

UAV を用いた河川水域抽出手法の開発

長崎大学大学院工学研究科 学生会員 倉村 秀明

長崎大学工学部 学生会員 藤岡 滉平

長崎大学大学院工学研究科 正会員 鈴木 誠二

1. 研究の背景と目的

河川状況を詳細に把握することは、河川の管理・整備を行うにあたり非常に重要である。特に、長崎県内では降雨が多く河川災害が頻発しており、被災後の災害復旧や調査には被災前の河川横断形状や植生繁茂状況の把握が必要とされる。しかしながら、河川形状や水深の高精度な情報を得るためにはコスト及び時間が問題となる。

そこで本研究では、近年さまざまな分野で活用が期待されている UAV を用いて、河川における河床形状及び水深等の河川情報を簡易的に収集する方法を検討した。将来的には詳細な河川情報の入った三次元モデルを作成し長崎の河川管理に応用することを目的とする。具体的には、UAV を用いて撮影した高精度な河川画像を画像処理することにより河川の水域の抽出を行った。また、機械学習を用いることで、水域、植生、道路などの判別も行った。

2. 観測の概要

長崎県の神浦川下流の樹木で河川上が覆われていない 800 m の区間を検証対象水域(図 1)とした。2016 年 10 月 7 日、2018 年 3 月 20 日、4 月 27 日、5 月 25 日、6 月 27 日に UAV による空中写真撮影を実施した。UAV による空中写真撮影は、高度約 50m からほぼ鉛直下向きに行い、約 300 枚の画像を得た。写真 1 に使用した UAV を示す。UAV は DJI 社の Phantom4 である。

3. HSV 色空間を用いた水域抽出

HSV では色を「鮮やかさ」や「明るさ」といった直感的にわかりやすい方法で表現されているため、感覚的な調整を簡単に行うことが可能となる。そこで、一般的に用いられる RGB 色空間ではなく HSV 色空間による水域抽出を試みた。また季節によっても同じ水域や植生で色の違いがあるため、季節毎に拘束条件の検討を行った。その例を下記に示す。

3 月上流拘束条件

(1) $0.113 < H < 0.142$

(2) $0.177 < H < 0.492$

(3) $0.190 < H < 0.588$

5 月上流拘束条件

(1) $0.139 < H < 0.753$

(2) $0.000 < H < 0.257$

(3) $0.215 < H < 0.701$

この拘束条件を適用し、二値化した結果を図 4 と図 5 に示す。どちらもほぼ水域の抽出を行えていることが分かる。しかし、細部まで確認してみると図 4 では左下にある水域が抽出できていないことが分かる。この原因として、まだ成長していない植生と濁度の高い水域部の色が近いことが考えられる。これらの結果から、HSV 色空間による水域抽出は水域と植生や道路など周りのものと色に明確な差がある場合は利用できるが、水域の濁



図 1 神浦川(対象水域及び計測断面)



写真 1 UAV (Phantom4)



図 2 3 月上流部の写真



図 3 5 月上流部の写真



図 4 HSV 変換二値画像(3 月)

度が高く土壌や植生と色の明確な差がある場合は適していないことが分かった。

4. 機械学習による水域予測

4.1 研究手法の概要

機械学習の教師あり学習を行うことで、水域の予測を行っていく。教師あり学習とは入力データと正解データを投入することで入力データの特徴を読み取り、正解データを学習させるものである。写真の 픽셀値に着目することで水域、植生、道路、その他に分類し、教師データの作成を行った。また、教師データは季節による植生の RGB 値の違いや、撮影した日によって多少の日射量の違いによる RGB 値の違いを考慮して観測毎に分けて作成した。RGB 値は観測毎に複数の写真から抽出しており、表 1 に示すデータ数分抽出した。

4.2 モデル概要及び解析結果

今回は教師あり学習の手法として、分類において定評のあるロジスティック回帰と k-近傍法を用いて機械学習を行った。評価方法としては最も利用されている交差検定を採用した。交差検定では、用意したデータ n 個に分けて、1 回目はそのうちの一つをテストデータ、それ以外を学習データとして、学習・評価する。2 回目は 1 回目と異なる別のデータをテストデータとして使い、そして、n 回で測定した精度の平均を取る。

今回は 10 個に分け、評価を行ったものを表 2 と表 3 に示す。結果から分かるように各観測で分けて機械学習を行った場合は全てのパターンで 7 割以上の正解率という結果になった。ロジスティック回帰と k-近傍法では k-近傍法のほうが全てのパターンにおいて高い正解率となり、水域の判定に適していると考えられる。理由としては、k-近傍法が、新しいデータが入力された際に、それに最も近い k 個のデータのラベルで多数決を取り、多い方に分類される分類法であり、今回水域のデータ数を多くしていたため、水域とうまく判定したのではないかと考えられる。また、水域とその他に分類した場合の k-近傍法では全てで 8 割を超えており、写真の中からの水域の判定はどの季節でも概ね行うことができると考えられる。精度に関しても水域だけの場合はデータ数を増やすだけでも容易に上がると考えられる。

5. 結論

UAV で高精度画像から水域の抽出及び判定を行った。HSV 色空間を用いた水域抽出は夏季などの水域と植生などのはっきり色が違う場合は概ね抽出できるが、他の場合では厳しいことが判明した。水域の判定については教師あり学習で RGB 値を基に k-近傍法を用いることでどの季節でも概ね判定できることができた。今後は水域部のデータ数を増やすことや他の分類法での検討、また過学習などがないかなどを確認し精度向上に努めていく必要がある。また、今後は教師あり学習で学ばせたものを基に画像の水域抽出などを行っていく。



図 5 HSV 変換二値画像 (5 月)

表 1 各データ数

	水域(個)	植生(個)	道路(個)	その他(個)
2016/10/7	1507	815	440	380
2018/3/20	1482	1140	722	874
2018/4/27	1467	798	418	646
2018/5/25	1631	1327	608	950
2018/6/22	1824	1520	494	1102
ALL	7911	5600	2682	3952

表 2 ロジスティック回帰

	水域,植生,道路,その他	水域,その他
2016/10/7	86.4%	82.9%
2018/3/20	70.2%	79.5%
2018/4/27	70.5%	72.4%
2018/5/25	74.7%	82.5%
2018/6/22	82.8%	76.5%
ALL	62.3%	73.9%

表 3 k-近傍法

	水域,植生,道路,その他	水域,その他
2016/10/7	97.2%	99.3%
2018/3/20	85.0%	90.5%
2018/4/27	81.7%	82.0%
2018/5/25	84.7%	88.5%
2018/6/22	89.1%	84.9%
ALL	68.1%	79.9%