

静止画像を用いた新しい流量観測手法の開発

くどう けいし あらい かおり さとう たくみ あさみ かずき ひらやま としあき
工藤 圭史¹・荒居 香織¹・佐藤 匠¹・浅見 和希¹・平山 利晶¹

¹国際航業株式会社 東京事業所（〒183-0057 東京都府中市晴見町2-24-1）

河川における最も重要な管理行為の1つに流量観測がある。しかし、浮子に代表される現地での観測は、安全面や人手確保の観点から課題がある。また、水位の計測からH-Q式で流量換算する手法は、水位計の設置や管理に労力を要する。さらに、昨今はCCTVカメラ等で撮影した動画から流量を推定する手法が開発されているが、データ容量や通信上の制約がある環境では、リアルタイムでの把握が困難である。そこで、本研究では、容量の小さい静止画像から流量を推定する方法を開発した。これは、機械学習により水域を自動抽出し、水面幅や水域面積とその流量の関係を分析の上、画像中のピクセル数と流量の関係式（換算式）を導いたものである。

Key Words： 河川流量，水文調査，流量観測，静止画像，画像解析，機械学習

1. 技術開発の背景と目的

流量は、河川管理において最も重要なデータである。しかし、持続的な観測には多大な労力とコストが伴い、場所によっては危険も伴うため、以前から手法の改善に向けた研究や開発が行われてきた。

従来の手法の課題を整理すれば、例えば、河川内に立ち入る可搬式流速計での流速観測や浮子を用いた流速観測は、高水の際は安全性の確保が困難である。また、水位を取得し、H-Q式からの流量を換算する手法は、水圧式水位計は洪水時に流失の恐れがあり、電波式水位計はセンサーが流路から外れる可能性があることから確実なデータ取得の観点から課題が残る。さらに、これら観測機器を設置する場合は、許可申請等で設置までに時間を要するケースが多く、維持管理の手間とコストも課題となる。

一方、AI技術の発展により動画から流量算定する適用事例¹⁾が増えているが、これらの多くは、電力及び大容量データの通信回線が必要となる。

そこで、本研究では、これらの課題解決に向け、静止画像のみから流量を算定する新たな手法を開発した（図-1）。本手法は、流量が大きくなると水深と河川幅が大きくなるというマンニング式から導かれる関係性を利用したものである。機械学習を用いて河川幅や水域面積を抽出し、これらと流量の相関関係（2次～3次関数）から流量を算定する。さらに、作業員の安全性は確保され、観測機器の流出等の恐れもない。将来的には固定カメラのみでなく、様々な媒体への展開も期待できる革新的な手法である。



図-1 静止画像による新しい流量観測手法の概念図

2. 技術開発の理論と手法

(1) 流量と河川水位及び水域面積との関係

河川における流速（ v ）はマンニング式から次式で表される。

$$v = \frac{1}{n} R^{\frac{2}{3}} I^{\frac{1}{2}} \quad (1)$$

式で、 n ：粗度係数、 R ：径深、 I ：動水勾配である。

流量（ Q ）は、流速と断面積（ A ）の積であり、 $Q = Av$ となる。

ここで、河川断面を図-2のような河川幅（ B ）、角度（ θ ）、水深（ h ）を用いて表すことができる台形と仮定する。

断面積（ A ）および径深（ R ）は下記のように表される。

$$A = B * h + \frac{h^2}{\tan\theta} \quad (2)$$

$$R = \left[Bh + \frac{h^2}{\tan\theta} \right] * \left[B + \frac{2h}{\sin\theta} \right]^{-1} \quad (3)$$

数式(1)から(3)を用いて、流量 (Q) について整理する.

$$Q = \frac{1}{n} * I^{\frac{1}{2}} * \left[Bh + \frac{h^2}{\tan\theta} \right]^{\frac{5}{3}} * \left[B + \frac{2h}{\sin\theta} \right]^{-\frac{2}{3}} \quad (4)$$

数式(4)を簡略化すると、 $Q \propto h^{8/3}$ となる. すなわち流量は水深の凡そ2.67乗に比例することがわかる.

河川幅 (B_w) は水深 (h) を用いると次式で表される.

$$B_w = B + \frac{2h}{\tan\theta} \quad (5)$$

河川幅は水深の1次関数であることから、数式(4)の水深を河川幅に置き換えることが可能である. もちろん、河川断面の形状は複雑であり単純な台形ではないが、マニング式から導かれる式は、流量は水深（または河川幅）の2次～3次関数で表されることを示唆している.

水域面積（ここでは、河川の流水範囲の面積と定義する）は、河川幅の積分であることから、河川幅と同様に、流量は水域面積の2次～3次関数で表されると推測される.

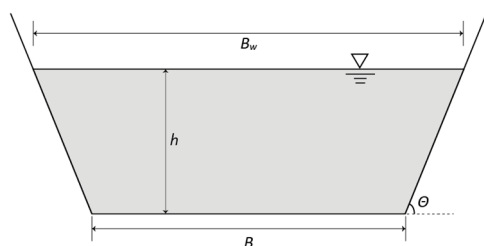


図-2 河川断面のモデル

(2) 静止画像による流量の算出

河川幅（または水域面積）と流量の間に相関関係があることから、河川幅（または水域面積）が分かれば河川流量を算出することは可能と考える.

ところで、河川幅や水域面積の値は、静止画像（または動画）の処理により、水域を抽出することで得られる（図-3）。そして、河川幅（または水域面積）との相関関係（2次～3次関数）を利用することで流量を算出することができる（図-4）.

動画については、オプティカルフロー（画像フレーム間の速度ベクトルを描写する）を用いることで、比較的簡単に水域の抽出を行うことができる. つまり、「水域」は動きのある部分、「背景（水域でないところ）」は動きのない部分、と定義し、オプティカルフローで計算した速度ベクトルについて、ある閾値以上の値を持つものを「水域」とすればよい.

静止画像の水域の抽出については、解析を行う画像が1枚であるため、複数のフレーム写真が必要なオプティカルフローや画像の差分（例：各画素の輝度値の差を取る）など、「水域」＝「動きがある」部分であるとする画像解析を行うことができない.

そこで、機械学習を用いたセマンティックセグメンテーションを適用する.

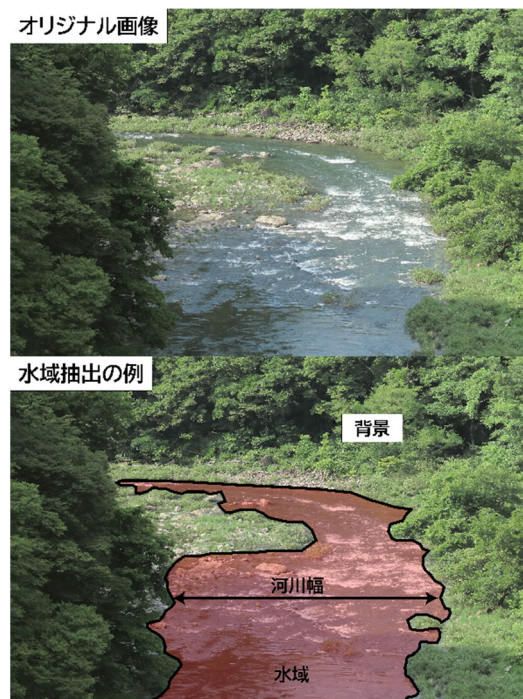


図-3 河川の河川幅・水域の抽出例

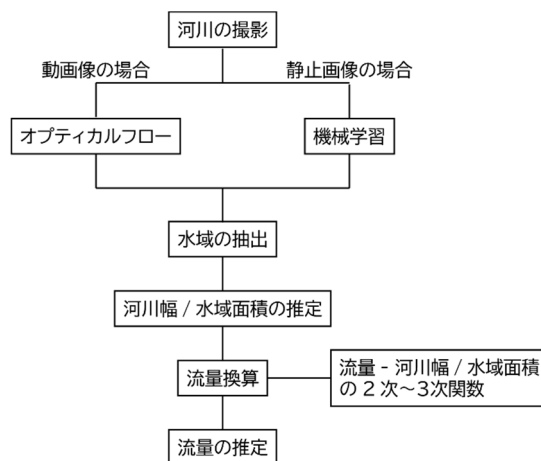


図-4 河川幅/水域面積による流量推定の作業フロー

セマンティックセグメンテーションとは、機械学習を用いて、画素単位でラベルやカテゴリを分類することを指す. ここでは、全ての画素に対し「水域」または「背景」の2つの分類をし、水域の抽出を行う. この画像処理には、オープンソースの画像処理ソフトウェアであるImageJのImageJ2に基づくパッケージソフト「Fiji」²⁾のプラグインのひとつである「Trainable Weka Segmentation」³⁾（以降、TWSと省略する）を利用した. TWSは、画像の一部分の

画素に対しアノテーション作業を行うだけで識別器を用いて学習し、残りの画素に対してセマンティックセグメンテーションができるのが特徴である。また、プログラミングの経験がなくても簡単に使用できるGUIが提供されている。TWSは光学顕微鏡や電子顕微鏡などの画像データについて多く使われ、細胞の同定などで利用されてきた。一度、教師データを作成すれば、多くの写真についてセマンティックセグメンテーションを行うこともできる。

TWSは20種類のフィルタ（例：Gaussian blur, Hessian, Sobel filterなど）が用意されており、学習する特徴を選んで、各画素の特徴ベクトルを作成する。TWSのデフォルトの識別機は、Fast Random Forest法である。Fast Random Forest法とは、決定木を複数個利用するアンサンブル学習のアルゴリズムである。TWSでは、1ノードにつき、200個の決定木と2個の特徴を用いて識別を行っている。

図-3の写真を用いて、TWSにより画像の一部にアノテーション作業を施すと、図-5のように全ての画素について、「水域」（赤色）と「背景」（緑色）のセマンティックセグメンテーションを行う。さらに図-5から、スムージング処理などを施し、二値化画像を作成し、水域抽出を行った。

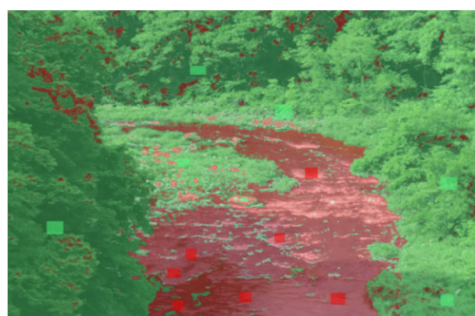


図-5 セマンティックセグメンテーションの例

3. 開発した技術の検証

画角を固定したカメラで河川を撮影し、得られた静止画像を用いて上記の方法でセマンティックセグメンテーションにより水域を抽出し、河川幅（または水域面積）と流量の関係を検証した。

用いたカメラは、約500万画素の解像度、夜間は940nm赤外線（ノーグロー）とし、連続的な流量変化を把握するため10分間隔の撮影とした。

得られた静止画像は、リサイズ等の前処理を行い、TWSによりセマンティックセグメンテーションを行って、水域と背景（水域以外）の二値化画像を作成した。そして、二値化画像から、河川幅はある行（任意のY座標における直線上）の水域ピクセル数、水域面積は複数の行における水域ピクセル数とみなし、河川幅・水域面積の変化をピクセル数の増減を用いて検証した。

撮影された写真には、夜間や白飛び・影などのノイズの大きな画像があったため、予め使用する写真の選定を行った。

検証地点は、静止画像を撮影するカメラの他に、電波式水位計を設置しており、10分毎に水位の測定をしている。電波式水位計で測定した水位に、別途調査で得られたH-Q式により算出した流量（以降、これを実測流量と呼ぶ）と、画像データより得た河川幅および水域面積のピクセル数との関係を検討した。なお、ノイズの軽減のため、実測流量、画像データより得た河川幅および水域面積のピクセル数ともに、1時間単位で平均化した。

図-6および図-7から、実測流量と河川幅および水域面積のピクセル数との間には明瞭な相関性が認められる。2次関数を適用したところ、その決定係数 R^2 は、河川幅の場合が0.88、水域面積の場合が0.89であった。ちなみに、3次関数の場合の相関係数はそれぞれ0.88と0.89であった。

以上より、(1)項で想定した関係式、すなわち流量は河川幅あるいは水域面積の2～3乗に比例することが、実測流量についても確認できた。さらに、河川幅や水域面積はピクセル数という相対的な値であっても、流量の算出は可能と言える。

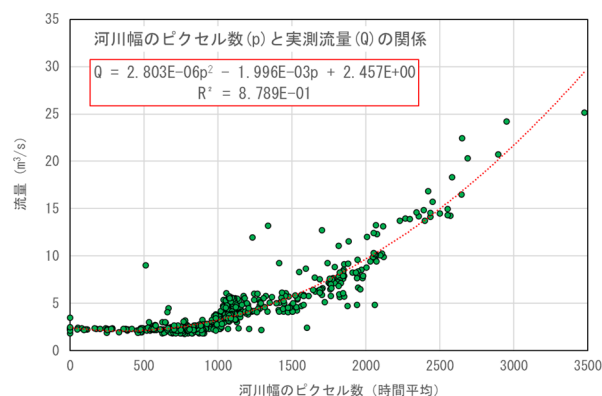


図-6 河川幅のピクセル数と実測流量の関係

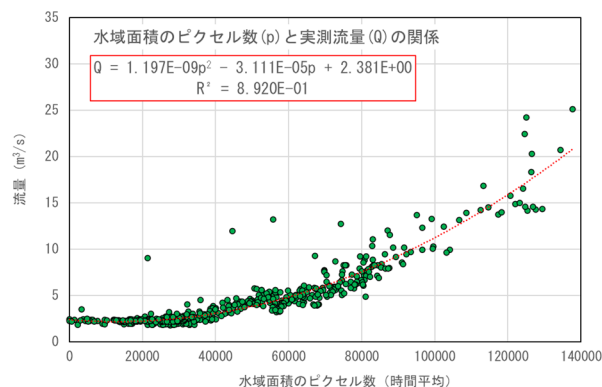


図-7 水域面積のピクセル数と実測流量の関係

図-7で得られた実測流量と水域面積のピクセル数の関係の2次関数を用いて、水域面積のピクセル数から流量を推定し（以降、画像流量と呼ぶ）、時系列グラフとした（図-8）。また、検証地点では、月に1度の頻度で電磁流速計を用いた流量観測を行っており（以降、手計流量と呼ぶ）、図-8に合わせて示した。画像流量は、高水、低水ともにおおむね実

測流量と合致していると言える。

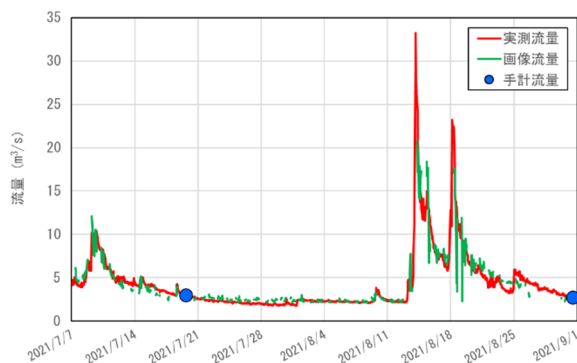


図-8 実測流量と画像流量の時系列グラフ

実測流量と水域面積から求めた画像流量について比較を行った(図-9)。両者について、高水時は画像流量のほうがやや少ないものの、ほぼ1:1ライン付近に分布しており、水域面積より求めた画像流量は実測流量との整合性が高いことが伺える。特に、動画像から表面流速を算出する画像処理型流速測定(例えば、STIV法など)では、評価が困難であった低水流量についても高い精度で評価することができた。

以上より、自然河川においても、流量は河川幅(または水域面積)の2~3次関数で表されることを確認した。

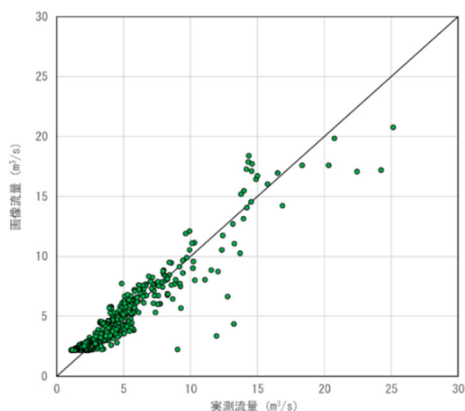


図-9 実測流量と水域面積の画像流量の比較

4. 結論と今後の展望

比較的、単純な河道断面において流量が河川幅(または水域)の2次~3次関数で表されるという理論式の展開を踏まえ、静止画像を用いて河川幅(または水域面積)から流量の推定を行ったところ、下記の結果を得た。

- ①自然河川においても、流量は河川幅(または水域)の2次~3次関数で表される。
- ②水域面積(水域範囲のピクセル数)から算出した流量は、高水、低水のどちらにおいても、比較的、良好な精度であった。

- ③1枚の静止画像から流量を推定することが可能なため、通信状況の悪い山岳地帯にも活用することができる。
- ④流量算出のポイントは、水域範囲の抽出、すなわち画像解析によるセグメンテーションである。正確にできれば、流量の推定を行うことができる。

一方、以下の課題が明らかとなった。

- ①夜間やノイズの多い静止画像については、画像データの品質が悪く、セグメンテーションを行うことが難しい。
- ②検証地点においては、電波式水位計が併設され、流量を別途得ることができたため、河川幅(または水域面積)と流量の関係を得ている。カメラの設置のみで画像流量を推定する場合は、例えば、撮影した静止画像の河川幅(または水域面積)のピクセル数から、横断測定の測定データを用いて水深を計算し、その水深からH-Q曲線を用いて流量の推定を行うなどの必要がある。

本手法は、セマンティックセグメンテーションの精度が流量に直結するため、今後はTWS以外の深層学習や機械学習のアルゴリズムを用いてセマンティックセグメンテーションを行う予定である。

また、ドローンによる撮影写真や衛星写真でもセマンティックセグメンテーションを行えば、川幅(または水域面積)の推定を行うことができるため、画角を固定したカメラだけでなく様々な媒体の画像についても検討を行いたい。衛星画像でも適用できれば、洪水対策や水源確保で苦慮する国々にも貢献できると考える。

謝辞：国際航業株式会社 岡秀行氏、下野友裕氏には、研究開発において助言および情報提供をしていただきました。株式会社ジオコネクト塚田敏文氏には、機器類についての助言をいただきました。ここに謝意を表する。

参考文献

- 1) 国立研究開発法人土木研究所水工研究グループ 水文チーム：流量観測の高度化マニュアル(高水流量観測編) Ver1.2, 国立研究開発法人土木研究所, 2016.
- 2) Schindelin, J., Arganda-Carreras, I., Frise, E., Kaynig, V., Longair, M. & Pietzsch, T. et al.: *Fiji: an open-source platform for biological-image analysis*, Nature Methods, 9(7), 676-682, doi:10.1038/nmeth.2019, 2012.
- 3) Arganda-Carreras I., Kaynig V., Rueden C., Elieiri K.W, Schindelin J., Cardona A., Sebastian Seung H. : *Trainable Weka Segmentation: a machine learning tool for microscopy pixel classification*, Bioinformatics, 1,33(15),2424-2426, doi:10.1093/bioinformatics/btx180, 2017.