

## IMPLEMENTASI TRANSFER LEARNING UNTUK IDENTIFIKASI ORDO TUMBUHAN MELALUI DAUN

Fadlur Rochman dan Hartarto Junaedi

Institut Sains dan Teknologi Terpadu Surabaya Jawa timur, Indonesia  
Email: im.fadlurrochman@gmail.com dan aikawa@stts.edu

---

### INFO ARTIKEL

Diterima  
24 Agustus 2020  
Diterima dalam bentuk revisi  
14 Oktober 2020  
Diterima dalam bentuk revisi  
16 Oktober 2020

Kata kunci:

*Convolutional Neural Network; Transfer Learning; Pre-trained Model; Inception-v3; ResNet dan VGG.*

### ABSTRAK

Klasifikasi objek saat ini merupakan salah satu studi dalam ilmu komputer yang berkembang dengan sangat pesat. *Convolutional Neural Network* (CNN) berperan penting dalam perkembangan studi ini, hal ini dikarenakan kemampuan CNN dalam menentukan fitur yang digunakan dalam klasifikasi dan pembelajaran secara *deep learning*, akan tetapi untuk menemukan sebuah model yang memiliki akurasi yang baik dan untuk menghindari *over fit* diperlukan sebuah *dataset* yang cukup banyak, semakin banyak variasi *dataset* yang dilatih memberi kemungkinan model yang dihasilkan akan memiliki akurasi yang lebih baik. Teknik *Transfer Learning* adalah salah satu solusi yang bisa dimanfaatkan pada saat *dataset* yang ada tidak cukup ideal untuk melakukan proses training dari awal. Tujuan dari penelitian ini adalah memanfaatkan arsitektur model yang sudah dilatihkan sebelumnya (*pretrained model*), *transfer learning* mampu meningkatkan akurasi model dengan melatih ulang model menggunakan *dataset* yang tidak terlalu banyak. Penelitian ini menggunakan metode teknik *transfer learning* pada *convolutional neural network* untuk mengklasifikasikan ordo tumbuhan dengan menggunakan citra daun sebagai input. Target *output* adalah delapan ordo tumbuhan. Dengan jumlah *dataset* yang tidak terlalu besar, penelitian ini diharapkan mampu memberikan nilai akurasi diatas 70%. *Pretrained model* yang digunakan dalam penelitian ini adalah beberapa arsitektur model yang sudah dilatih pada *dataset* Imagenet yang memiliki lebih dari satu juta citra dan memiliki kelas sebanyak seribu kelas berbeda.

---

### Pendahuluan

Pengenalan dan klasifikasi pada citra saat ini merupakan studi yang banyak menghasilkan penelitian. Objek penelitian pun sangat bervariasi, misalnya pengenalan jalan raya dan kendaraan (Rezaee & Zhang, 2017) (Sun et al., 2006) (Lee, 2015) (Jo et al., 2019), pengenalan dan klasifikasi bunga (Wu et al., 2019) (Nilsback & Zisserman,

2008) (Xia & Nan, 2017) (Saitoh & Kaneko, 2000), klasifikasi pada ikan, klasifikasi pada buah-buahan dan juga pada makanan (Rajayogi et al., 2019). Banyak metode berkembang dalam bidang ini.

Pengenalan objek ini biasanya memanfaatkan fitur-fitur yang ada pada citra tersebut, biasanya yang paling sering digunakan fitur pada warna, bentuk dan tekstur. Akan tetapi untuk beberapa objek yang fitur-fiturnya abstrak memerlukan metode yang berbeda, *Convolutional Neural Network* (CNN) mampu untuk mengekstraksi fitur-fitur yang abstrak yang ada pada suatu citra. Teknik ini berkembang dengan cepat dan mampu untuk mengklasifikasikan objek dalam jumlah yang besar. Seperti pada saat model CNN yang bernama VGG16 mampu mengenali 1000 kelas yang berbeda dari jutaan gambar. Akan tetapi model CNN membutuhkan *dataset* yang besar untuk menghasilkan akurasi yang baik.

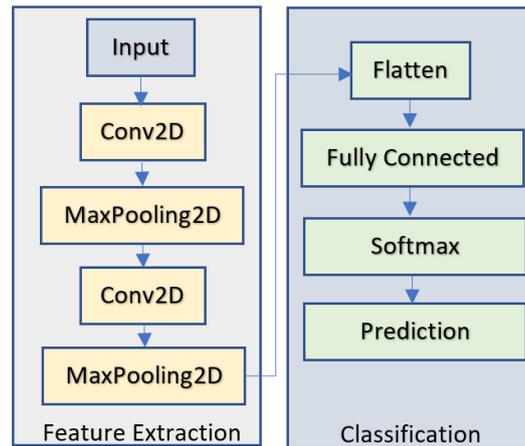
Saat ini ada teknik yang bisa digunakan untuk memanfaatkan model CNN yang sudah jadi untuk digunakan pada *dataset* yang lebih kecil (Sawada et al., 2016) dengan sedikit perubahan pada layer klasifikasi. Teknik ini disebut dengan *Transfer Learning*. Penelitian ini mencoba mengaplikasikan *transfer learning* untuk mengklasifikasikan jenis-jenis ordo tumbuhan dengan menggunakan *dataset* citra daun dari tumbuhan dan menganalisis perbedaan saat menggunakan beberapa model yang seperti VGG16, *Inception-V3* dan *ResNet50*.

Pada beberapa penelitian model-model CNN bisa memiliki akurasi yang cukup baik dengan nilai diatas 80% (Setiawan, 2019), dengan akurasi VGG16 sebesar 83,8%, *Inception-V3* dan *ResNet50* dengan 89,3%. Pada penelitian pengenalan gender (Smith & Chen, 2019), VGG mampu menghasilkan akurasi 98,56%. Bahkan VGG dengan *transfer learning* mampu menghasilkan akurasi sampai 100% pada penelitian tentang klasifikasi otak (Kaur & Gandhi, 2019).

## Metode Penelitian

*Deep Learning* merupakan model algoritma komputasi yang terdiri dari beberapa lapisan-lapisan proses dan digunakan untuk mempelajari representasi dari data yang digunakan (Lecun et al., 2015). Pada *deep learning* lapisan-lapisan awal dari jaringan umumnya menunjukkan kemampuan jaringan dalam mempelajari fitur-fitur yang umum yang ada pada *dataset*. Sedangkan fitur-fitur yang ada pada posisi terdalam menunjukkan kemampuan untuk mempelajari fitur-fitur yang semakin spesifik yang dimiliki oleh *dataset* yang ada.

*Transfer Learning* merupakan teknik yang memanfaatkan model yang sudah ditraining sebelumnya (*pretrained model*) untuk digunakan mengklasifikasikan *dataset* yang baru sehingga tidak perlu untuk melakukan *training* data dari awal (Tan et al. 2018), dan dilakukan penyesuaian pada bagian akhir dari model. Secara umum arsitektur CNN terdiri dari beberapa layer, layer-layer ini yang melakukan ekstraksi fitur-fitur yang ada pada *dataset*.



**Gambar 1** Arsitektur CNN

Pada bagian akhir layer-layer CNN akan mengerucut untuk sehingga membentuk sebuah *array* 1 dimensi yang berisi nilai prediksi masing-masing kelas. Pada bagian ini dilakukan tuning untuk menyesuaikan dengan jumlah kelas pada *dataset* yang digunakan.

Dalam *transfer learning*, kemungkinan untuk melatih kembali model jaringan dengan target yang baru tanpa mengalami *overfitting* cukup besar, selama secara umum tugas yang diberikan pada target kedua memiliki kecocokan dan karakteristik fitur yang sama dengan tugas pertamanya (Yosinski et al., 2014). Pada tugas yang pertama haruslah *dataset* yang digunakan lebih besar dari pada *dataset* yang digunakan pada tugas selanjutnya.

Penelitian ini sendiri akan mencoba untuk mengklasifikasikan ordo tumbuhan dari 8 kelas ordo yang berbeda. *Dataset* yang akan digunakan merupakan citra daun dengan ukuran sesuai dengan kebutuhan input masing-masing model, *dataset* 224x224 piksel akan diaplikasikan untuk arsitektur model VGG16 dan ResNet50, sedangkan *dataset* 299x299 piksel akan diaplikasikan pada arsitektur model *Inception-v3*. *Dataset* terdiri dari 200 gambar untuk masing-masing kelas, dan untuk meningkatkan tingkat akurasi model, dilakukan *preprocessing* pada *dataset* yang digunakan dengan teknik *rotate* dan *flip*. Sehingga tiap kelas memiliki 600 citra.



**Gambar 2** Contoh *dataset* citra daun

**Tabel 1**  
**Kelas dan jumlah dataset**

Kelas	Jumlah
Alismatales	600
Asparagales	600
Cucurbitales	600
Poales	600
Ranunculales	600
Sapindales	600
Solanales	600
Zingiberales	600

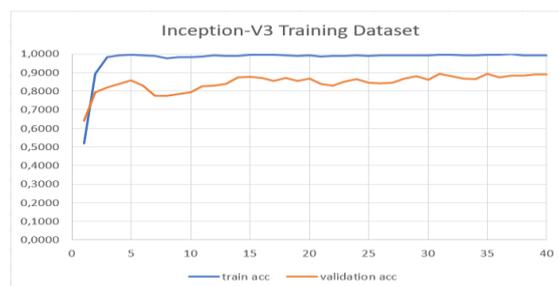
Arsitektur model yang digunakan pada penelitian ini dilakukan *fine tuning* pada bagian *Classification*, dengan cara sehingga *output* yang dihasilkan sesuai dengan *dataset* yang digunakan pada penelitian ini.

**Hasil dan Pembahasan**

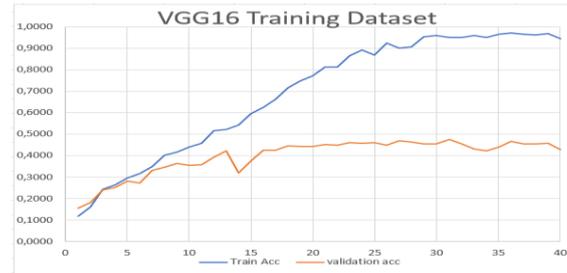
Pengujian dilakukan dengan menggunakan *dataset* citra daun sebagai *input* ke dalam arsitektur model *ResNet50*, *Inception*, dan *VGG16*, *input* parameter pada arsitektur model yang digunakan pada penelitian ini menggunakan 40 iterasi, dengan ukuran *batch* sebesar 32. Sedangkan *dataset* yang untuk proses *training* digunakan citra sebanyak 3360 Citra dengan masing-masing kelas sebanyak 420 citra, dan *dataset* untuk validasi sebanyak 1440 citra dengan masing-masing kelas sebanyak 180 citra. *Dataset* validasi berguna untuk melihat akurasi dari *training* pada masing-masing *epoch*. Model yang memiliki kinerja baik merupakan model yang memiliki tingkat akurasi yang selalu meningkat pada setiap iterasi yang dilakukan selama proses *training*.



(a)



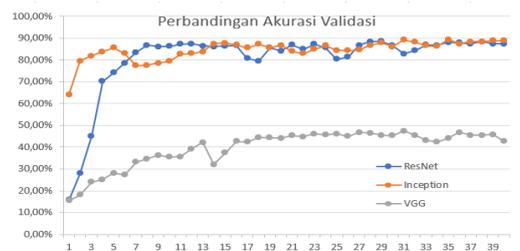
(b)



(c)

**Gambar 3 Nilai akurasi selama proses training untuk model ResNet (a), Inception (b) dan VGG (c)**

Dari hasil pengujian, model *ResNet* memiliki nilai akurasi pada proses validasi diatas 80% setelah melewati iterasi ke-7, dan pada iterasi ke 40 memiliki nilai akurasi sebesar 87,5%, seperti yang ditunjukkan pada tabel 2. sedangkan untuk model *Inception* memiliki nilai akurasi diatas 80% setelah iterasi ke-3, stabil pada kisaran 80% dan memiliki nilai akurasi sebesar 88,9% pada iterasi ke-40.



**Gambar 4**

**Perbandingan akurasi antar model**

**Tabel 2**

**Nilai Akurasi model tiap proses iterasi**

Iterasi	ResNet	Inception	VGG
1	0,1583	0,6417	0,1549
2	0,2792	0,7951	0,1813
3	0,4507	0,8181	0,2396
4	0,7014	0,8389	0,2521
5	0,7410	0,8569	0,2812
6	0,7861	0,8292	0,2736
7	0,8354	0,7750	0,3326
8	0,8681	0,7757	0,3465
9	0,8611	0,7854	0,3632
10	0,8625	0,7937	0,3549
11	0,8729	0,8271	0,3569
12	0,8750	0,8299	0,3931
13	0,8646	0,8375	0,4222
14	0,8618	0,8750	0,3201
15	0,8639	0,8778	0,3750
16	0,8660	0,8694	0,4264
17	0,8069	0,8556	0,4243
18	0,7958	0,8722	0,4451

19	0,8569	0,8556	0,4431
20	0,8410	0,8674	0,4417
21	0,8687	0,8396	0,4528
22	0,8500	0,8306	0,4486
23	0,8722	0,8500	0,4618
24	0,8562	0,8653	0,4563
25	0,8035	0,8451	0,4611
26	0,8139	0,8424	0,4493
27	0,8674	0,8465	0,4681
28	0,8840	0,8674	0,4646
29	0,8861	0,8799	0,4556
30	0,8660	0,8611	0,4535
31	0,8285	0,8917	0,4743
32	0,8424	0,8819	0,4549
33	0,8694	0,8667	0,4319
34	0,8681	0,8632	0,4229
35	0,8813	0,8944	0,4410
36	0,8792	0,8743	0,4674
37	0,8750	0,8840	0,4549
38	0,8847	0,8833	0,4549
39	0,8743	0,8889	0,4576
40	0,8750	0,8889	0,4271

Model VGG memiliki akurasi yang kurang baik, hanya sebesar 42% setelah iterasi ke-40. Meskipun pada proses *training* akurasi *training* bisa meningkat, akan tetapi pada proses validasi akurasi yang didapat tidak setinggi proses *training*.

### Kesimpulan

Arsitektur model *ResNet50*, dan *Inception-v3* memiliki akurasi lebih dari 85% untuk mengklasifikasikan ordo tanaman. Akurasi yang cukup besar sudah bisa dilihat saat iterasi kurang dari 10 dan nilai akurasi tiap iterasi stabil diantara 83%-88% untuk model Arsitektur *ResNet50* dan *Inception-v3*. Sedangkan arsitektur model VGG, memiliki akurasi yang kurang baik pada kasus penelitian ini.

## BIBLIOGRAFI

- Jo, S. Y., Ahn, N., Lee, Y., & Kang, S. J. (2019). Transfer Learning-based Vehicle Classification. *Proceedings-International SoC Design Conference 2018, ISOCC 2018*, 127–128.
- Kaur, T., & Gandhi, T. K. (2019). Automated Brain Image Classification Based On VGG-16 and Transfer Learning. *Proceedings-2019 International Conference on Information Technology, ICIT 2019*, 94–98.
- Lecun, Y., Bengio, Y., & Hinton, G. (2015). Deep learning. *Nature*, 521(7553), 436–444.
- Lee, T. (2015). *Vehicle Detection, Shadow, HOG, SVM, Autonomous Vehicles 1. Iccas*, 1720–1723.
- Nilsback, M. E., & Zisserman, A. (2008). Automated Flower Classification Over A Large Number Of Classes. *Proceedings-6th Indian Conference on Computer Vision, Graphics and Image Processing, ICVGIP 2008*, 722–729.
- Rajayogi, J. R., Manjunath, G., & Shobha, G. (2019). Indian Food Image Classification with Transfer Learning. *CSITSS 2019-2019 4th International Conference on Computational Systems and Information Technology for Sustainable Solution, Proceedings, 4*, 1–4.
- Rezaee, M., & Zhang, Y. (2017). *Road Detection Using Deep Neural Network In High Spatial Resolution Images*. Joint Urban Remote Sensing Event (JURSE).
- Saitoh, T., & Kaneko, T. (2000). Automatic Recognition of Wild Flowers. February. *Pattern Recognition, International Conference, 2*, 2507-2507
- Sawada, Y., Sato, Y., Nakada, T., Ujimoto, K., & Hayashi, N. (2016). All-transfer learning for deep neural networks and its application to sepsis classification. *Frontiers in Artificial Intelligence and Applications, 285*, 1586–1587.
- Setiawan, W. (2019). *Perbandingan Arsitektur Convolutional Neural Network Untuk Klasifikasi Fundus*. 7(2), 49–54.
- Smith, P., & Chen, C. (2019). Transfer Learning with Deep CNNs for Gender Recognition and Age Estimation. *Proceedings-2018 IEEE International Conference on Big Data, Big Data 2018*, 2564–2571.
- Sun, Z., Bebis, G., & Miller, R. (2006). On-Road Vehicle Detection : A Review. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligenc*, 28(5), 694–711.
- Wu, Y., Qin, X., Pan, Y., & Yuan, C. (2019). Convolution Neural Network Based Transfer Learning For Classification Of Flowers. *2018 IEEE 3rd International Conference on Signal and Image Processing, ICSIP 2018*, 562–566.

- Xia, X., & Nan, B. (2017). Inception-v3 for Flower Classification. *International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC)* 783–787.
- Yosinski, J., Clune, J., Bengio, Y., & Lipson, H. (2014). How Transferable Are Features In Deep Neural Networks? *Advances In Neural Information Processing Systems*, 4(January), 3320–3328.