

# UAV及び深層学習を用いた植生の自動判別 による河道維持管理手法の開発

いちかわ けん あまや かおり なすの あらた  
市川 健・天谷 香織・那須野 新

(株) 復建技術コンサルタント 技術センター (〒980-0012 宮城県仙台市青葉区錦町一丁目7番25号)

本研究では、河道内樹木の再繁茂の兆候を早期に把握することを目的に樹高約1m~20mのヤナギを対象にUAVにより撮影した静止画から、深層学習を用いヤナギの有無の自動判別を実施した。静止画の目視判断から作成した植生データと比較して、ヤナギが自生している箇所において、本数評価では全56本のヤナギのうち54本がヤナギとしてカウントされ、見落としが少ない判別結果となった。さらに、樹高1m以上のヤナギの幼木の自動判別が可能であることが把握された。以上の判別結果を踏まえ、UAV写真測量による河川地形把握の作業フローと植生判別のフローとを連動させ、簡易にヤナギの繁茂の兆候や繁茂量を把握する河道維持管理手法を開発した。

**Key Words** : UAV写真測量, 深層学習, SfM, ヤナギ, 判別

## 1. はじめに

全国の河川において、自然攪乱や人的攪乱の減少等により河道内の樹林化が進行している。砂州等の河道内の樹林化は、洪水に対する河川流下能力の低下、洪水流の偏流の発生に起因する局所洗堀や深掘れの発生を引き起こし、現在における河道維持管理の課題となっている。一方、河道内の樹木管理として樹木伐開が数多くの河川で実施されており、樹林化した箇所における局所洗堀防止のための砂州の切り下げ、樹木が再繁茂し難い河道掘削高の現場実証研究等の事例が報告されている。しかしながら、これらの対策は必ずしも万全ではなく、数年も経たない間にヤナギの群落へ変化した事例や伐採後約2年で樹高4mに到達した報告があるなど、モニタリングと共に対策の有効性に対して検証が必要である。

このような事例に鑑み、四国地方整備局管内の事務所では、樹木が繁茂する前段階からモニタリングを実施し、実生株が大きく成長する前に引き抜くことで樹木繁茂抑制のための維持管理コストを抑制する手立ても検討されている。ただし、こういった手法は、その有効性は認められているものの、現地での目視確認等、現場技術者への経験や時間的労力に依存し負担が大きく、経年的な変化を広範囲に監視する手段として適していない。さらに、ヤナギが繁茂しやすい砂州は河川敷から近づくことが困難な箇所が多い。以上の課題を解決するため、筆者らは、

近年汎用化が進んでいる人工知能やUnmanned Aerial Vehicle (以下、UAV) による写真測量を活用することで、簡易に植生の自動判別を行い、維持管理に係る労力を省力化させる方法についての研究を行っている。

これまでの既往研究から、木本や草本の自動判別については、UAV写真画像から得られた色情報、枝葉の形状、テクスチャー情報等の特徴量を用いた判別の試みが実施されている。木本類については、対地高度120mからのUAV写真画像を用い、機械学習による針葉樹等の高木の判別等の研究がある。また、草本類を対象とした識別に関しては、対地高度5~30mからのUAV写真画像を用い深層学習による外来性の草本の判別や、農場の空撮画像による花の検出、葉や花の個々の写真を対象とした画像識別等について報告されている。これらの研究は、木本類または草本類それぞれの母集団から種を判別するものであり、河川植生に見られるように木本類と草本類が混在する中での樹木単体の検出については研究がなされていない。よって、河道維持管理における課題解決として、河川植生の判別が技術的に可能かを検討する必要がある。また、筆者らは、UAV写真測量の研究事例として、3次元形状を復元する技術 (以下、SfM: Structure from Motion) を用い、河川の横断形状やオルソ画像を簡易に作成する手法を河川管理へ活用するための現地実証を行った。実証で得られたUAV写真測量による河川地形把握のワークフロー

に、植生判別用のデータ取得を連動させ、同時に河川植生の種類が判別できれば、維持管理における現場作業の効率化に繋がる。

以上を踏まえ、著者らは、UAV写真測量から地形形状やオルソ画像を取得し、同時に写真画像から得られた色情報、枝葉の形状、テクスチャー情報等の特徴量から自動的に河川植生の種類を判別する手法を開発する。本研究では、まず、全国的に樹木管理の対象となっているヤナギに焦点を当て、対地高度60mのUAV写真測量から得られた静止画像から、深層学習の一つであるConvolutional Neural Network (以下、CNN) を用い、幼木から高木の各ステージのヤナギの有無の自動判別を行った。また、樹木管理において、現場業務と照らし合わせ、本研究成果の活用方策として、簡易にヤナギの繁茂の兆候や繁茂量を把握する河道維持管理手法を開発した。なお、ヤナギが樹高1m以上まで成長した場合を繁茂の兆候と本研究では定義する。

## 2. 方法

### (1) UAV写真撮影

本研究では、名取川水系名取川下流部の樹林化した低水路内の砂州 (38° 12' 12"N, 140° 54' 58"E) をUAV写真撮影の対象とした (図-1)。なお、撮影領域におけるヤナギの種はシロヤナギ及びオノエヤナギであることを現地で確認している。UAVによる写真撮影は、2016年10月7日11時～12時に下流側から上流へ向かって実施した。飛行高度は対地高度60mとし、写真撮影時のオーバーラップ率は河川横断方向90%、河川縦断方向60%に設定し撮影を行った。UAV機材は、Inspire1 (DJI社製) を使用し、搭載カメラはZENMUSE X5 (DJI社製)、画素数は4,608×3,456 (約1,600万画素)、地上の解像度は1.5cm/画素である。なお、撮影時の天候は晴れであった。

### (2) SfMによるヤナギ樹高の算出

自動判別を試みるヤナギの高さを把握するために、UAV写真撮影から得られた静止画 (783枚) から、撮影時の位置情報および、写真相互の重複対応関係に基づき、SfM処理により地形表層標高データ (以下、DSM: Digital Surface Model) を作成した。ヤナギの樹高は、ヤナギ中央部とその周辺の裸地部のDSMの差分から高さを算出し、SfM評価値と実測値の関係より得られた補正係数1.1を乗じることで算出した。SfMの処理には、市販のAgisoft Photoscanを用いた。

### (3) CNNによるヤナギ判別

葉により表出するテクスチャーや色等の外観の特徴量把握が期待できるCNNを用い、ヤナギの有無の判別を行った。判別処理は、図-2に示すとおり、データ準備、学習、判別、評価の順に実施した。本

研究のケースとして、学習用データと評価用データを分離した交差検定 (Cross Validation) を実施した。

### a) データ準備

河川水辺の国勢調査マニュアルに準じ植生区分図を作成した (図-1)。そして、UAV静止画の目視判断により、ヤナギの有無の判別を実施した。次に、砂州全体を網羅するように、樹高1m～20mのヤナギが確認されるUAV静止画19枚、ヤナギが含まれないUAV静止画を7枚選定した。各画像に様々な植物が混在しているため、図-3の正解データに示すとおり判別された各々のヤナギについて、静止画上の輪郭を囲みポリゴン形状を作成した。作成したポリゴンに基づき、ヤナギ該当領域と非該当領域に分け、UAV静止画の解像度と同様の縦横サイズを有する画像を学習および評価で用いる正解データとして準備した。

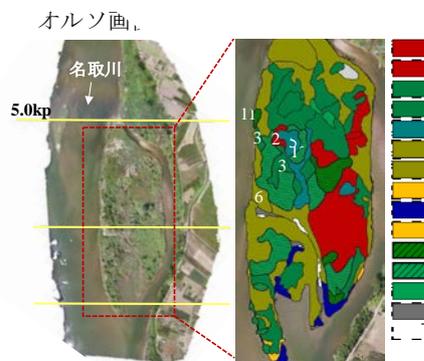


図-1 検証サイトの概要 ((a); UAV写真から作成, (b); (a)から河川水辺の国勢調査マニュアルに準じて作成)

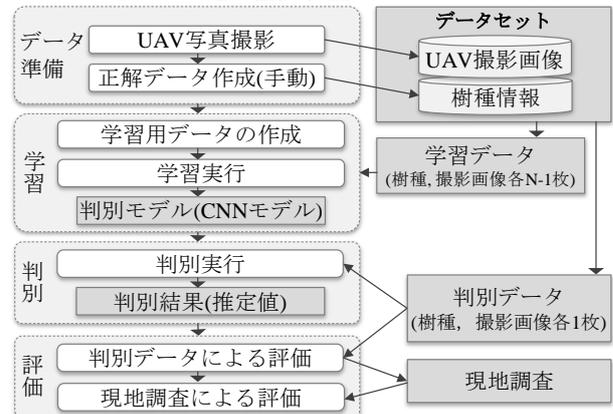


図-2 データ分析の流れ(Cross validation)

### b) 学習

交差検定は、評価用画像をUAV静止画より1枚を抽出し、それ以外の25枚のUAV静止画を学習用データとして用いることで、写真単位でのL00CV (Leave-One-Out Cross Validation) を実施した。判別モデルは、ヤナギの幼木を捉えられる地上実寸法1.5mに相当する100×100画素の画像データを入力画像とし、出力をヤナギ (正例) かヤナギ以外 (負例) の2クラスに分類するモデルとした (図-3)。

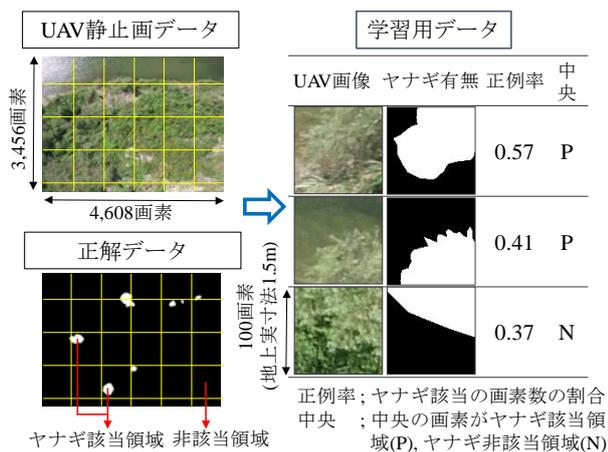


図-3 正解データ及び学習データの構成例

### 3. 結果と考察

#### (1) CNNによるヤナギの自動判別

ヤナギを含むUAV静止画全19枚の交差検定における判別結果として、正解データとの面積比較である画素単位の評価結果を表-1に示す。まず、全体平均値として正例率が0.58に対し検出率が0.83と高い傾向にあった。これは過検出側に判別する傾向を示し、ヤナギの見逃しが少ないことを意味している。

表-1 正解データに対するヤナギ判別の評価結果(画素単位)

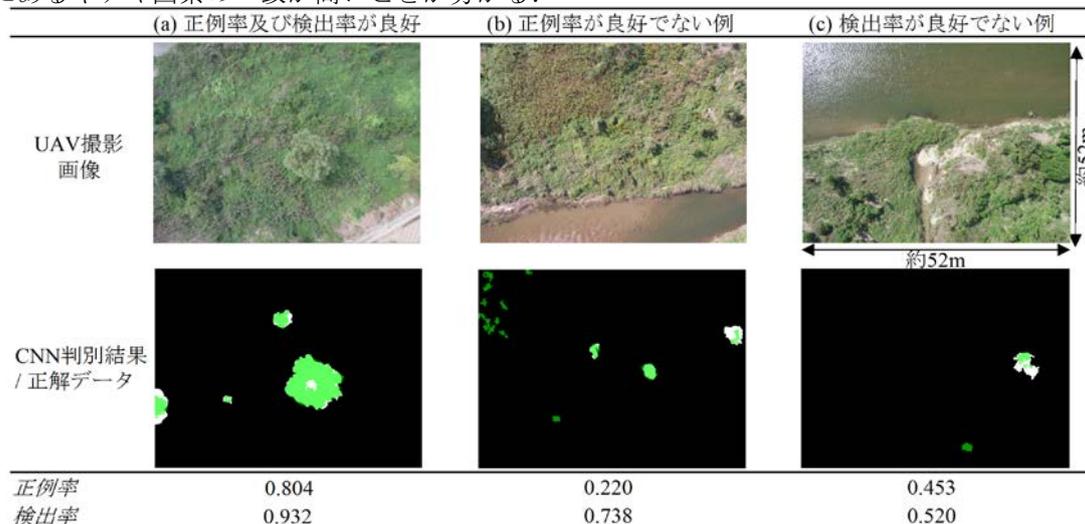
全画像に対する統計量	正例率	検出率
全画像平均	0.579	0.830
全画像最高	0.863	0.932
全画像最低	0.220	0.520
全画像標準偏差	0.167	0.109

次に、判別結果の代表例を図-4に示す。図-4(a)は面積が異なる複数のヤナギを良好に判別している例であり、正例率が0.80、検出率が0.93であった。ヤナギ領域の輪郭が正解データ(白)と判別結果(緑)との間にずれが生じているものの、ヤナギが自生している箇所をヤナギと判別され、判別結果と正解データにあるヤナギ画素の一致が高いことが分かる。

一方、図-4(b)は正例率が0.22、図-4(c)は検出率が0.52を示し、判別が良好でなかった。これらの誤検出の対応として、学習用画像の増加、UAV撮影高度を下げ地上解像度を向上させる、入力画像のサイズの調節が挙げられる。さらに、SfMから得られた3次元形状の活用が樹種の判別に有効である事例があることから、3次元形状の情報も画像と併せて学習させることにより正例率や検出率が改善されると考えられる。ヤナギの繁茂の有無をモニタリングし、繁茂抑制のための対策を実施する河道維持管理行為において、ヤナギの繁茂量すなわち何処に何本自生しているかを見逃すことなく把握することが重要である。よって、正解データのヤナギ該当領域において何本のヤナギを自動判別によりカウント出来たかを整理した。図-5に示すように、ヤナギ各々を判別し、本数単位で評価した結果を表-2に示す。全56本のヤナギのうち54本がヤナギとしてカウントされ、ヤナギの見落としが2本(全数の3.6%)であった。また、幼木の樹高2-3mになると検出率が0.9、3m以上となると検出率は1.0であった。

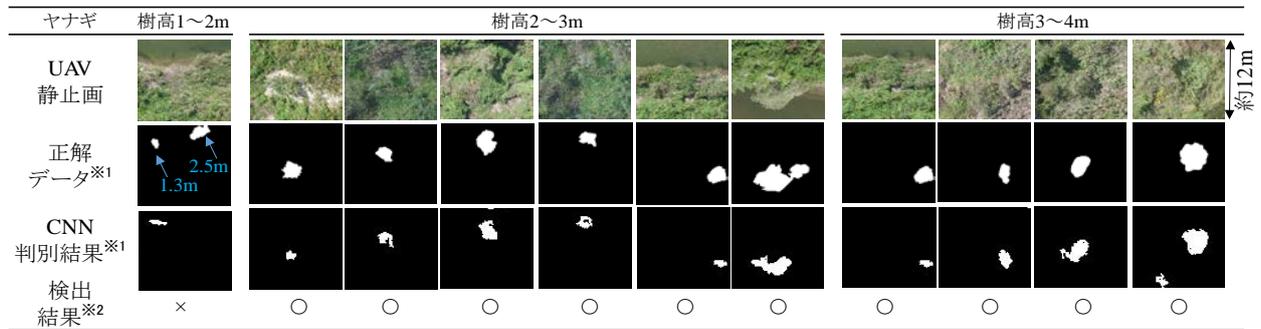
次に、正解データにおけるヤナギの幼木の見逃しを検証した。正解データのヤナギ非該当領域をCNNがヤナギと判別した各地点(見逃し候補地点)を徒歩による現地調査を行った結果を表-3に示す。CNNがヤナギ該当領域と判別した幼木47本のうち40本(全数の85%)がヤナギであると現地で確認された。次に、樹高別の評価として1-2mのヤナギ幼木が15本、2-3mのヤナギ幼木が18本と多く検出された。これは、UAV静止画の目視判断では概ね3-4m以下のヤナギ幼木の見逃しが多いことを示している。

また、樹高1mを超えるとCNNの正答率(表-3のb/a)が著しく高い値を示している。以上の結果から、CNNによる自動判別の利点として、徒歩による現地でのモニタリング調査の外業の負担軽減や目視判断の見逃し防止、さらに、樹高1m以上のヤナギ判別によってモニタリング性能の向上が図られると考える。



※ 緑:ヤナギと判別した画素, 白:ヤナギ該当画素(正解値), 黒:ヤナギ非該当画素(正解値)

図-4 ヤナギの判別結果の代表例



※1 正解データ及びCNN判別結果について、白色領域：ヤナギ該当領域、黒色領域：ヤナギ非該当領域を表す。  
 ※2 正解データのヤナギ該当領域において、判別結果がヤナギ該当領域と判定された領域がある場合：○、ない場合：×  
 図-5 ヤナギ幼木における各々の判別結果

表-2 正解データに対するヤナギ判別の評価結果(本数単位)

分類	ヤナギの樹高	(a)対象数※1	(b)CNNによるヤナギ判別数※2	検出率 (b)/(a)
幼木	1~2m	1本	0本	0.0
	2~3m	7本	6本	0.9
	3~4m	4本	4本	1.0
亜高木	4~6m	15本	15本	1.0
	6~10m	22本	22本	1.0
高木	10~15m	3本	3本	1.0
	15~20m	4本	4本	1.0
合計		56本	54本	0.964

※1 各樹高におけるCNNの正解データのヤナギ本数。  
 ※2 ※1の各ヤナギ領域において、CNNによる判別結果がヤナギ領域と判定された領域があればカウントした。

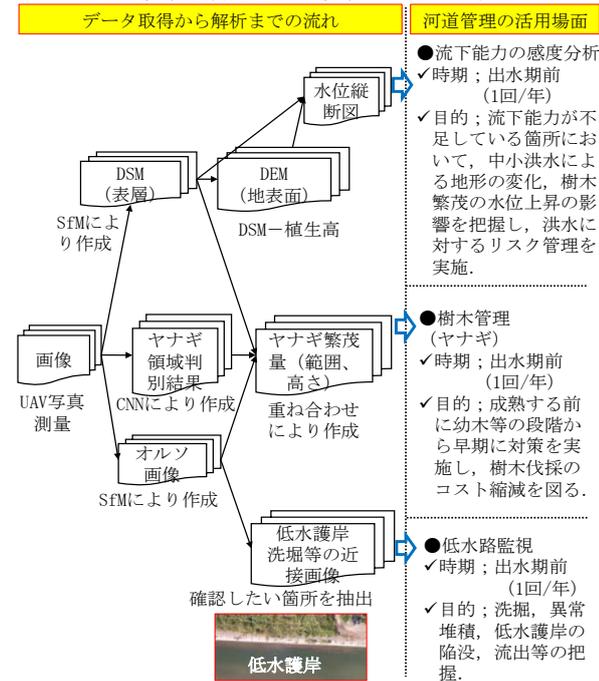


図-6 UAV写真測量から得られるデータの河道管理への活用

(2) UAV写真測量及びCNNを活用した河道維持管理  
 幼木の見逃しが多い正解データから学習させた判別モデルを用いたとしても、ヤナギの幼木が検出可能であることが本研究の結果から把握された。よって、ヤナギのモニタリングとして、CNNによる自動判別へ完全に置き換えることや、亜高木以上はUAV静止画により目視確認を行い、亜高木以上の得られた正解データから幼木の判別をCNNにより実施する等が考えられる。

表-3 現地調査によるヤナギ判別の評価結果(本数単位)

分類	ヤナギの樹高	(a) CNNによるヤナギ判別数※1	(b)事後の現地調査によるヤナギ判別数※2	正答率 (b)/(a)
幼木	0~1m	6本	3本	0.5
	1~2m	17本	15本	0.9
	2~3m	20本	18本	0.9
	3~4m	4本	4本	1.0
合計		47本	40本	0.851

※1 正解データのヤナギ非該当箇所をCNNによる判別結果がヤナギ領域と判定された数。  
 ※2 CNNによる判別実施後、※1の各ヤナギ領域を現地調査した結果、ヤナギの幼木が確認された数。

以上の成果を踏まえ、提案するUAV写真測量及びCNNを活用したヤナギを対象とする樹木管理手法について、ワークフローを図-6に示す。まず、UAV写真測量から得られた静止画から、CNNを用い作成したヤナギ領域判別結果、SfMから得られた地形のDSMデータ及びオルソ画像を重ね合わせるにより、ヤナギの繁茂量や位置情報を把握する。発芽から2年程度まではヤナギの根が浅いため人の力でも容易に引き抜くことが可能であることから、出水期前の河川巡視や点検の機会を活用し、成長する前にヤナギの幼木を引き抜く等対処する。なお、ヤナギ等の樹木管理のみを目的としてUAV写真測量を実施することはモニタリングコストがかかるため、治水を目的とした河道地形の変化の把握、低水護岸の状況や局所洗堀の有無の把握と併せて実施することで、効率的に維持管理が可能と考えられる(図-6)。

#### 4. 結論

本研究では、UAV写真測量から得られた静止画からCNNを用いヤナギの有無の判別を実施した。正解データとの比較結果として、面積評価ではCNNの検出率が約83%を示し、本数評価では、全56本のヤナギのうち54本をヤナギとしてカウントされ、ヤナギの見落としが少ない判別結果となった。また、正解データ作成において見逃していた樹高1m以上のヤナギの幼木の自動判別が可能であることが把握された。以上から、本研究の手法により、労力をかけずに簡単にモニタリングを実施し、自動判別により幼木の段階から発見することで、再繁茂する前に早期に対策を実施し、樹木管理コストの縮減や流下能力の維持が可能と考えられる。