法政大学学術機関リポジトリ

HOSEI UNIVERSITY REPOSITORY

PDF issue: 2024-12-26

実用的な画像に基づいた植物診断に向けた過 学習抑制のための前処理

SAIKAWA, Takumi / 犀川, 巧

(出版者 / Publisher)
法政大学大学院理工学研究科
(雑誌名 / Journal or Publication Title)
法政大学大学院紀要.理工学・工学研究科編
(巻 / Volume)
61
(開始ページ / Start Page)
1
(終了ページ / End Page)
7
(発行年 / Year)
2020-03-24
(URL)
https://doi.org/10.15002/00022886

実用的な画像に基づいた植物診断に向けた 過学習抑制のための前処理

AOP: An Anti-overfitting Pretreatment for Practical Image-based Plant Diagnosis

犀川巧

Takumi SAIKAWA 指導教員 彌冨仁

法政大学大学院理工学研究科応用情報学専攻修士課程

In image-based plant diagnosis, clues related to diagnosis are often unclear, and the other factors such as image backgrounds often have a significant impact on the final decision. As a result, overfitting due to latent similarities in the dataset often occurs, and the diagnostic performance on real unseen data (e.g. images from other farms) is usually dropped significantly. However, this problem has not been sufficiently explored, since many systems have shown excellent diagnostic performance due to the bias caused by the similarities in the dataset. In this study, we investigate this problem with experiments using more than 50,000 images of cucumber leaves, and propose an anti-overfitting pretreatment (AOP) for realizing practical image-based plant diagnosis systems. The AOP detects the area of interest (leaf, fruit etc.) and performs brightness calibration as a preprocessing step. The experimental results demonstrate that our AOP can improve the accuracy of diagnosis for unknown test images from different farms by 12.2% in a practical setting.

Key Words : automated plant diagnosis, preprocessing, segmentation

1. 背景

植物病害による被害を抑えることは、世界の食料需要 と農業生産性の両立をするために重要である.植物を病 害から守ることは農業分野で重要な役割を果たしており, 収穫量の向上と食料安全保障の向上につながる.一般に, 植物病害の診断は、専門家や経験の豊富な農家の目視に よる観察,または必要に応じて専門機関での遺伝子検査 により行われているため,人的,金銭的,時間的コスト を要する.したがって、コスト削減のため自動診断技術 による植物病害の診断が強く求められている. 病害診断 の際,植物の葉は診断に使用される一般的な部位であり, 葉画像を用いた植物病害の自動診断は広く研究され、多 くの提案が convolutional neural networks (CNN) [1]やそれ に関連するモデルに基づくアプローチを使用して有望な 結果を達成している. 先駆的な研究として, 川崎ら[2]は 実際の農場で撮影されたキュウリ葉の画像を使用して 3 クラス(2種の病害と健全)分類をするための3層のCNN による識別器を提案した.彼らのモデルでは、さまざま な撮影状況や複雑な背景のもとで 94.9%の平均精度を達 成した.藤田ら[3]によって、より実用化に向けた検討を 行うために、病害の初期症状や撮影条件の悪い画像を含 めた識別器が開発され、キュウリ葉8クラス(病害7ク

ラスと健全)の診断において平均識別精度は 82.3%を達成 した. Wang ら[4]は植物病害のオープンデータセットであ る PlantVillage [5]データセットを使用してリンゴの黒腐 病の診断を行い,90.4%の平均精度を得た.また,トマト [6,7]および他のいくつかの植物種[8]の診断研究において も,良好な分類性能が実証される.

さらに, 複数の識別対象を含み, 広範囲を撮影した画 像を使用したより実用的な診断システムも提案されてい る. Fuentes ら[9]は当時最先端の物体検出および認識手法 である Faster R-CNN [10]および SSD [11]を使用し、トマ ト葉の画像計 5,000 枚に対して調査を行い, 平均精度 83.6%を達成した. Lu ら[12]は Fully Convolutional Network [13]を使用してモデルを設計し、小麦の病害データセット に対して 98.0%の平均認識精度を達成した. 彼らは, 提案 されたシステムをモバイルアプリケーションにも活用で きると主張している.先述した一連の研究は,深層学習 のブレイクスルーによって病害診断に対し良い結果を示 しているが、学習に用いた環境と異なる環境で撮影され た未知のデータでの診断を行う場合に、学習に用いた環 境と比べ診断のパフォーマンスが大幅に低下する問題が 確認されている.この問題は現在のシステムに対して非 常に深刻な課題となっているが、この点に言及している

研究は少数にとどまっている. Mohanty ら[14]は PlantVillage データセットに対して背景が均一な植物葉の 画像を使用し、99.3%の分類精度を達成した.しかし、異 なる環境で撮影された画像で診断を行った場合,識別精 度は約31%に低下したことも指摘している. [9]では、実 験場と実環境の両方から得られたデータセット58クラス (植物種と病害を含む)の識別を行った際に 99.5%の正解 率を達成した.しかし、モデルが実験場の条件下で撮影 された画像のみで学習されているため、実環境の条件下 で撮影された画像でテストを行った場合、正解率は約 33%に低下することが示された. Cap ら[15]はより広域な 環境を撮影した画像を使用したより実用的な植物診断シ ステムを開発した. 彼らの診断モデルは、30.000 枚を超 えるキュウリ葉の画像で学習された VGG[16]ベースのネ ットワークで構成され、同じ環境の農場データセットで 97.4%の平均精度を達成した.しかし、他環境の農場のデ ータセットでテストを行うと、この結果は65.8%に低下し た. 植物病害診断タスクでは、症状の現れ方が常に明確 ではないため、画像内の背景や撮影条件の変動などの識 別対象以外の情報による識別精度への影響は、一般的な 物体認識タスクよりもはるかに大きくなっている.藤田 ら[17]はGrad-CAM [18]を使用して、キュウリ葉の病害診 断システムの診断証拠の可視化を行った.彼女らのモデ ルは平均正解精度 93.6%を達成したが、識別器の過学習 により,注目すべき葉領域ではなく背景領域にシステム が反応することがあると主張している.

これらの研究は、入力画像に対し何らかの標準化プロ セスが必要であることを示している.特に、学習ラベル の品質を確保するために整備された環境で植物を栽培す る場合,背景の多様性は制限される傾向がある.例えば, 特定の種の病害に感染した一連の画像郡に、固有の背景 が見られる点や撮影のされ方に類似点が見られる点など があげられる.このため、植物病害診断で特に顕著であ る上記の過学習の問題を軽減するには, region of interest (RoI)のみを抽出する効率的な前処理の導入が必要である と考えられる. 一般的に複雑な背景に対する RoI の堅牢 な抽出は困難であるが、近年ディープラーニングに基づ くいくつかの堅牢な方法が提案されており、優れた機能 を持つことが示されている. たとえば, U-Net [19]および pix2pix [20]と呼ばれる手法は、ターゲットドメインの知 識を必要とせず、学習画像とそのラベルとなるセグメン テーションエリアのペアを学習させるだけで高いセグメ ンテーション精度を得ている. 前処理の一部としての RoI のセグメンテーションは、画像認識またはコンピュータ ービジョンのタスクで不可欠なステップであった.しか し、深層学習の活用によって、このステップの必要性は 減り、一部の医療タスクを除いて一般的に省略されてい る.一方で上記の理由により、実際の画像ベースの植物 病害診断タスクにおいては、高度な領域抽出プロセスが 必要となった.本研究では、深刻な過学習の問題に対処

Table 2.1	本実験	で使用	したデ	ータセッ	ŀ
-----------	-----	-----	-----	------	---

Disease		Disease classification dataset			
		Training	Validation	Test (Different farm)	
Viral	MYSV	7,448	827	2,596	
disease	ZYMV	9 189	1 021	3 364	
	CMV	4 100	1,021	563	
	CIMV	4,109	430	303	
	WMV	2,511	279	306	
Fungal	Brown Spot	2,014	224	654	
disease	Downy Mildew	1,311	146	380	
	Powdery Mildew	2,204	245	114	
	Healthy	6.908	768	1.138	
	Total	35,694	3,966	9,115	

するため、画像ベースの植物病害診断システムの前処理 として、関心のある領域(葉,果物など)を抽出するた めの anti-overfitting pretreatment (AOP)を提案する.本研 究は植物病害診断タスクにおける関心領域のセグメンテ ーションを実施し、実際の農場画像を使用して妥当性を 確認する最初の研究である.

2. 方法

(1) データセット

本研究では、2種類のキュウリ葉のデータセットを使用 した.

1つ目はキュウリ葉の画像計 8,000 枚の葉領域抽出用デ ータセットと、それらに対応する葉領域の抽出済みの ground truth で構成されている.このデータセットは、本 研究で提案する AOP の学習に使用し、葉領域抽出用デー タセットに適した状態の画像のみを収集した(明るすぎ る画像や、暗すぎる画像、およびその他の悪条件の画像 の削除を行った).このデータセットはさまざまなアス ペクト比の画像で構成されているため、画像の短辺を辺 の長さを一辺とする正方形の大きさで中央領域の切り抜 きを行い、316×316 ピクセルにサイズの変更を行った.

2つ目は、Table 2.1 に示されているように、単一のキュ ウリ葉が撮影された 48,775 枚の画像で構成される分類用 のデータセットである.これらの画像は、農業技術研究 センターの専門家によってラベル付けされた.このデー タセットの各画像は、4 種類のウイルス性病害(MYSV、 ZYMV、CMV、およびWMV)と3つの真菌性病害(Brown Spot, Downy Mildew, Powdery Mildew)と健全葉計8ク ラスで構成されている.この分類用データセットは、モ デル学習用の disease_{training} 35,694 枚、モデル評価用の disease_{validation} 3,966 枚、およびモデル検証用の disease_{test} 9,115 枚からなり、最終的な病害診断システムの検証には disease_{test} を使用し検証を行った.これらの分類用データ セットは識別器に入力する際に、224×224 ピクセルにリ サイズを行う.disease_{training}/disease_{validation} は同一の環境か ら取得したデータであるのに対し、disease_{test} は異なる環



Fig. 2.1 使用したデータセットの例



Fig 2.2 病害の初期症状の例(a: MYSV, b: CMV, c: WMV, d: Brown Spot, e: Powdery Mildew f: Healthy Leaf)

境から取得されたデータセットである. Fig 2.1 に,使用 したデータセットの各病害例を示す.

また,このデータセットには,MYSV,CMV,WMV, Brown Spot, Powdery Mildew などの初期症状の画像が多 く含まれている. これらの初期症状の画像は,それぞれ 健全な画像と区別できない.Fig 2.2 に,病害初期の例を 示す.

(2) Anti-overfitting pretreatment (AOP)

提案手法である anti-overfitting pretreatment (AOP)の主 な機能は, RoI (葉の形状)の領域抽出と画像の明るさ補 正である.本手法は,過学習の問題を引き起こす背景領 域の影響を減少させることを期待する.

AOP モデルは pix2pix のアーキテクチャに基づいており, Generator と Discriminator で構成されている. Fig 2.3 に, AOP の概略図を示す.

Generator は U-Net アーキテクチャを使用している. Generator は 8 つの畳み込み層と 8 つの逆畳み込み層で構成され, Discriminator は 5 つの畳み込み層で構成される. 一般的に逆畳み込み層はチェッカーボードアーティファ クト[21]と呼ばれるノイズを生成することが知られてい るため,これを回避するため本実験では畳み込み層の後 に unpooling を使用する.

pix2pixは、優れたセグメンテーションおよび画像変換



Fig 2.3 AOP の概略図

機能を持つことが示されている. 一般に pix2pix は画像 変換に使用されるため,照明条件が悪い画像などの輝度 を改善するために使用できると考えられる.本実験で使 用する画像は実際の農場で撮影された条件悪い画像も含 まれている.よって,AOP は画像のセグメンテーション を実行し,画像の状態も改善すること期待する.

輝度補正の機能追加は, AOP の学習時に data augmentation としてガンマ補正を行い,入力画像に輝度の 変化を追加することで行っている.ガンマ補正のガンマ 値は[0.8, 1.0, 1.5, 2.0, 2.2]の中からランダムに選択し た.この明るさの調整により,モデルが入力画像を良い 撮影条件の画像に変換し葉領域が抽出された画像を生成 できると考えられる.

AOP モデルの精度向上のため学習には data augmentation として 90°刻みの画像の回転, ミラーリング, 256×256 ピクセルのサイズへのランダムクロッピングを行っている.

pix2pix では平均絶対誤差 (MAE) が content loss に使用さ れているが,より構造的特徴をモデルが捉えられるよう に Structural Similarity (SSIM) [20]に変更を行った場合の 検証も行った.

(3)病害識別器

本研究の最終目的は、実環境に近い未知のデータセットで診断システムをテストし、過学習に対する AOP の有効性を証明することである.したがって、さまざまな病害識別器を設計し、未知である disease_{test} でテストを行う. これらのネットワークは ImageNet データセット[22]で事前に学習された VGG-16 をもとに構築され、disease_{training}を用いて再学習している.

モデルの過学習を避けるため、出力層の前の全結合で はベースとしている VGG16 よりも少数のノード(1024 および 32)を使用している.また、精度向上のため 10° 刻みの回転、ミラーリング処理、ガンマ値を[0.5、1.0、1.5] からランダムに選択するガンマ補正を data augmentation として行った.

(4)モデルの学習

a) AOP モデルの学習

AOP モデルの学習では、前述の data augmentation がオ ンラインで実行される. セグメンテーションデータセッ トの 80%をトレーニング用にランダムに選択し、残りの 20%を AOP モデルのテストに使用する.本実験では異な る実験条件で学習された 3 つの AOP モデルを比較する. AOP_{MAE}を pix2pix と同じ条件で学習し直接画像を生成す るモデルとし、AOP_{MAEprob}を、pix2pix と同じ条件でセグ メンテーションマスクを出力する(出力は確率型であり、 閾値を 0.5 とし 2 値化を行った)ように学習し入力と出力 を合成し画像を生成するモデルとし、AOP_{SSIM}を pix2pix の content loss として SSIM を使用して学習し、直接画像 生成を行うモデルとする.

最適化には Generator と Discriminator に $\alpha = 0.0002$, $\beta = 0.5$ の Adam[24]を適用し, バッチサイズは 16, エポック 数を 100 とし学習を行った.

b)識別モデルの学習

本実験では実際の農場で撮影された葉画像を用いて, キュウリの病害診断に対する AOP の効果を調査,比較を 行うため,上述の3つの AOP モデルを適用したデータセ ットと AOP を導入していないデータセットでそれぞれ学 習を行った識別器を4つ作成した.それぞれのモデルの 検証には disease_{test} に対してそれぞれ対応した処理を行っ たデータを使用した.

識別器の学習にはオンラインで上述の data augmentation を行った.

最適化には学習率 0.001 の momentum SGD[25]を適用し, バッチサイズは 16, エポック数を 100 とし学習を行った.

3. 実験と結果

(1) AOP ネットワークの葉領域抽出精度

作成した3種のAOPモデルの評価はPrecision, Recall, F1-scoreを計算し行った.Table 3.1 は、テストデータセッ ト(葉領域抽出用データセットの20%)における抽出精 度の比較結果を表す.Fig 3.1 に、葉領域抽出の結果の例 を示す.抽出結果から、葉領域が適切に抽出されたこと が示された.AOPモデルは高いセグメンテーション精度 を実現し、特に提案手法であるAOP_{SSIM}ではF1-score 98.1%を達成した.これらの結果は、本セグメンテーショ ンモデルが背景除去に十分効果があり、後続の診断シス テムの病害診断の性能の改善が期待されることを確認し た.

(2)病害分類器の識別精度

AOP モデルを導入した場合と導入しない場合で,病害の分類精度を評価し,比較を行った. Table 3.2 に識別精度の結果を示す.

Table 3.2 から,全ての識別モデルにおいても

Table 3.1 AOP によるセグメンテーション精度

	Precision [%]	Recall [%]	F1-score [%]
AOP _{MAEprob}	100.0	95.8	95.8
AOP _{MAE}	98.4	97.1	97.8
(Proposed)AOP _{SSIM}	98.6	97.5	98.1



Fig 3.1 AOP による葉領域抽出の結果 (a: original, b: AOP_{MAEprob}, c: AOP_{MAE}, d: AOP_{SSIM})

Table 3.2 AOP を導入した場合としない場合の精度比較

	Average Accuracy [%] (8 Classes)			
	Disease _{training}	Diseasevalidation	Disea _{setset}	
w/o AOP	98.2	97.5	40.3	
AOP _{MAEprob}	98.2	97.2	48.8	
AOP _{MAE}	98.0	97.1	49.7	
AOP _{SSIM}	98.0	97.4	52.5	

disease_{training}と disease_{validation}の識別精度にはわずかな差し か見られなかったが, disease_{validation}と未知のデータセット である disease_{test}とは識別精度に大きな差がみられる.特 に AOP の導入をしていない識別モデルは識別精度が最も 低い結果となった.このモデルの精度は, disease_{validation} の識別精度 97.5%に対し, disease_{test}の識別精度 40.3%と 大幅に低下する.一方で, AOP_{SSIM}を使用した識別モデル は,未知のデータセットである disease_{test}の識別精度を 12.2%改善し, 52.5%の識別精度で達成している. Fig 3.2 に,病害識別結果の混同行列を示す.

Fig 3.2 の結果から, AOP の導入のありとなしのどちら の場合でも Powdery Mildew への誤識別が見られるが, AOP_{SSIM}による診断精度の改善が確認できる. さらに, 診 断根拠の可視化を行ったところ AOP_{SSIM}を使用すること により, 識別器が背景領域ではなく葉領域に焦点を当て ることができることが確認された. Fig 3.3 に, Grad-CAM [16]手法を使用した AOP なしと AOP_{SSIM}を導入した識別 器の診断証拠のヒートマップを示す. ヒートマップが赤 いほど, 識別器の識別根拠を表す. Fig 3.3 から AOP 導入 の結果は, 識別器が葉領域に注目し, AOP を導入してい ない識別器は背景領域を注目していることが確認された.



Fig 3.2 病害識別結果の混同行列



Fig 3.3 (a):AOP なしと(b):AOP_{SSIM}を導入した識別器の診 断証拠のヒートマップ

4. 考察

(1) 葉領域抽出

Table 3.1 から AOP による葉領域抽出は高い精度で行う ことができることが示された.しかし、出力された画像 を確認したところ画像の一部が白飛びしている画像や黒 つぶれしている画像に対しては正しく抽出処理されなか った.これは学習画像に白飛びしている画像や黒つぶれ している画像がなく、葉であると認識されていなかった ためと考えられる. そのため、より多様な葉画像の抽出 を行うには、白飛びしている画像や黒つぶれしている画 像も含めて学習を行う必要があると考えられる.

(2) 識別性能

Fig. 3.3 から, AOP の導入により本モデルは葉領域内に 注目するように学習されたことが示された. Table 3.3 に 示すように、テストデータにおける AOP 導入なしの病害 分類器の精度は40.3%であったが、AOPssimのある分類器 は 52.5%の精度を達成し, 識別精度は全体で 12.2%向上し た.これにより,異なる環境で撮影された未知の検証デ ータセットに対して識別精度が大幅に向上することが示 された.この結果は、構造的特徴をよりよく捉える SSIM が, 葉領域を適切に抽出し, 識別の障害となりうる背景 領域が除去された状態での診断に効果的であると考えら れる. また, Table 3.3 の結果から、輝度補正が機能して いる AOP_{MAE} が輝度補正されていない AOP_{MAEprob}と比較 して診断精度が 0.9%向上したことから生成された際の 輝度補正が精度向上に寄与していると考えられる.しか し,輝度補正による改善のパフォーマンスは予想されて いたものよりも小さかった.これは、分類器の学習時の data augmentation に使用されたガンマ補正が機能してお り、診断精度に寄与しているためであると考えれる、し かし, Table 3.3 から本実験では、どの場合において検証 データセットの診断精度が学習/評価データセットの診断 精度よりも低いことを示している.この精度低下の主な 原因は, Fig 3.2 に示されたように他の病害や健全の Powdery Mildew への誤検出が多数みられることから、識 別器の Powdery Mildew への誤診であると考えられる.特 に WMV は, ほとんどが健全または Powdery Mildew とし て誤識別されている. Table 3.1 より学習データセットに は Powdery Mildew が 2,204 枚含まれており, そのデータ の約 25%が初期症状の葉画像であった. また, Fig. 2.2 か ら WMV, MYSV, CMV, Brown Spot, Powdery Mildew の初期症状が非常に酷似している. そのため本実験のモ デルでは葉の上に微小な物体が存在するだけで Powdery Mildew と誤識別してしまうと考えられる. 上記のことか らより実用的なシステムを構築するには初期症状による 問題に対処する必要があり、今後の課題である.

5. 結論

本研究では、画像ベースの植物病害診断研究における データセット内の潜在的な類似性によって引き起こされ る過学習の問題について確認した. 深刻な過学習の問題 を軽減する堅牢な画像ベースの植物病害診断を実現する ために, RoI の適切なセグメンテーションを行う AOP を 提案する. AOP の導入により、未知のキュウリ葉データ に対する最終的な診断精度は、8クラスの病害分類タスク において平均精度が 12.2%向上した. 上記のことから背 景を除去することの有用性が示されたが,実用的なシス テムを構築するにはより高い精度が求められる.より識 別精度を高めるために,他の重要な要因の調査を継続す る.

謝辞:本研究にあたり,全般にわたるご指導をしてくだ さった彌冨仁教授,データセットの提供をしてくださっ た各都道府県の皆様とその取りまとめをしていただいた 国立研究開発法人農業・食品産業技術総合研究機構の皆 様,および彌冨研究室の皆様,生命科学部の専任講師で ある鍵和田聡先生,埼玉県農業技術研究センターの宇賀 博之様に深く御礼申し上げます.

参考文献

- A. Krizhevsky, I. Sutskever, and G. E. Hinton, "Imagenet classification with deep convolutional neural networks," Advances in neural information processing systems, pp.1097–1105, 2012.
- 2) Y. Kawasaki, H. Uga, S. Kagiwada, and H. Iyatomi, "Basic study of automated diagnosisof viral plant diseases using convolutional neural networks," International Symposiumon Visual Computing, pp. 638–645, 2015.
- 3) E. Fujita, Y. Kawasaki, H. Uga, S. Kagiwada, and H. Iyatomi, "Basic investigation on arobust and practical plant diagnostic system," 15th IEEE International Conference onMachine Learning and Applications (ICMLA), pp. 989–992, 2016.
- 4) G. Wang, Y. Sun, and J. Wang, "Automatic image-based plant disease severity estimation using deep learning," Computational intelligence and neuroscience, vol. 2017, 2017.
- D. Hughes, M. Salathe et al., "An open access repository of images on plant health to enable the development of mobile disease diagnostics," CoRR preprint arXiv:1511.08060, 2015.
- 6) H. Durmus, E. O. Gunes, and M. Kırcı, "Disease detection on the leaves of the tomato plants by using deep learning," 6th International Conference on Agro-Geoinformatics, pp. 1–5, 2017.
- 7) H. A. Atabay, "Deep residual learning for tomato plant leaf disease identification." Journal of Theoretical & Applied Information Technology, vol. 95, no. 24, 2017.
- 8) S. Sladojevic, M. Arsenovic, A. Anderla, D. Culibrk, and D. Stefanovic, "Deep neural networks based recognition of plant diseases by leaf image classification," Computational intelligence and neuroscience, vol. 2016, 2016.
- 9) A. Fuentes, S. Yoon, S. Kim, and D. Park, "A robust deep-learningbased detector for real-time tomato plant diseases and pests recognition," Sensors, vol. 17, no. 9, p. 2022, 2017.

- 10) S. Ren, K. He, R. Girshick, and J. Sun, "Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks," Advances in neural information processing systems (NIPS 2015), pp. 91–99, 2015.
- 11) W. Liu, D. Anguelov, D. Erhan, C. Szegedy, S. Reed, C.-Y. Fu, and A. C. Berg, "Ssd: Single shot multibox detector," European conference on computer vision (ECCV 2016), pp. 21–37, 2016.
- 12) J. Lu, J. Hu, G. Zhao, F. Mei, and C. Zhang, "An in-field automatic wheat disease diagnosis system," Computers and electronics in agriculture, vol. 142, pp. 369–379, 2017.
- 13) J. Long, E. Shelhamer, and T. Darrell, "Fully convolutional networks for semantic seg-mentation,"Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recog-nition, pp. 3431–3440, 2015.
- 14) S. P. Mohanty, D. P. Hughes, and M. Salath'e, "Using deep learning for image-based plant disease detection," Frontiers in plant science, vol. 7, p. 1419, 2016.
- 15) Q. H. Cap, K. Suwa, E. Fujita, H. Uga, S. Kagiwada, and H. Iyatomi, "An end-to-end practical plant disease diagnosis system for wide-angle cucumber images," International Journal of Engineering & Technology, vol. 7, no. 4.11, pp. 106–111, 2018.
- 16) K. Simonyan and A. Zisserman, "Very deep convolutional networks for large-scale image recognition," CoRR preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- 17) E. Fujita, H. Uga, S. Kagiwada, and H. Iyatomi, "A practical plant diagnosis system for field leaf images and feature visualization," International Journal of Engineering & Technology, vol. 7, no. 4.11, pp. 49–54, 2018.
- 18) R. R. Selvaraju, M. Cogswell, A. Das, R. Vedantam, D. Parikh, and D. Batra, "Grad-cam: Visual explanations from deep networks via gradient-based localization," Proc. of the IEEE International Conference on Computer Vision, pp. 618–626, 2017.
- 19) O. Ronneberger, P. Fischer, and T. Brox, "U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation," International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention, pp. 234–241, 2015.
- 20) P. Isola, J.-Y. Zhu, T. Zhou, and A. A. Efros, "Image-to-image translation with conditional adversarial networks," Proc. of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 1125–1134, 2017.
- 21) A. Odena, V. Dumoulin, and C. Olah, "Deconvolution and checkerboard artifacts," Distill, vol. 1, no. 10, p. e3, 2016.
- 22) Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli et al., "Image quality assessment: from error visibility to structural similarity," IEEE transactions on image processing, vol. 13, no. 4, pp. 600–612, 2004.

- 23) J. Deng, W. Dong, R. Socher, L.-J. Li, K. Li, and L. Fei-Fei, "Imagenet: A large-scale hierarchical image database," 2009 IEEE conference on computer vision and pattern recognition, pp. 248–255, 2009.
- 24) D. P. Kingma and J. Ba, "Adam: A method for stochastic optimization," CoRR, abs/1412.6980, 2014.
- 25) N. Qian, "On the momentum term in gradient descent learning algorithms," Neural networks, vol. 12, no. 1, pp. 145–151, 1999.