次に、含水比とコーン指数の、実験場所で測定した 実測値と提案手法で推定した推定値、実測値と推定値 の誤差の絶対値を表3に示す.この表より、含水比の 誤差は3つとも大きくなく、含水比が精度良く推定で きていることが分かる.一方、コーン指数の誤差につ いては、表の上から2番目と3番目は精度良く推定で きているが、1番上の誤差が大きいことが見てとれる. これは、検証実験の対象となった土の含水比とコーン 指数の関係に原因がある.検証実験の対象の土の含水 比とコーン指数の関係を示すグラフを図13に示す.図 13のグラフにおいて、縦軸および横軸は、図6および 図7と同様、それぞれコーン指数と含水比を示す.グ

表 3 含水比とコーン指数の実測値と推定値の比較

含水比 [%]			コーン指数 [kN/m ²]		
実測値	推定値	誤差	実測値	推定値	誤差
38.75	42.03	3.28	461	233	228
46.17	47.39	1.22	72	71	1
45.32	48.53	3.21	64	71	7
平均誤差		2.57	平均誤差		78.6



マルチスペクトルカメラ ハイパースペクトルカメラ 図 9 ハイパースペクトルカメラとマルチスペクトルカメラの配置



図 10 ハイパースペクトルカメラの外観

表 1 ハイパースペクトルカメラの仕様

製品名	NH-7	
(メーカー)	(エバジャパン)	
波長	$350 \sim 1100 \mathrm{nm}$	
	(ピッチ: 5nm)	
波長帯数	151	



図 11 マルチスペクトルカメラの外観

表 2 マルチスペクトルカメラの仕様

製品名	Macaw		
(メーカー)	(TETRACAM)		
波長	490nm–10nm, 570nm–10nm		
(中心波長-波長幅)	671nm–10nm, 800nm–10nm		
	900nm-20nm, 950nm-40nm		
	900 ~ 1700nm(近赤外)		
波長帯数	7		



(a) コーン指数の測定



(b) 含水比の測定

図 12 検証実験における測定の様子

ラフ中の実測値,推定値,誤差は,それぞれ表3にお ける1番上のコーン指数の実測値,推定値,誤差を示 す.このグラフより,検証実験の対象となった土の含 水比とコーン指数の関係において,含水比の実測値と 推定値の存在する38%から42%の間でコーン指数が大 きく減少し,含水比に対するコーン指数の変動が激し いことが分かる.以上より,含水比の誤差が他とあま り変わらなくとも,表3の1番上のコーン指数の推定 値が,実測値から大きく乖離することが分かった.

4 結論

本研究では、ハイパースペクトル画像とマルチスペ クトル画像を用いて、それぞれ土の種類の識別と含水 比の推定を行い、その2つの結果からコーン指数を推定 する手法を提案した.3.3節の実験結果より、含水比に 対するコーン指数の変動が穏やかな土に対しては、ス ペクトル画像を用いた非接触でのコーン指数の推定が 可能であることが分かった.しかし、含水比に対する コーン指数の変動が激しい場合、含水比の推定値の誤 差に、含水比の変動が穏やかな場合と同じ程度の誤差 が生じても、コーン指数の推定値が大きく乖離するこ とも分かった.

今後の課題としては、含水比の推定精度を向上させ ることにより、含水比に対するコーン指数の変動が大 きい場合においても、コーン指数の推定精度を向上さ せることが挙げられる.

謝辞

本研究の一部は, JSPS 科研費 JP18K13810 の支援 を受けた.

参考文献

- J. V. Perumpral: "Cone Penetrometer Applications - A Review", *Transactions of the ASAE*, Vol. 30, No. 4, pp. 939–944 (1987)
- [2] S. Chhaniyara, C. Brunskill, B. Yeomans, M. C. Matthews, C. Saaj, S. Ransom, and L. Richter: "Terrain Trafficability Analysis and Soil Mechanical Property Identification for Planetary Rovers: A Survey", *Journal of Terramechanics*, Vol. 49, pp. 115–128 (2012)
- [3] 古屋 弘,山田 祐樹,栗生 暢雄,清酒 芳夫,森 直樹: "遠隔搭乗操作によるマルチクローラ型無人調査ロボットの開発",大林組技術研究所報,No. 80, pp. 1–10 (2016)
- [4] R. Fernández, H. Montes, and C. Salinas: "VIS-NIR, SWIR and LWIR Imagery for Estimation of Ground Bearing Capacity", *Sensors*, Vol. 15, No. 6, pp. 13994–14015 (2015)
- [5] A. L. Rankin, and L. H. Matthies: "Passive Sensor Evaluation for Unmanned Ground Vehicle Mud Detection", *Journal of Field Robotics*, Vol. 27, No. 4, pp. 473–490 (2010)
- [6] G. A. Shaw and Hsiao-hua K. Burke: "Spectral Imaging for Remote Sensing", *Lincoln Labora*tory Journal, Vol. 14, No. 1, pp. 3–28 (2003)