

# 機械学習による物体検出を用いた植物標本画像の ラベルマスキングシステムの開発

梅谷 大和<sup>†</sup> 檜垣 泰彦<sup>††</sup>

<sup>†</sup> 千葉大学工学部総合工学科都市環境システムコース 〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33

<sup>††</sup> 千葉大学アカデミック・リンク・センター 〒263-8522 千葉市稲毛区弥生町 1-33

E-mail: †higaki.yasuhiko@faculty.chiba-u.jp

**あらまし** 植物標本をデジタルアーカイブとして公開するためには希少種の乱獲防止の観点から採集地部分が含まれるラベルをマスキングする必要がある。膨大な量の植物標本に対して、効果的にマスキング作業を効率化するシステムを構築するのが本稿の目的である。機械学習による自動マスキング、自動マスキングの計算デバイスの選択肢の用意、人間の手で行わなければならない最終チェックを直感的かつ効率的に行えるソフトの開発、システム全体のパッケージ化を行うことで、植物標本画像のラベルマスキングシステムを構築した。このシステムについて、実践的なタスクを通して得られた専門家の意見をもとに評価を行った。

**キーワード** 植物標本, 機械学習, 物体検出, ツール開発, システム開発

## Development of a Label Masking System for Plant Specimen Images Using Machine Learning Object Detection

Yamato UMETANI<sup>†</sup> and Yasuhiko HIGAKI<sup>††</sup>

<sup>†</sup> Faculty of Engineering, Chiba University 1-33 Yaoi-cho, inage-ku, Chiba-shi, 263-8522 Japan

<sup>††</sup> Chiba University Academic Link Center 1-33 Yaoi-cho, inage-ku, Chiba-shi, 263-8522 Japan

E-mail: †higaki.yasuhiko@faculty.chiba-u.jp

**Abstract** In order to publish plant specimens as a digital archive, it is necessary to mask labels that include the collection area from the viewpoint of preventing overhunting of rare species. The purpose of this paper is to construct a system that can effectively and efficiently perform the masking operation for a huge amount of plant specimens. The system includes automatic masking by machine learning, preparation of a choice of computational devices for automatic masking, and development of software that can intuitively and efficiently perform final checks that must be done by human hands, and by packaging the entire system, we constructed a label masking system for plant specimen images. The system was evaluated by experts through practical tasks.

**Key words** botanical specimens, machine learning, object detection, tool development, system development

### 1. 序 論

大学や博物館が保管している植物標本などの資料をインターネットを通してデジタルアーカイブとして一般に公開することで研究資源としての利活用の機会が広がる試みが進められている [1]。しかし、公開したい植物標本の中には希少種も含まれていることがある。例えば萩庭植物標本 [2] では、判明しているだけでも 8493 件 (うち絶滅 5 件) の希少種が含まれており、さらに標本画像によっては非常に細かく採集地が記載されている場合もある。したがって、植物標本画像を公開するにあたっては希少種の乱獲防止の観点から採集地部分をマスキングする必要

がある。しかし、対象となる植物標本の数は膨大であり、例えば萩庭植物標本の画像点数は 5 万点にも及ぶ。国立科学博物館にはこのように全国から収集された標本・資料総合データベース等に公開を予定する標本画像が多数存在しており、これらに含まれる機密情報の処理技術が必要とされている。したがって、膨大な量の植物標本に対して、効果的にマスキング作業を効率化するシステムを構築するのが本システムの目的である。

本稿では、植物標本画像のマスキング作業の自動化と、人間による最終チェックの効率化によりこの実現を目指す。植物標本画像のマスキング作業の自動化では、先行研究で提案されてきた手法だけでなく、本稿で新しい手法の提案をし、提案され

た複数の手法の比較を行うことで、本システムで採用する植物標本画像のマスキング作業の自動化手法の選定を行う。また、植物標本画像のマスキング作業の自動化の精度をどれだけ上げても、正答率が100%になることはない。したがって、最終的には人間による最終チェックを行わないと、公開すべきでない情報が公開されるリスクが残る。そのため、自動で行われた植物標本画像のマスキング作業の正誤のチェックと修正を人間の手で効率的に行うソフトウェアの開発も行う。

## 2. 要件

利用者がより早く、正確に植物標本画像のラベルマスキングを実現するための条件を列挙する。

(1) システムを利用するのに必要なセットアップが簡単であること。

利用者の全てが専門知識を持っていることは考えづらいので、慣れていない利用者でも問題なく利用できるようにするため、できるだけシステムのセットアップは簡素にするべきである。これにより、システムをセットアップにかかる時間やコストが少なくなることにもつながると考えられる。

(2) 植物標本のラベルマスキング作業の大部分を自動で行い、利用者の手間を省くこと。

植物標本画像のラベルマスキングシステムが処理する植物標本画像は膨大な量になることが想定されるため、少しでも利用者の手を煩わせる要素は自動化すべきである。これにより、人為的なミスが減らすことができ、生産性が向上期待される。

(3) オープン、クローズドどちらの環境でも動かせるシステムにすること。

(2)を実現する場合、計算のためにマシンスペックが必要になる。そのため、植物標本画像のマスキング作業の自動化の処理を行う場合、高性能な計算装置が搭載されたマシンが必要だが、高性能な計算装置が搭載されたマシンを前提としたシステムは使いづらい。したがって、利用者の環境に依存しないで高性能な計算装置を使用できるシステムが必要である。しかし、秘匿性の高い資料を処理する場合、クラウド上にデータを上げることが憚られる場合も想定されるため、インターネットに接続していなくても植物標本画像のマスキング作業の自動化の処理を行えるようにするべきである。そのため、処理速度を優先するオープンな環境と、秘匿性を重視するクローズドな環境両方で動かせるシステムにすれば利用者にとって柔軟性が向上すると考えられる。

(4) 直感的に操作できるシステムであること。

利用者はシステムを理解しやすくなり、システムを使うためのトレーニング時間が短くなるので、システムは直感的に操作できるべきである。また、本システムの中で、人の手が必要な作業、自動で行われたマスキング作業の正誤のチェックと修正作業は、単純な作業の繰り返しになるので、正誤のチェックと修正作業が直感的に操作できるようになれば、利用者が感じるストレスが少なくなり、作業効率が向上し、エラーを犯すリスクを少なくすることなどが期待される。

## 3. 設計

本システムを使う状況では大量の植物標本画像を処理するのが一般的であり、そのような場合はパソコンを使用することが多いと考えられる。そのため、利用環境をパソコンとして設計する。

要件(1)に対応するために、マスキング作業の自動化のプログラム、自動で行われたマスキング作業の正誤のチェックのプログラム、動作環境などを1つにまとめて配布できるようにした。これにより、開発言語や、プログラム上で使われているサードパーティ製パッケージなどを利用者の環境にインストールせずに、提供されたパッケージ1つをダウンロードするだけで開始できるようになる。

要件(2)を満たすために、システムを実装する前に、本稿でマスキング作業の自動化手法を提案、比較し、採用する手法を選定することにした。マスキング作業の自動化の精度が高ければ高いほど、利用者の手で行わなければならない自動で行われた植物標本画像のマスキング作業の修正作業が少なくなり、利用者の作業時間を減らすことが期待される。

要件(3)を満たすために、処理速度を優先するオープンな環境として、利用者がフリーの範囲で十分に植物標本画像のマスキング作業の自動化を行える、クラウド上のGPUを借りることができるサービスを使用することにした。クラウドGPUサービスの利用方法と、サービスを利用して植物標本画像のマスキング作業の自動化を行うためのガイドラインを提供することで、本システムに組み込む。また、秘匿性を優先するクローズドな環境として、要件(1)を満たすために設計した、配布した開発言語や、プログラム上で使われているサードパーティ製パッケージを使用し、利用者のローカル環境だけで植物標本画像のマスキング作業の自動化を行えるようにした。

要件(4)を満たすために、コマンドライン上で動くプログラムではなく、グラフィカルユーザインターフェース(GUI)として実装することにした。GUIとして実装することで、直感的な操作を獲得し、操作の説明責任の分離が実現できるので、利用者が理解しやすくなる。

## 4. マスキング作業の自動化手法の選定

マスキング作業の自動化の精度が高ければ高いほど、利用者の手で行わなければならない自動で行われた植物標本画像のマスキング作業の修正作業が少なくなり、利用者の作業時間を減らすことが期待される。そのため、先行研究で提案された、CTPNを活用した植物標本画像のラベル自動マスキング手法[3]と、テンプレートマッチングを用いた植物標本画像のラベル自動マスキング手法[4]、さらに本稿で新しく機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスキング手法の3つの手法を実験的に比較することで、最も精度が良いものを選定し、本システムに組み込むこととした。次に提案する3つの植物標本画像のラベルマスキング作業の自動化手法を説明する。

(1) CTPNを使用したラベル自動マスキング手法

植物標本のラベル内の、採集地部分を CTPN により認識することで、自動的にマスクングを行う手法である。この手法は、十分な検出精度を持っているが、ラベル内の文字が明瞭でないと正しく認識できない問題や、シダ植物が文字と認識されてしまう問題がある。

#### (2) テンプレートマッチングを用いたラベル自動マスクング手法

植物標本のラベル内の、採集地部分を、テンプレートマッチングにより検出することで自動的にマスクングを行う手法である。この手法は改めてテンプレートを作成する必要がある、対象となるコレクションが印刷された作成したテンプレート内の文字等の一貫性のある個所を含んでいるという条件のもとでしか動作せず、そのテンプレートに含まれていないラベルを使用している植物標本画像では検出できないという問題がある。また、手書きの文字、植物標本によって文字部分が隠れている画像を処理することも難しい。

#### (3) 機械学習による物体検出を用いたラベル自動マスクング手法

本稿で新しく提案する、機械学習を用いた物体検出モデルを用いて自動的にマスクングを行う手法である。

#### 4.1 機械学習による物体検出を用いたラベル自動マスクング手法

この手法では、マスクング作業の自動化において植物標本内のラベル全体を自動検出することを目標とした。前述の2つの手法では、採集地部分のマスクングを目標として自動検出を行っていたが、この手法では採集地部分が含まれるラベル全体の自動検出を行う。ラベル全体の自動検出であれば、主にラベルの形状から目標を検出するので、低解像度で文字が読み取れなくても問題なく、ラベルの種類による表記の差異に正答率が左右されないと考えられる。また、ラベル全体を消去することの問題点に関しては専門家から、「一度流出してしまった情報を消去することは困難なため、誤検出によって本来非公開にすべき部分が公開されてしまうことは絶対に回避する必要があるが、一方、本来公開すべき部分が非公開になることは、大きな問題にはならない。」との意見を得た。

物体検出モデルには yolov5<sup>(注1)</sup>を使用した。yolo [5] とは物体検出の中でも代表的なアルゴリズムであり、図1に示すように、改めて画像全体をグリッド分割し、各領域ごとに物体の種類と位置を求める。物体の種類と位置を求める処理を同時に行うことにより、他の物体検出モデルと比べて短時間で画像内の物体の内容を検出することができる。yolo は他の物体検出モデルと比べて、グリッド分割を行う都合上、複数の種類のカテゴリーが、画像中で重なっている状況や、大量に存在している場合に弱い。しかし、今回のタスクは、画像中から1つのカテゴリーのみの検出であるので、yolo の短所が関係なく、長所である処理速度と高精度の恩恵だけを得られるので、使用する物体検出モデルは yolo とした。その yolo の中で5番目に発表された yolov5 は、精度、推論時間ともに以前のバージョンよりも

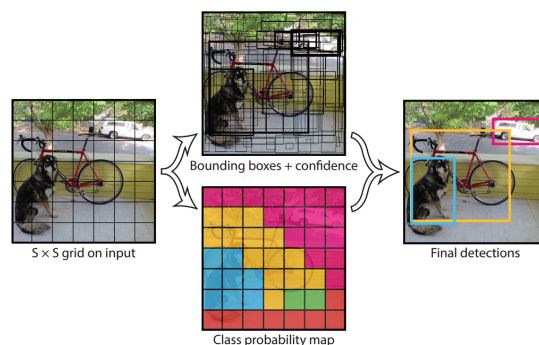


図 1: yolo の処理の手順

出典: <https://arxiv.org/pdf/1506.02640.pdf>, p.2, figure.2

表 1: yolov5 による機械学習のパラメータ

	学習のパラメータ
転移学習に使用する学習モデル	YOLOv5x6
学習に使用する画像数	100
検証に使用する画像数	25
画像サイズ (pixel)	1280 × 1280
バッチサイズ	4
学習回数	学習率を監視して停止
使用 GPU	tesla T4

性能が上がっている。

表1に今回の学習のパラメータを示す。学習では、低コストで、高い精度が期待できる転移学習を行った。転移学習の際、yolov5 の中でも最も精度が良く、大きな解像度を入力できる yolov5x6 を用いた。用意したデータ数は125個であり、そのうち100枚を学習に、25枚を検証に利用した。画像数が少ないが、今回のタスクは、画像中から1つのカテゴリーのみの検出であり、難易度が低いので、画像数が少なくても問題ないと判断した。また、精度の向上を期待して、画像サイズは1280\*1280、バッチサイズ4で学習を行った。学習回数は過学習を防止するために、学習率の変化を監視して、最適な場所で学習を停止させた。学習は仮想GPUで実装することも考えて、Google colab を用いて行った。割り当てられたGPUはtesla T4であった。

#### 4.2 自動マスクング手法の比較

図2に(1)、(2)、(3)の正答率の比較を示す。ここでの正答率は、植物標本4823枚を用いた、正しく目標部分を認識できているかを目視による確認で決定した評価指標である。機械学習による物体検出を用いたラベル全体の自動検出の正答率は99.23%となった。これはテンプレートマッチングを用いた手法の正答率95.37%や、CTPN文字認識を用いた手法の正答率94.59%と比較して3.86~4.94%向上している。

また、図3(a)、図3(b)、図3(c)に示すように、先行研究でできなかった、シダ植物が含まれる植物標本画像や、複数の種類のラベルを持つ植物標本画像、植物標本がラベルに被っている植物標本画像でも問題なく自動検出ができています。これは、機械学習による物体検出を用いたラベル全体の自動検出だけがラベル全体を対象として検出を行っていることによって、解像

(注1): yolov5 の github <https://github.com/ultralytics/yolov5>

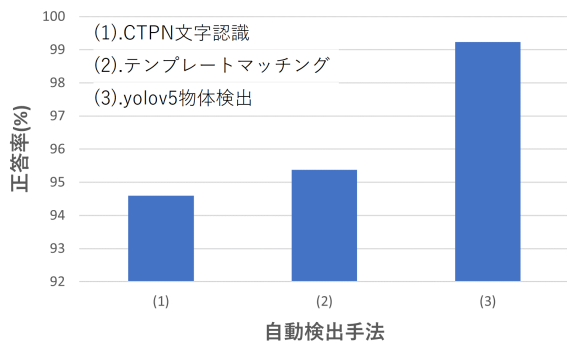


図 2: 正答率の比較



図 3: 物体検出モデルが正しく自動検出できている様子

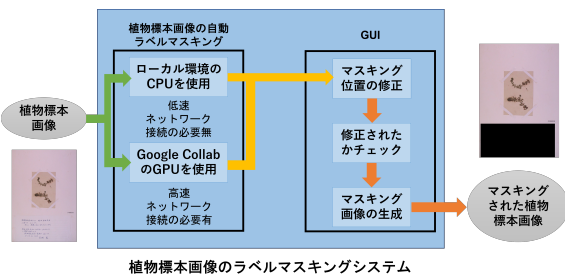


図 4: 植物標本画像のラベルマスクシステム構成図

度の違いや、ラベルの表記の細かい違いに影響を受けずに検出できることが原因だと考えられる。

### 4.3 自動化手法の決定

提案した3つの植物標本画像のラベルマスク作業の自動化手法の正答率は、図2に示すようになり、機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスクの手法が他の2つの手法と比べて、3.86~4.94%向上していることがわかった。また、他の2つの手法で処理できなかった類の植物標本画像も処理できることもわかった。したがって、機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスクの手法が優れていることが実験的に示されたので、植物標本画像のラベルマスクシステムのマスク作業の自動化には機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスクの手法を採用することにした。

## 5. 実装

### 5.1 構成

図4に本システムの構成図を示す。本システムの開発に用いるプログラミング言語には、Pythonを使用した。Pythonは

オープンソースで運営されているインタープリタ言語であり、人工知能開発などの分野で多く使われている。今回のシステムでは機械学習を使用し、GUIを用いたローカル環境で動くソフトウェアの開発を行うので、機械学習を使用しやすく、オープンソースのサードパーティパッケージが豊富なPythonを選択した。

本システムに植物標本画像を通すことで、植物標本画像内のラベル部分を黒くマスクして隠すことができる。システム全体としては、物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスク、生成されたマスク位置の修正、確認、確認済みかのチェック、ラベル位置を黒くマスクした画像の生成が行える。

システムの最初に、機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスクを行う。処理速度を優先したクラウド上のGPUと、秘匿性を優先したローカル環境のCPUのどちらで処理を行うか選択できる。このとき、自動マスクの信頼性の閾値は0.3とする。

### 5.2 GPUの利用

クラウド上のGPUについては、フリー利用の範囲で計算に十分な性能のGPUを十分な時間使用できることから、GoogleのクラウドGPUサービスGoogle Collaboratoryを採用した。Google Collaboratoryとは、Googleが機械学習の教育及び研究用に提供している、ブラウザ上でGPUを利用して機械学習を行うことができるサービスである。無料版では連続して12時間の間使用することができ、画像のサイズ、選択されたランタイムによるが、植物標本画像1枚あたり約160msで処理するので、もし12時間処理させた場合、27万枚の画像を処理できる計算になる。クラウド上のGPUを用いて植物標本画像のラベル自動マスクを行う場合、Google Collaboratoryについて知識が無い人でも使用できるように、クラウド上にディレクトリ構造を作成し、実行ボタンを順番に押すだけで機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスクが行えるノートブックを作成し、本システムに組み込んだ。このノートブックでは、

- (1) 処理に必要なライブラリをGoogle Colabにダウンロード
- (2) Google Drive上に必要なディレクトリの作成
- (3) ディレクトリに物体検出モデルや画像の保存
- (4) Google DriveとGoogle collaboratoryの連携
- (5) 定められたパラメータを用いた植物標本画像のラベル自動マスクを行う。

### 5.3 GUIの設計

選択した方法で自動生成された植物標本画像のマスク位置を修正、確認、確認済みかのチェックを行い、ラベル位置を黒くマスクした画像の生成を行う作業は利用者が直接行う必要がある。この作業をひとまとめにして、直感的に効率よく行えるように図5のようなGUIソフトウェアを開発し、本システムに組み込んだ。このGUIソフトウェアでは

- (1) 植物標本画像にその植物標本画像に対して自動生成さ



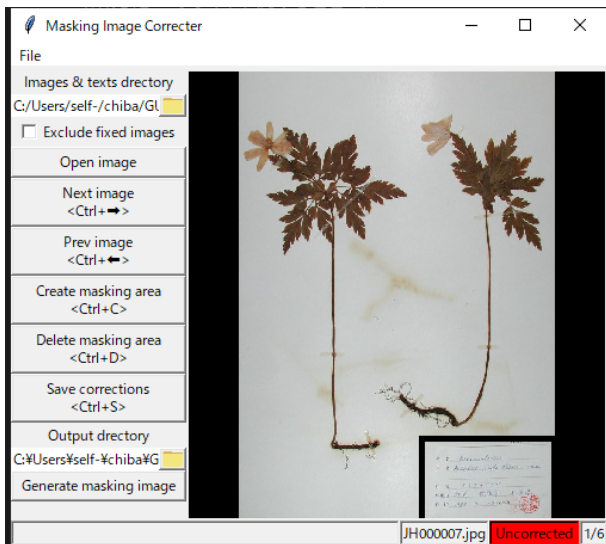


図 5: 最終チェックを行う GUI ソフトウェア

れたマスク位置を可視化

- (2) 自動生成されたマスク位置の修正
- (3) 新しくマスク位置を追加
- (4) マスク位置の削除
- (5) 画像ごとに修正済みかの確認
- (6) 修正されたマスク位置を参照して、マスク位置を黒く塗りつぶした植物標本画像の生成

を行う。これにより、単純作業による利用者のストレスを軽減し、人為的なミスが減らすことが期待される。

また、ローカル環境の CPU を用いて植物標本画像のラベル自動マスクを行う場合にも、機械学習についての知識がなくても直感的に操作できるように、GUI ソフトウェアを開発し、本システムに組み込んだ。この GUI ソフトウェアでは

- (1) 植物標本画像のラベル自動マスク
- (2) 処理経過の確認

を行う。

#### 5.4 パッケージ化

2つの GUI ソフトウェアについて、python が動く環境や、サードパーティのパッケージをインストールしなくても良いように、必要な環境ごと GUI を実行ファイルにした。これにより、何の環境がなくとも実行ファイルを起動するだけで各 GUI ソフトウェアを使用することができる。

2つの GUI ソフトウェアとノートブック、さらに解説書と、使用したサードパーティパッケージのライセンス情報を同梱したパッケージを提供することで、パッケージをダウンロードするだけでシステムを開始することができる。

## 6. 評価

萩庭標本約 5 万点を対象にしたタスクと、実践的なタスクを通して得られた専門家の意見をもとに本システムの評価を行った

### 6.1 パッケージ化

本システムにおいて、作成したソフトウェアや、ノートブッ

クについて、それらを動かすのに必要な環境ごと同梱してパッケージ化することで、クラウド GPU を利用するノートブック以外はパッケージだけで動作が完了するので、システムを利用するのに必要なセットアップはパッケージのダウンロードだけになり、本システムのセットアップを簡単なものにすることができた。しかし、必要な環境ごとパッケージ化したので、ファイルサイズが肥大化し、809MB となってしまった。特にローカル環境で機械学習を用いたラベル自動マスク処理を行うためのファイルサイズが大きく、全体の 99% を占める。このため、今後配布する場合は、ローカル環境で機械学習を用いたラベル自動マスク処理を含めてダウンロードするかを選択できるようにするべきである。

### 6.2 自動マスク手法

本システムに採用する植物標本画像のラベル自動マスク手法を提案、比較、選定することにより、植物標本のラベルマスク作業の大部分を自動で行い、利用者の手間を省くことができた。萩庭標本の 5 万点の植物標本画像を処理する場合、CTPN 文字認識を用いた手法では、正答率が 94.59% であるので、2705 枚の植物標本画像の修正が必要になる。テンプレートマッチングを用いた手法では、正答率が 95.37% であるので、2315 枚の植物標本画像の修正が必要になる。しかし、選定した機械学習を用いた物体検出を用いた手法であれば、正答率が 99.23% であるので、385 枚の植物標本画像の修正だけでよくなり、利用者の負担が減った。

### 6.3 処理速度

本システムにおいて、秘匿性を優先するローカル環境の CPU を用いたラベル自動マスク処理を萩庭標本約 5 万枚に行った場合、24 時間以上かかった。しかし、処理速度を優先するクラウド GPU を用いたラベル自動マスク処理を萩庭標本に行った場合、処理にかかった時間は約 2 時間であった。処理速度を優先したクラウド GPU を用いることで、時間コストを大幅に削減できた。

### 6.4 GUI の実装

ラベル自動マスク処理によって生成されたマスク画像は、確認、確認済みかのチェックを行い、ラベル位置を黒くマスクした画像の生成を行うことができる、GUI ソフトウェアによって処理する。GUI によって操作方法が理解しやすく、ショートカットキーも使用できるので、効率的にマスク画像の修正作業を行うことができた。不具合として、Exif の orientation を考慮していないとの報告を受けた。指摘を受け修正した改善点として、画像ファイルとマスク位置を保存したテキストファイルを同一のフォルダに移動するのが煩雑、修正する必要がない画像でも修正の保存ボタンを押す必要があり複雑などが挙げられた。1 目目の改善点は、画像ファイルとマスク位置を保存したテキストファイルの参照先を別々に設定することで対応した。これにより、別々の画像フォルダのマスク位置を保存したテキストファイルを同じフォルダに一括で保存できるようになり、効率が上がったと考えられる。2 目目の改善点は、修正の保存ボタンは機能をそのままに、確認ボタンを新しく追加した。これにより利用者は最終チェックを

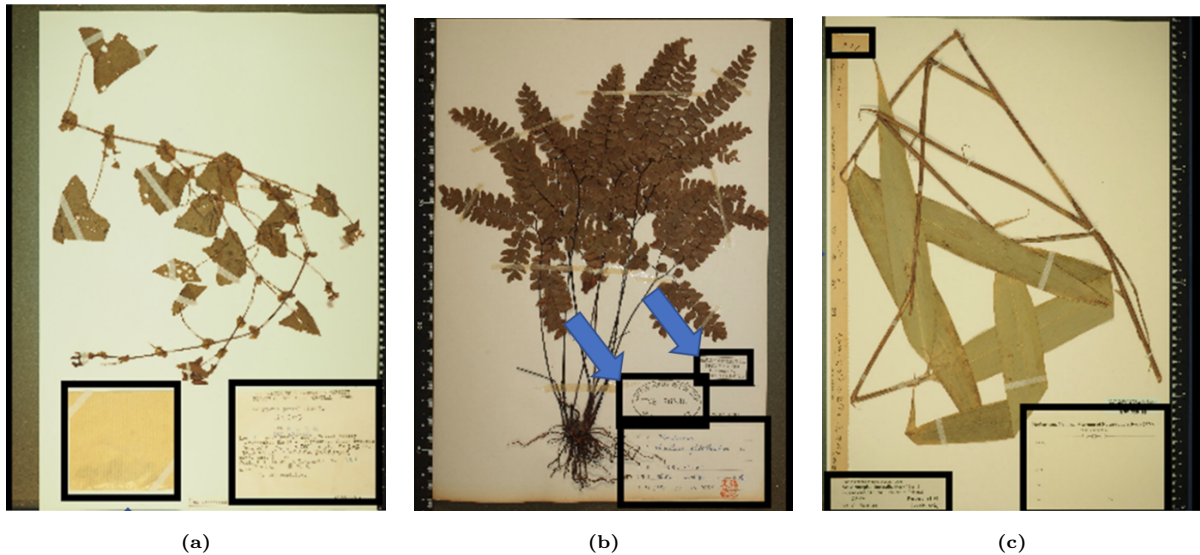


図 6: 自動マスクングの誤検出例

より直感的に操作できるようになると考えられる。

また、この GUI ソフトウェアは、他の物体検出タスクにも応用できると考えられる。この GUI ソフトウェアでは、得られた矩形座標を修正するソフトウェアである。物体検出モデルの多くは矩形で対象を示すので、この GUI ソフトウェアはモデルから出力されるフォーマットを整理するだけで他の物体検出タスクの最終チェック作業を行えることを示唆している。物体検出を用いた最終チェックが必要なタスクにこの GUI ソフトウェアを用いることで、効率的、直感的にタスクを進めることができる。

### 6.5 自動マスクングの誤検出

また、タスクを通して、自動マスクングの誤検出例がいくつか発見された。図 6(a) は紙袋をラベルとして誤検出している。これは紙袋の形状が、ラベルと同じく四角形であり、ラベルと見分けが難しいことが原因だと考えられる。図 6(b) ではスタンプをラベルとして誤検出している。これはスタンプもマスクング対象と設定して、学習に使用するデータセットの作成を行ってしまったことが原因だと考えられる。また、図 6(c) では縦に長いラベルの検出ができていない。これは用意したデータセットの中に、この種類のラベルの形状が含まれていないことが原因だと考えられる。これらの誤検出は、追加の学習によって修正が可能かを試す必要があると考える。

## 7. 結 論

植物標本マスクングシステムの効率化のために、植物標本マスクングシステムに組み込むマスクング作業の自動化手法の選定を行った。先行研究に加えて新しい植物標本画像のマスクング作業の自動化手法として、機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル自動マスクング手法を提案した。新しく提案した手法の正答率は 99.23 %、先行研究と比べて 3.86~4.94 % 向上し、先行研究で扱えなかったタイプの植物標本画像でもマスクング作業の自動化が行えることがわかった。これに従い、機械学習による物体検出を用いた植物標本画像のラベル

自動マスクング手法を植物標本マスクングシステムに組み込むことで、植物標本のラベルマスクング作業の大部分を自動で行えるようになった。

また、GUI や、GPU クラウド、パッケージ化を用いて実装を行った。これについて評価を行うことで、システムを利用するのに必要なセットアップを簡素なものにし、オープン、クローズドどちらの環境でも動かせる、直感的に操作できるシステムを構築できたことを確認した。

これらによりマスクング作業の自動化と、自動で行われたマスクング作業の正誤のチェックの効率化を果たし、膨大な量の植物標本に対して、効果的にマスクング作業を効率化するシステムを構築することができた。

**謝辞** 多方面に亘りご指導頂き、沢山のご助言を下された国立科学博物館植物研究部陸上植物研究グループの海老原敦博士に心から感謝いたします。

## 文 献

- [1] Stuart Snyderman, Stanford University, "The International Image Interoperability Framework (IIIF): A community & technology approach for web-based images", In Archiving Conference, Vol. 2015, Society for Imaging Science and Technology, pp. 16–21(2015 年)
- [2] 萩庭植物標本データベース作成協力会編, "萩庭植物標本データベース作成プロジェクト総括報告書", 萩庭植物標本データベース作成協力会, 2008, p. 17. 第 1 巻 (2008 年 3 月)
- [3] 張 德鵬, 檜垣 泰彦, "CTPN を使用した植物標本画像のラベル自動マスクング方法の検討", 電子情報通信学会技術研究報告, vol. 120, no. 149, pp.19–24 (2020 年 8 月)
- [4] ボロルソドオチ, 張德鵬, 檜垣 泰彦, "テンプレートマッチングを用いた植物標本画像のラベル自動マスクング方法の検討", D-11-35, 2022 年電子情報通信学会総合大会講演論文集, 情報・システム 2, p.3 (2022 年 3 月)
- [5] Joseph Redmo, Santosh Divvala, "You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection", arXiv, 1506.02640, (2015)