

# PENGECAMAN PENYAKIT DAUN POKOK GETAH MENGGUNAKAN TEKNIK PEMBELAJARAN MENDALAM

Muhammad Nur Akmal Mohamad Razif<sup>1</sup> & Nor Samsiah Sani<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>*Fakulti Teknologi & Sains Maklumat, Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi,,  
Selangor Darul Ehsan, Malaysia*

## Abstrak

Aplikasi Pengesanan Penyakit Tanaman Getah merupakan sebuah aplikasi yang dibina untuk mengesan jenis penyakit yang dihadapi oleh tanaman getah berdasarkan imej daun tanaman. Masalah utama yang dihadapi oleh penanaman di negara kita ialah tren pengeluaran getah yang semakin berkurangan setiap tahun yang disebabkan oleh penyakit tanaman getah. Hal tersebut membuatkan harga getah menurun dari tahun ke tahun sehingga menyebabkan pekebun getah mula beralih ke tanaman kelapa sawit yang menjamin lebih banyak keuntungan. Akibatnya, industri peladangan getah kini kekurangan pekerja yang berpengetahuan. Kecerdasan buatan (AI) merupakan bidang ilmu pengetahuan terkini yang sedang digunakan secara meluas dalam bidang pertanian terutamanya komputer visi (*computer vision*) yang di dalamnya terdapat topik klasifikasi imej dan pengesanan objek. Oleh itu, penyelidikan ini mencadangkan kaedah pengesanan jenis penyakit daun pokok getah berasaskan teknologi AI. Penyelidikan ini menggunakan metodologi *CRISP-DM* sebagai garis panduan dalam memastikan setiap proses yang dilakukan berjalan dengan lancar. Dengan menggunakan teknik pembelajaran mendalam, pengesanan penyakit tanaman getah dapat dikenalpasti dengan menganalisa imej-imej penyakit menggunakan rangkaian saraf konvolusi seterusnya diterapkan dalam bentuk aplikasi. Model *ResNet-50* dengan kombinasi pengoptimum *Adamax* dan kadar pembelajaran sebanyak 0.01 mencapai ketepatan terbaik sebanyak 100% dalam mengenalpasti penyakit daun pokok getah sekaligus menjadikan model terbaik dalam projek ini. Aplikasi ini dapat melatih dan memudahkan proses mengenalpasti penyakit tanaman getah. Hal ini juga dapat

memastikan penjagaan tanaman getah dalam keadaan yang terbaik dan mengurangkan penyebaran penyakit. Dengan adanya aplikasi ini, proses diagnosis penyakit tanaman getah akan menjadi lebih mudah dan cepat dengan menghasilkan output yang lebih tepat.

**Kata kunci: Penyakit Daun Pokok Getah, Pembelajaran Mendalam, ResNet-50, Klasifikasi Imej, Pertanian**

### Pengenalan

Pokok getah merupakan salah satu tanaman yang penting dalam sektor pertanian di Malaysia dan satu daripada komoditi kedua terbesar yang membantu menjana pendapatan negara. Hal ini kerana sehingga kini, getah kekal menjadi salah satu penyumbang utama kepada Keluaran Dalam Negara Kasar (KDNK) selain kelapa sawit dan petroleum. Oleh sebab itu, kesihatan pokok getah perlulah dititikberatkan dan dipertingkatkan dari semasa ke semasa kerana pokok getah mudah diserang pelbagai penyakit. Penyakit utama yang sering menyerang daun getah adalah luruhan daun sekunder *oidium*, luruhan daun *collectotrichum*, luruhan daun *corynespora*, dan rintik mata burung. Penyakit tersebut dianggap penting kerana ia menjejaskan proses fisiologi daun dan pengeluaran susu getah sehingga akhirnya menjejaskan ekonomi negara (Aliya et al. 2022). Oleh itu, pengenalpastian penyakit daun getah adalah sangat penting bagi meningkatkan hasil getah asli dan pemerhatian visual adalah cara yang dipraktikkan oleh kebanyakan peladang dan pakar kawalan penyakit pokok. Melalui pemerhatian visual, peladang dapat mengesan penyakit melalui tanda dan simptom yang di ada pada daun getah. Hal ini hanya dapat dilakukan sekiranya peladang mempunyai ilmu yang tinggi dalam bidang penyakit daun. Malangnya, pengesanan secara manual memakan masa yang lama dan ketepatan pengecaman juga tidak konsisten.

Objektif utama projek ini adalah untuk membangunkan sebuah aplikasi mudah alih berintegrasi model pembelajaran mendalam yang berkeupayaan mengesan penyakit daun pokok getah berdasarkan imej yang diberikan. Terdapat dua proses yang ditekankan bagi mencapai objektif projek ini. Pertama adalah proses membangunkan dan mengenalpasti model pengecaman penyakit daun

pokok getah terbaik berasaskan teknik pembelajaran mendalam. Seterusnya adalah proses membangunkan sebuah aplikasi mudah alih yang bertujuan untuk mengesan penyakit daun pokok getah berasaskan model pembelajaran mendalam terbaik. Aplikasi mudah alih ini akan memaparkan keputusan penyakit pokok, maklumat punca, faktor, dan kaedah pencegahan atau kawalan penyakit daun pokok getah yang telah dikenalpasti kepada pengguna.

Skop projek ini melibatkan pembangunan aplikasi mudah alih menggunakan rangka kerja *Flutter* dan bahasa pengaturcaraan *Dart* untuk mengenal pasti penyakit daun pokok getah melalui teknik pembelajaran mendalam. Sasaran pengguna aplikasi ini adalah terutamanya petani dan sesiapa sahaja yang berminat untuk mendiagnosis penyakit daun pokok getah. Teras aplikasi akan berdasarkan model yang dibina menggunakan bahasa pengaturcaraan *Python*, memanfaatkan pembelajaran mendalam dan perpustakaan pemrosesan imej seperti *Tensorflow* dan *Keras*. Model ini akan dilatih mengenai set data imej penyakit daun pokok getah, yang akan menjalani pra-pemrosesan untuk meningkatkan kualiti imej. Walau bagaimanapun, adalah penting untuk ambil perhatian bahawa projek ini hanya tertumpu pada pengesanan penyakit daun pokok getah dan tidak merangkumi mendiagnosis jenis penyakit tumbuhan lain atau isu bukan berkaitan daun. Penyelidikan mungkin menghadapi cabaran yang berkaitan dengan ketepatan model pembelajaran mendalam, batasan set data dan kebolehgunaan dunia sebenar dalam penampilan penyakit daun. Memastikan prestasi dan kebolehpercayaan model adalah penting untuk memberikan hasil yang memuaskan kepada pengguna. Selain itu, projek ini tidak melangkaui pengenalan dan tidak termasuk sebarang tindakan atau rawatan untuk penyakit yang dikenal pasti.

Projek ini memiliki kepentingan yang besar kerana ia bertujuan untuk membangunkan sebuah aplikasi mudah alih yang menggunakan model pembelajaran mendalam untuk mengenal pasti penyakit daun pokok getah berdasarkan imej. Hasil dari projek ini dapat memberikan manfaat yang signifikan kepada industri pertanian dan bidang ilmu yang berkaitan dengan pengenalan penyakit tumbuhan. Dengan aplikasi ini, petani dan semua pihak yang berminat dapat dengan mudah

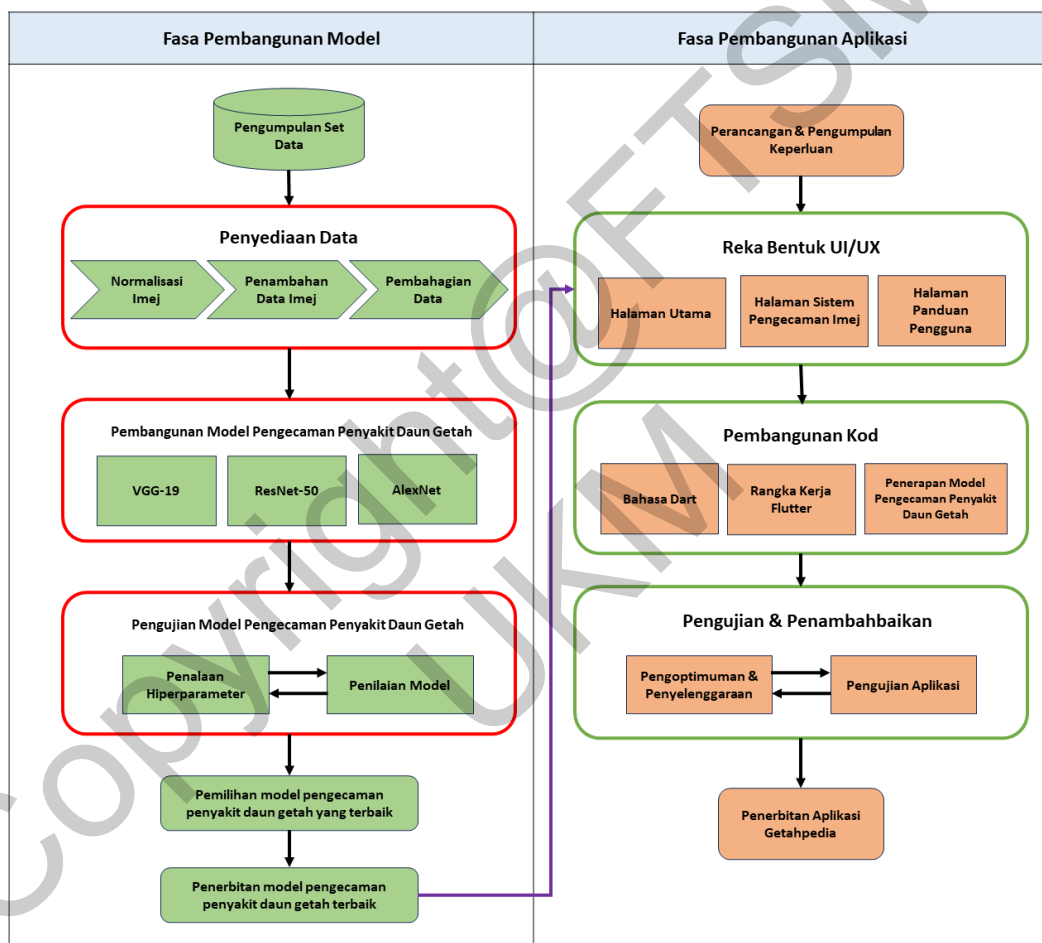
mengidentifikasi penyakit daun pada pokok getah dengan ketepatan yang lebih tinggi dan lebih konsisten. Hal ini dapat membantu meningkatkan hasil getah asli dan mengurangi kerugian ekonomi negara akibat serangan penyakit daun. Projek ini akan menyumbang pada perkembangan pemrosesan imej, pembelajaran mendalam, dan aplikasi teknologi di sektor pertanian. Penggunaan teknologi ini untuk mendeteksi penyakit daun pokok getah dapat membuka jalan untuk aplikasi serupa dalam pengenalan penyakit tumbuhan lain atau bidang pertanian lainnya. Ini membuka peluang penelitian lebih lanjut dalam penggunaan teknologi canggih untuk meningkatkan produktivitas pertanian. Dengan demikian, projek ini berpotensi memberikan sumbangan positif pada industri pertanian dan bidang ilmu terkait, serta memajukan sektor pertanian di Malaysia dan negara-negara lain.

Dalam projek ini, digunakan model proses pembangunan berdasarkan metodologi CRISP-DM (*Cross-Industry Standard Process for Data Mining*) yang terdiri daripada empat fasa utama. Fasa 1 adalah Kajian Kebolehlaksanaan di mana masalah dan objektif kajian diidentifikasi serta dilakukan penilaian tentang kemajuan penyelidikan dalam pembelajaran mendalam. Fasa 2 adalah Pengumpulan dan Penyediaan Data, di mana data imej penyakit daun getah dikumpul dari laman web rasmi Lembaga Getah Malaysia dan *Google Images* dan kemudian diproses melalui pra-pemrosesan termasuk data augmentation. Fasa 3 melibatkan Permodelan dan Penilaian Model, dengan mengembangkan model pembelajaran mendalam untuk mengenal pasti penyakit daun getah dan menilai keberkesannya. Fasa terakhir adalah Pembangunan Aplikasi Mudah Alih, di mana model yang berkesan digunakan untuk mencipta sistem pengesanan penyakit daun getah yang memberikan hasil penyelidikan dalam bentuk grafik dan informasi penting kepada pengguna untuk mencegah dan mengawal penyakit pokok getah dengan lebih efisien.

Laporan teknik ini tersusun dengan struktur yang teratur dan mudah difahami. Ia bermula dengan bahagian Pengenalan yang merangkumi ringkasan latar belakang projek, objektif, skop, justifikasi dan kepentingan, metodologi, dan organisasi laporan. Setelah itu, dilanjutkan dengan bahagian

Metodologi kajian yang menjelaskan kaedah dan pendekatan yang digunakan. Kemudian, bahagian Keputusan dan Perbincangan menyajikan hasil keputusan dan perbincangan berdasarkan keputusan tersebut. Bahagian selanjutnya adalah kesimpulan yang merangkum isi-isi laporan teknik ini. Pada akhir laporan, terdapat bahagian Penghargaan dan Rujukan.

## Metodologi Kajian



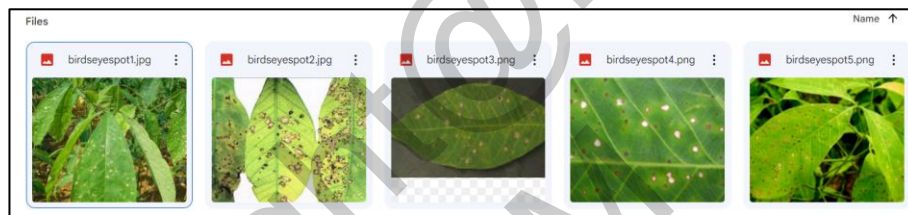
Rajah 1 Carta alir proses pembangunan aplikasi Getahpedia

Rajah 1 di atas menunjukkan carta alir bagi pembangunan aplikasi Getahpedia daripada fasa pembangunan model pembelajaran mendalam sehingga ke pembangunan aplikasi. Sepanjang fasa pembangunan model pembelajaran mendalam, bahasa *Python* digunakan bersama pustaka-pustaka yang terkenal seperti *Tensorflow* dan *Matplotlib* melalui platform *Google Colaboratory*. Model yang

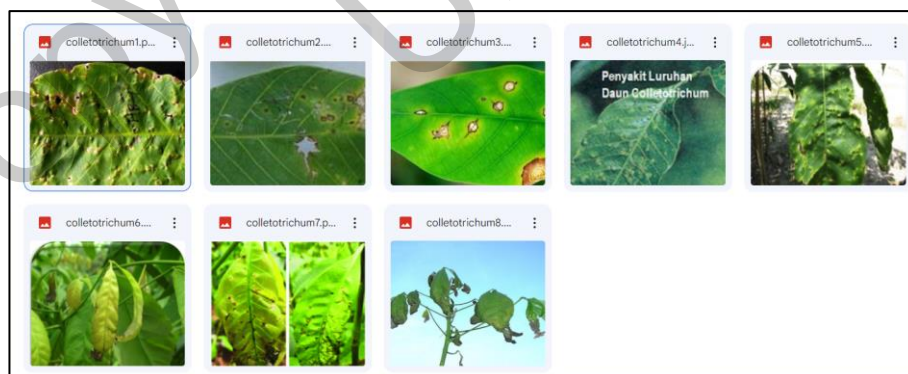
terbaik akan diterapkan ke dalam aplikasi Getahpedia dalam fasa pembangunan aplikasi yang menggunakan bahasa *Dart* dan rangka kerja *Flutter*. Pada akhir fasa ini, aplikasi ini akan diuji bagi memastikan keperluan dan objektif kajian dapat dipenuhi dengan baik.

### Penyediaan Data

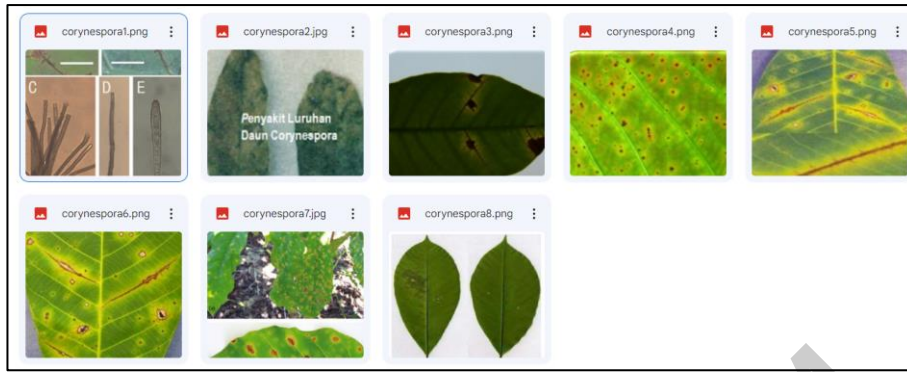
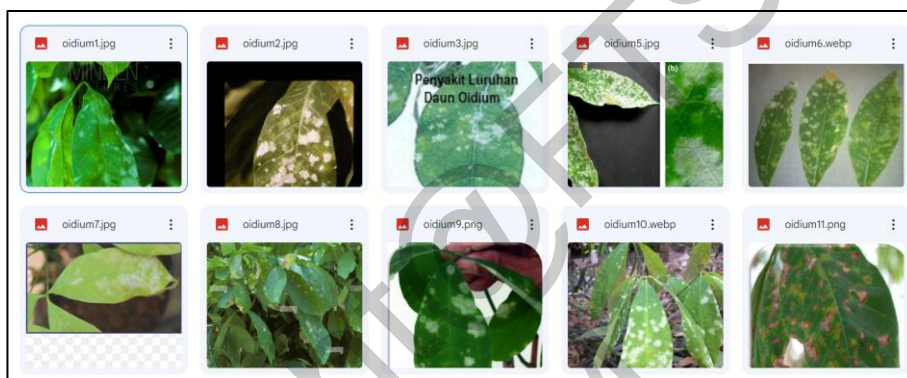
Set data imej penyakit daun pokok getah yang digunakan untuk melatih model pembelajaran mendalam telah dikumpulkan melalui laman web Lembaga Getah Malaysia (LGM) dan Google Images. Set data ini terdiri daripada empat fail berbeza dan setiap satu mewakili penyakit daun pokok getah. Rajah 2-5 di bawah menunjukkan imej penyakit daun pokok getah yang diwakili dalam setiap fail.



Rajah 2 Set data imej penyakit Rintik Mata Burung



Rajah 3 Set data imej penyakit Luruhan Daun Sekunder *Colletotrichum*

Rajah 4 Set data imej penyakit Luruhan Daun Sekunder *Corynespora*Rajah 5 Set data imej penyakit Luruhan Daun Sekunder *Oidium*

Rajah 2-5 memaparkan set data imej yang dikumpul daripada *Google Images* dan laman web Lembaga Getah Malaysia (LGM). Empat penyakit daun utama pokok getah diwakili dalam imej, termasuk rintik mata burung, luruhan daun sekunder *Colletotrichum*, luruhan daun sekunder *Corynespora*, dan luruhan daun sekunder *Oidium*. Jumlah keseluruhan data yang diperoleh adalah terhad, jadi beberapa teknik penambahan data akan digunakan pada imej untuk meningkatkan kuantiti dan kepelbagaianya dalam pengumpulan data. Taburan kebarangkalian bersama antara satu atau lebih peramal dan sasaran pada asasnya ialah apa yang dipelajari oleh model pembelajaran mendalam. Oleh itu, menambah data berkualiti tinggi akan membantu model pembelajaran mendalam mengenalpasti ciri-ciri khas penyakit serta mempelajari tentang perwakilan kompleksnya.

### a. Penambahan Data

Penambahan data atau lebih dikenali sebagai data augmentation adalah sebuah teknik untuk meningkatkan jumlah data secara buatan dengan menjana titik data baharu daripada data sedia ada. Ini termasuk membuat perubahan kecil pada data atau menggunakan model pembelajaran mendalam untuk menjana titik data baharu. Penambahan data berguna untuk meningkatkan prestasi dan hasil model dengan membentuk contoh baharu dan berbeza untuk melatih set data. Jika set data dalam model pembelajaran mendalam mencukupi, model yang dibangunkan dalam menghasilkan prestasi lebih baik dan lebih tepat. Rajah 6 menunjukkan kod sumber bagi teknik penambahan data yang dijalankan.

```
1  img_shape=(224, 224, 3)
2  img_size=(224, 224)
3
4  batch_size=len(df)
5  label_lst=list(df.penyakit.unique())
6
7  save_dir = '/content/data_aug/'
8  output_df = pd.DataFrame()
9
10 def min_max_normalize(img):
11     min_val = np.min(img)
12     max_val = np.max(img)
13     normalized_img = (img - min_val) / (max_val - min_val)
14     return normalized_img
15
16 def scalar(img):
17     return img/127.5-1
18
19 for label in label_lst:
20     create_sub(label, save_dir)
21     save_to_dir = os.path.join(save_dir, label)
22
23     gen = ImageDataGenerator(zoom_range=[0.5, 1.0],
24                             rotation_range=15,
25                             width_shift_range=0.2,
26                             height_shift_range=0.2,
27                             fill_mode='nearest',
28                             horizontal_flip=True,
29                             preprocessing_function=min_max_normalize)
30
31     datagen = gen.flow_from_dataframe(df, x_col='gambar', y_col='penyakit',
32                                     target_size=img_size, class_mode='categorical',
33                                     color_mode='rgb', shuffle=True,
34                                     classes=[label], save_to_dir=save_dir+label,
35                                     save_format='jpg', save_prefix='aug_',
36                                     batch_size=batch_size)
37
38 for i in range(100):
39     batch = next(datagen)
```





Rajah 6 Kod sumber bagi teknik penambahan data

Rajah 6 menunjukkan kod sumber teknik penambahan data yang dijalankan bagi meningkatkan bilangan imej dalam set data. Teknik penambahan data yang digunakan adalah dengan menambah salinan yang diubahsuai sedikit daripada set data sedia ada. Proses



penambahan data dilakukan oleh pustaka *ImageDataGenerator* yang ditawarkan oleh modul *Keras*. Data asal diubahsuai dan ditambah dengan pelbagai cara seperti mengezum imej, membalikkan imej, mengubah kecerahan imej dan lain-lain. Data tambahan kemudiannya disimpan ke dalam direktori untuk digunakan semasa proses model latihan.

Jadual 1 Perbandingan antara imej sebelum dan selepas proses penambahan data

Contoh penyakit daun	Imej asal sebelum teknik penambahan data dilakukan	Imej tambahan selepas teknik penambahan data dijalankan
Penyakit rintik mata burung		
Penyakit luruhan daun sekunder <i>Corynespora</i>		

Jadual 2 Perbandingan bilangan imej sebelum dan selepas proses penambahan data

Penyakit daun pokok getah	Jumlah bilangan set data asal sebelum teknik penambahan data dijalankan	Jumlah bilangan set data selepas teknik penambahan data dijalankan
Rintik mata burung	5	505
Luruhan daun sekunder <i>Colletotrichum</i>	5	505
Luruhan daun sekunder <i>Corynespora</i>	4	404
Luruhan daun sekunder <i>Oidium</i>	9	909

Jadual 1 menunjukkan perbandingan antara imej asal dan imej tambahan selepas menjalani teknik penambahan data. Imej tambahan telah menjalani proses mengezum dan memanipulasi kecerahan imej asal. Jadual 2 menunjukkan jumlah bilangan set data sebelum dan selepas teknik penambahan data dijalankan di mana bilangan set data telah meningkat sebanyak kira-kira 100 kali ganda daripada data asal.

## b. Pembahagian data

Proses pembahagian data adalah proses membahagikan set data kepada subset yang berbeza untuk latihan, pengesahan dan ujian dalam klasifikasi imej. Ia penting kerana ia membantu menilai prestasi dan keupayaan generalisasi model klasifikasi. Dengan menggunakan subset berasingan untuk latihan, pengesahan dan ujian, pembahagian data membolehkan kami melatih model pada sebahagian data, mengesahkan prestasinya pada subset yang berbeza untuk memperhalusi parameter model, dan akhirnya, menilai ketepatan dan keteguhannya pada subset yang sama sekali tidak kelihatan. Proses ini memastikan model itu boleh digeneralisasikan dengan berkesan kepada imej baharu yang tidak kelihatan dan memberikan anggaran prestasi yang boleh dipercayai dalam senario dunia sebenar. Rajah 7 di bawah menunjukkan kod sumber bagi proses pembahagian data imej.

```
1 train_split = 0.8
2 valid_split = 0.1
3 test_split = 0.1
4
5 train_df, dummy_df = train_test_split(df, train_size=train_split, shuffle=True, random_state=123)
6 remaining_split = 1 - train_split
7 valid_test_split = valid_split / remaining_split
8
9 valid_df, test_df = train_test_split(dummy_df, train_size=valid_test_split, shuffle=True, random_state=123)
```

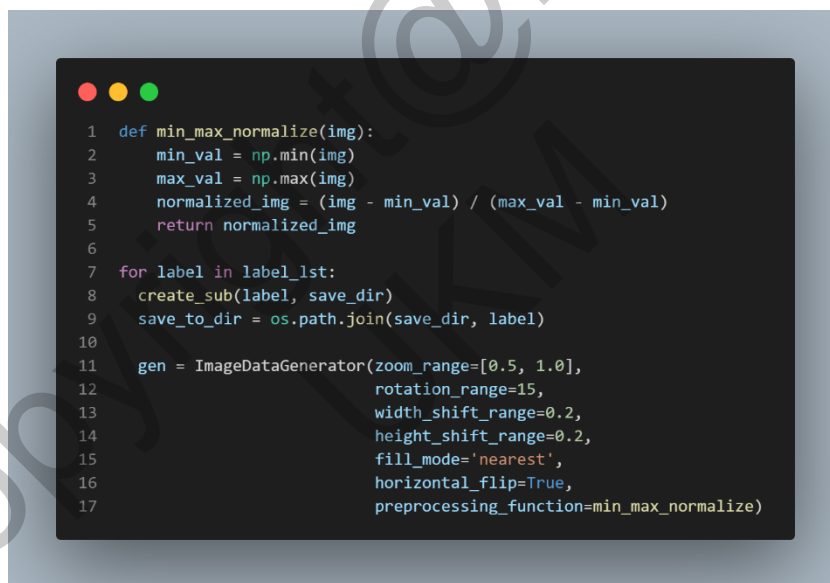
Rajah 7 Kod sumber proses pembahagian imej

Antara nisbah pembahagian data yang biasa digunakan dalam membina sebuah model pembelajaran mendalam ialah 70:20:10 dan 80:10:10, masing-masing mewakili peratusan yang diperuntukkan untuk set latihan, set pengesahan dan set ujian. Dalam kajian ini, satu eksperimen telah dijalankan untuk membandingkan ketepatan tiga model menggunakan nisbah pembahagian data yang berbeza. Tujuannya adalah untuk menentukan nisbah yang paling sesuai untuk tugas yang sedang dijalankan. Setiap model telah dilatih dan dinilai menggunakan nisbah tertentu, dan ketepatan setiap model diukur. Ketepatan keseluruhan, dikira dengan mempertimbangkan prestasi ketiga-tiga model, kemudiannya dianalisis. Nisbah

yang menghasilkan ketepatan keseluruhan tertinggi di kalangan model akan dianggap sebagai pilihan terbaik untuk tugas tertentu, menunjukkan keberkesannya dalam mencapai keputusan yang optimum.

### c. Proses normalisasi skala imej

Normalisasi skala imej merujuk kepada proses mengubah saiz atau menskala semula imej kepada saiz piawai dalam pengelasan imej. Ini penting kerana imej dalam set data selalunya berbeza dari segi dimensi asal, nisbah bidang atau resolusi. Dengan menormalkan skala imej, ia dapat memastikan semua imej mempunyai dimensi yang konsisten, yang membolehkan model klasifikasi mempelajari dan mengekstrak ciri yang bermakna merentas set data secara seragam.

A screenshot of a code editor window showing Python code for image normalization and augmentation. The code defines a function `min_max_normalize` and uses it as a preprocessing function for an `ImageDataGenerator`. The code includes comments and is numbered from 1 to 17.

```
1 def min_max_normalize(img):
2     min_val = np.min(img)
3     max_val = np.max(img)
4     normalized_img = (img - min_val) / (max_val - min_val)
5     return normalized_img
6
7 for label in label_lst:
8     create_sub(label, save_dir)
9     save_to_dir = os.path.join(save_dir, label)
10
11 gen = ImageDataGenerator(zoom_range=[0.5, 1.0],
12                          rotation_range=15,
13                          width_shift_range=0.2,
14                          height_shift_range=0.2,
15                          fill_mode='nearest',
16                          horizontal_flip=True,
17                          preprocessing_function=min_max_normalize)
```

Rajah 8 Kod sumber proses normalisasi imej

Rajah 8 menunjukkan kod sumber untuk proses normalisasikan setiap imej dalam set latihan dengan menggunakan normalisasi min-maks yang bertujuan menskala semula nilai keamatan piksel imej kepada julat tertentu, antara 0 dan 1. Proses ini penting kerana ia membawa semua nilai piksel ke skala biasa, memastikan model itu boleh belajar dengan berkesan dan membandingkan imej dengan julat keamatan yang berbeza. Dengan menormalkan nilai piksel, model menjadi kurang sensitif kepada variasi dalam kecerahan atau kontras merentas imej, membolehkannya memfokus lebih pada corak dan ciri yang berkaitan

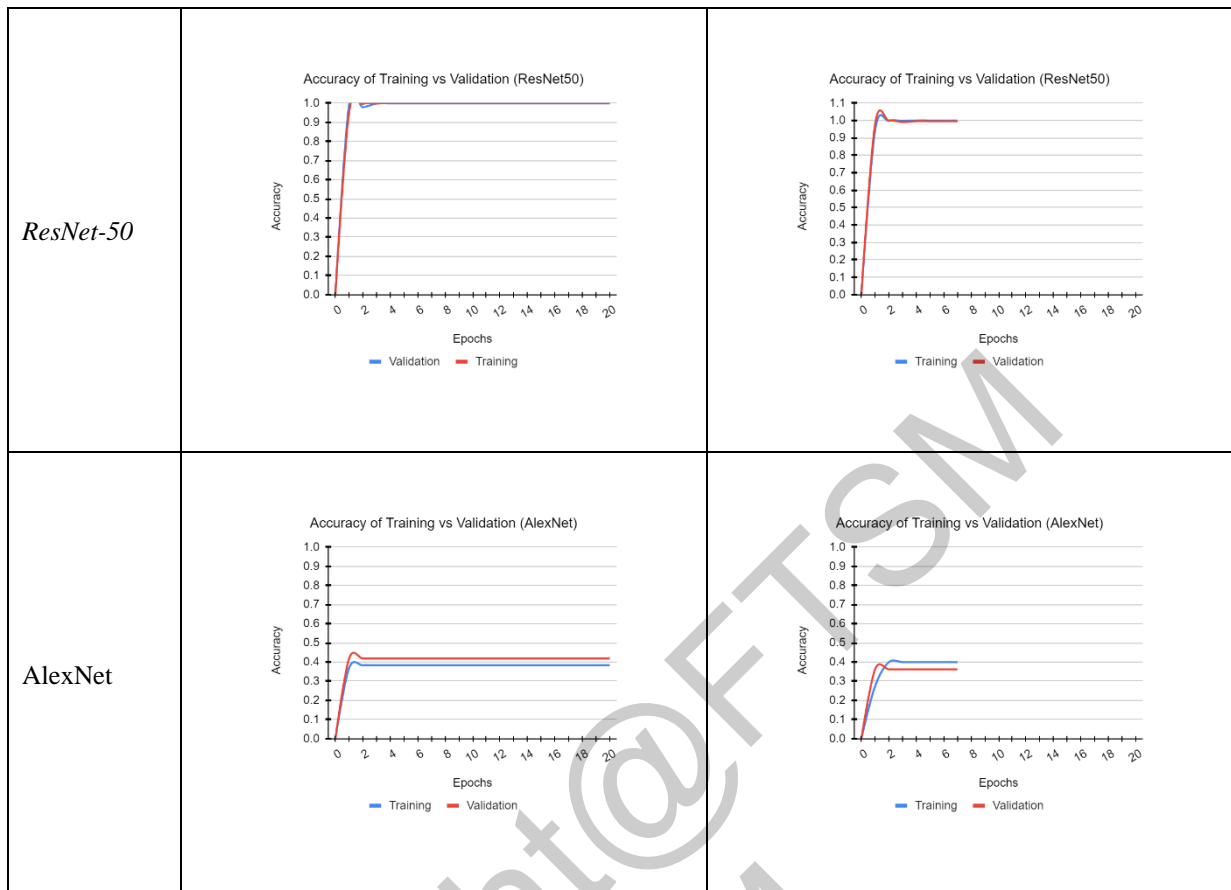
untuk pengelasan. Justeru, penormalan min-maks meningkatkan keupayaan model untuk membuat generalisasi dan menjadikan tugas klasifikasi imej lebih mantap.

### Pembangunan Model Pembelajaran Mendalam

Pembangunan model pembelajaran mendalam untuk klasifikasi penyakit daun pokok getah melibatkan pembinaan dan latihan model VGG-19, ResNet-50 dan AlexNet. Model ini direka bentuk untuk menganalisis dan mengklasifikasikan imej daun pokok getah untuk mengenal pasti penyakit. Model-model tersebut akan dibina menggunakan lapisan konvolusi, lapisan pengumpulan dan lapisan bersambung sepenuhnya, masing-masing dengan seni bina dan parameter tertentu. Model dilatih menggunakan set data yang telah melalui proses prapemprosesan, di mana imej dimasukkan ke dalam model, dan model belajar mengenali corak dan ciri yang berkaitan dengan penyakit yang berbeza. Setelah dilatih, model tersebut boleh digunakan untuk mengklasifikasikan imej daun yang tidak kelihatan dengan meramalkan jenis penyakit yang dihadapi oleh daun pokok getah. Prestasi model dinilai menggunakan metrik seperti ketepatan (*accuracy*), ketelitian (*precision*) dan ingat semula (*recall*) untuk menilai keberkesannya dalam pengelasan penyakit daun pokok getah.

#### a. Graf Ketepatan dan Kerugian dalam Set Latihan

Model	Nisbah Pembahagian Data	
	70 :20 : 10	80 :10 :10
VGG19	<p>Accuracy of Training vs Validation (VGG19)</p> <p>Y-axis: Accuracy (0.0 to 1.0)</p> <p>X-axis: Epochs (0 to 20)</p> <p>Legend: Training (blue), Validation (red)</p>	<p>Accuracy of Training vs Validation (VGG19)</p> <p>Y-axis: Accuracy (0.0 to 1.0)</p> <p>X-axis: Epochs (0 to 20)</p> <p>Legend: Training (blue), Validation (red)</p>

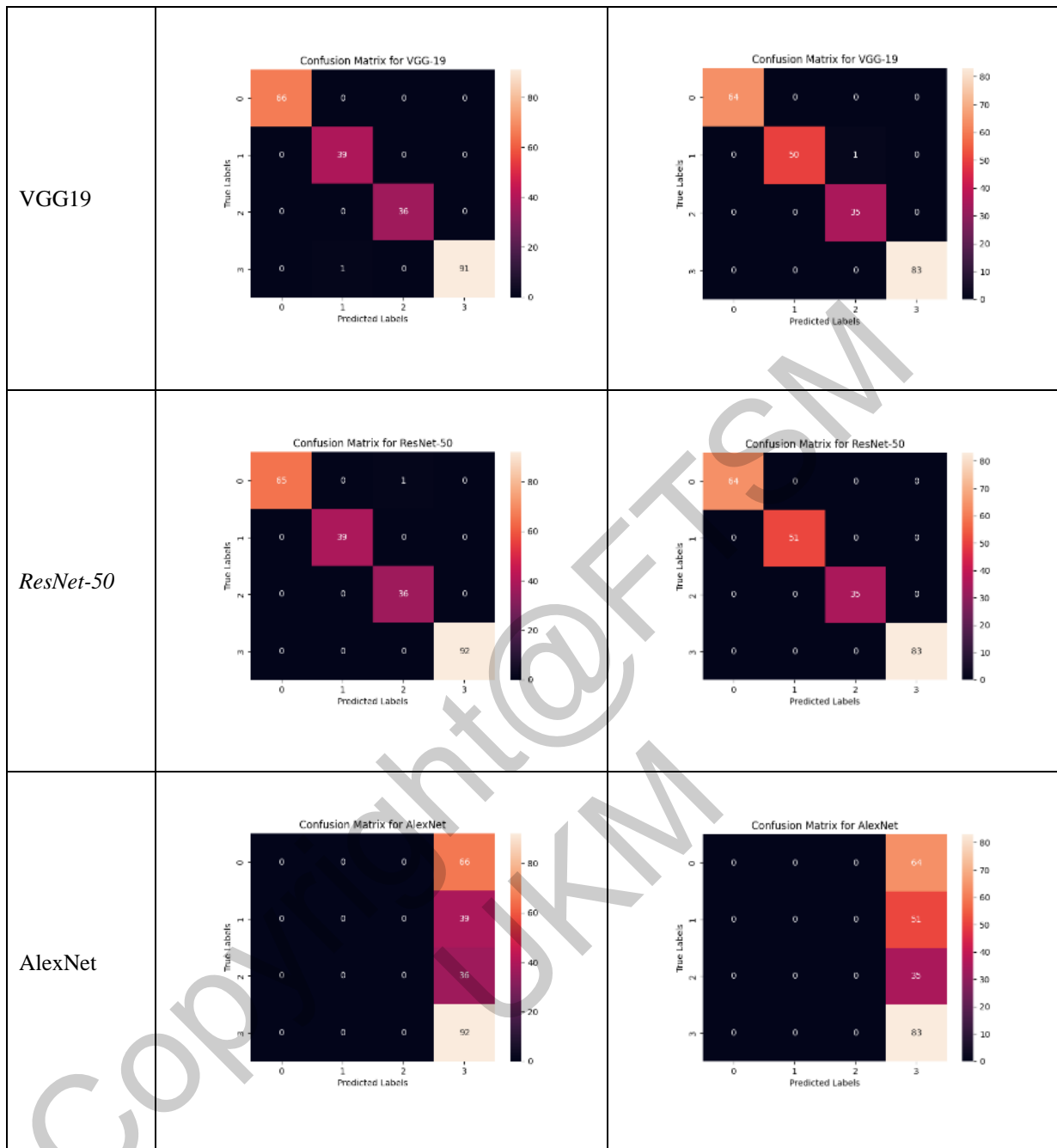


**b. Ketepatan dan Kerugian bagi Set Ujian**

Nisbah	VGG-19		ResNet-50		AlexNet	
	Ketepatan	Kerugian	Ketepatan	Kerugian	Ketepatan	Kerugian
70 : 20 : 10	0.9957	0.0175	0.9957	0.0179	0.3948	1.3283
80 : 10 : 10	0.9957	0.0116	1.0000	0.0002	0.3562	1.3562

**c. Matriks Kekeliruan bagi Set Latihan dan Set Ujian**

Model	Nisbah Pembahagian Data	
	70 : 20 : 10	80 : 10 : 10



Berdasarkan prestasi ketiga-tiga model untuk kedua-dua nisbah pembahagian data, diperhatikan bahawa nisbah pembahagian data 80:10:10 menghasilkan keputusan keseluruhan yang terbaik. Nisbah ini menyediakan jumlah data yang mencukupi untuk melatih model sementara masih memperuntukkan bahagian yang munasabah untuk pengesanan dan ujian. Pengagihan seimbang ini membolehkan model mempelajari corak perwakilan dan membuat generalisasi dengan baik kepada data yang tidak kelihatan, menghasilkan prestasi keseluruhan yang unggul. Tambahan pula,

nisbah ini memudahkan latihan model yang lebih mantap dengan menyediakan set pengesahan yang lebih besar untuk penalaan halus dan pengoptimuman hiperparameter.

### **Pembangunan Aplikasi Berintegrasi Dengan Model Pembelajaran Mendalam**

Pembangunan aplikasi Getahpedia terbahagi kepada dua bahagian utama iaitu pembangunan *front-end* dan pembangunan *back-end*. Pembangunan *front-end* adalah pengaturcaraan yang menumpukan kepada elemen visual antara muka aplikasi di mana pengguna akan berinteraksi. Pembangunan *back-end* pula memfokuskan pada sisi antara muka aplikasi yang tidak dapat dilihat oleh pengguna dan akan bekerja di sebalik tabir aplikasi. Dalam projek ini, bahagian *back-end* aplikasi ini adalah melibatkan pengiraan logik yang dilakukan oleh model pembelajaran mendalam.

Bahasa Pengaturcaraan yang terlibat dalam pembangunan aplikasi :

- Pembangunan *Front-end* (*Dart* dan *Flutter*)
- Pembangunan *Back-end* (*Python*)

#### **a. Pembangunan antara muka front-end aplikasi**

Bagi pembangunan antara muka aplikasi Getahpedia, bahasa pengaturcaraan yang digunakan adalah *Dart* dan menggunakan rangka kerja *Flutter*. Kedua-dua ini dipilih kerana ia mempunyai ciri *Hot Reload* yang membolehkan pembangun melihat perubahan yang dibuat dalam kod serta merta ditunjukkan dalam aplikasi yang sedang berjalan. Ini mempercepatkan proses pembangunan, membolehkan percubaan pantas, penyahpejatan dan penghalusan UI. Set komprehensif perpustakaan dan pakej pra-bina yang tersedia dalam ekosistem *Flutter* mempercepatkan lagi pembangunan. Rajah 9-10 menunjukkan sebahagian kod sumber bagi pembangunan antara muka aplikasi yang dibangunkan.



Rajah 9 Antara muka halaman utama aplikasi Getahpedia

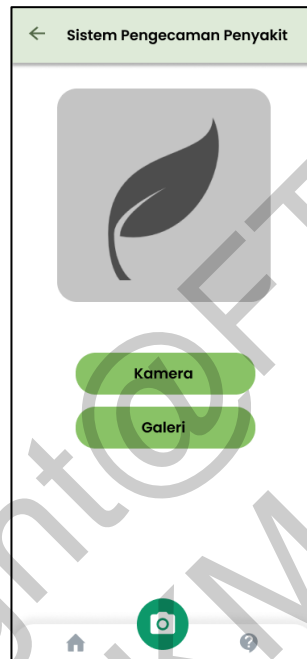


Rajah 10 Antara muka halaman maklumat penyakit daun pokok getah

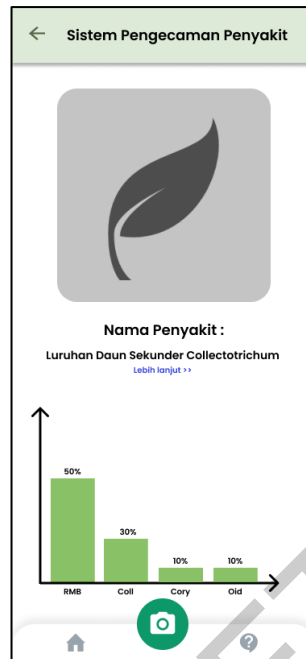
Rajah 9 dan Rajah 10 di atas menunjukkan halaman pertama aplikasi Getahpedia yang memaparkan senarai penyakit daun pokok getah. Rajah 10 akan terapar sebagai halaman utama bagi aplikasi ini. Dalam halaman ini, aplikasi akan memaparkan senarai nama penyakit daun pokok



getah dalam Bahasa Melayu dan Bahasa Inggeris bersama dengan imej penyakit tersebut. Seterusnya, pengguna dapat melihat penerangan penyakit dengan lebih mendalam dengan menekan butang 'Lihat butiran' beserta anak panah dalam Rajah 9 dan aplikasi akan memaparkan maklumat tambahan seperti simptom penyakit dan langkah kawalan penyakit seperti dalam Rajah 10.

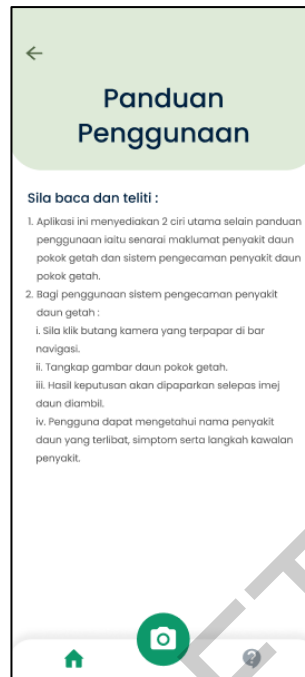


Rajah 11 Antara muka halaman sistem pengecaman penyakit daun pokok getah



Rajah 12 Antara muka halaman keputusan pengecaman penyakit daun

Rajah 11 dan Rajah 12 di atas menunjukkan halaman kedua aplikasi Getahpedia iaitu sistem pengecaman penyakit daun pokok getah. Dalam halaman ini, aplikasi akan memaparkan kamera yang akan digunakan dalam sistem ini selepas pengguna menekan butang kamera yang ada di bar navigasi aplikasi. Selepas pengguna mengambil gambar daun pokok getah, gambar tersebut akan dihantar ke model pembelajaran mendalam yang telah diterapkan bagi memproses gambar tersebut seterusnya memaparkan keputusan pengecaman penyakit serta simptom dan langkah kawalan penyakit.



Rajah 13 Antara muka halaman panduan pengguna

Rajah 13 di atas menunjukkan halaman ketiga aplikasi Getahpedia memaparkan panduan penggunaan aplikasi yang boleh diakses melalui butang tanda soal yang dibulatkan dalam rajah di atas di bar navigasi. Melalui halaman ini, pengguna dapat membaca dan memahami tatacara penggunaan aplikasi Getahpedia secara keseluruhannya.

### **Pembangunan *back-end* aplikasi**

Pembangunan *back-end* aplikasi adalah melibatkan pembangunan model pembelajaran mendalam dengan menggunakan bahasa pengaturcaraan *Python* yang merupakan bahasa yang digunakan secara meluas dalam bidang kecerdasan buatan. *Python* menawarkan pelbagai pustaka yang dapat membantu dalam pembangunan model pembelajaran mendalam seperti *Tensorflow*, *Matplotlib* dan lain-lain. Model pembelajaran mendalam yang terbaik akan dimuat turun dalam fail *.tflite* untuk diterapkan dalam aplikasi Getahpedia. Melalui pustaka *tflite* yang ditawarkan dalam *Flutter*, model pembelajaran mendalam dapat diterapkan dan digunakan dengan lancar serta hasil pengesanan melalui model tersebut dapat dipaparkan kepada pengguna.

```

1  model = resnet_model
2  model_name = 'resnet'
3
4  converter = tf.lite.TFLiteConverter.from_keras_model(model)
5  tflite_model = converter.convert()
6
7  filename = f"model_{model_name}.tflite"
8
9  with open(filename, 'wb') as f:
10     f.write(tflite_model)
11
12  print(f"Model {model_name} exported to {filename}")

```

Rajah 14 Kod sumber untuk memuat turun model pembelajaran mendalam

Rajah 14 di atas menunjukkan kod sumber bagi proses muat turun model pembelajaran yang telah diubah suai mengikut kombinasi hiperparameter yang terbaik. Kod ini menukar model kepada format *TensorFlow Lite* dan menyimpannya sebagai fail `.tflite`, yang akan diterapkan dalam aplikasi Getahpedia.

```

1  pickImage() async {
2    var image = await picker.pickImage(source: ImageSource.camera);
3    if (image == null) return null;
4
5    setState(() {
6      _image = File(image.path);
7    });
8
9    classifyImage(_image!);
10 }
11
12 pickGallery() async {
13   var image = await picker.pickImage(source: ImageSource.gallery);
14   if (image == null) return null;
15
16   setState(() {
17     _image = File(image.path);
18   });
19
20   classifyImage(_image!);
21 }

```

Rajah 15 Kod sumber proses memuat naik imej daun

Rajah 15 di atas menunjukkan kod sumber pada aplikasi Getahpedia yang berfungsi untuk memuat naik imej daun melalui dua sumber iaitu kamera peranti dan galeri gambar. Imej yang dimuat naik akan dihantar ke model pembelajaran mendalam bagi melalui proses klasifikasi imej.

```

1  classifyImage(File image) async {
2    _output.clear();
3    var output = await Tflite.runModelOnImage(
4      path: image.path,
5      threshold: -1.0,
6      numResults: 4,
7      imageMean: 127.5,
8      imageStd: 127.5,
9    );
10   setState() {
11     _output = output!
12     .map((prediction) => Prediction(
13       label: prediction['label'],
14       confidence: prediction['confidence'] * 100,
15     ))
16     .toList();
17     _loading = false;
18   });
19 }
20
21 loadModel() async {
22   await Tflite.loadModel(
23     model: 'assets/model_resnet_v1.tflite',
24     labels: 'assets/labels.txt',
25   );
26 }

```

Rajah 16 Kod sumber proses pengecaman imej daun melalui model *ResNet-50*

Rajah 16 di atas menunjukkan kod sumber bagi proses pengecaman imej penyakit daun pokok getah dengan menggunakan model *ResNet-50* yang telah dibangunkan menggunakan kombinasi tetapan hiperparameter terbaik. Imej yang dimuat naik ke aplikasi akan melalui model ini dan memaparkan output kepada pengguna.

### Keputusan dan Perbincangan

Dalam projek ini, terdapat dua jenis pengujian yang dilakukan iaitu pengujian pengesahan model dan pengujian kotak hitam. Pengujian pengesahan model dilakukan bagi menguji keupayaan setiap model yang dibina dalam projek ini. Ketiga-tiga model yang dibina diuji dengan menggunakan dua jenis pengoptimum yang berbeza, *Adam* dan *Adamax*, serta tiga nilai kadar pembelajaran yang berbeza iaitu 0.1, 0.01 dan 0.01 bagi menentukan pencapaian terbaik setiap model. Nilai ketepatan (*accuracy*) dan kerugian logaritma (*logarithmic loss*) bagi setiap model dibandingkan dalam Jadual 3 di bawah.

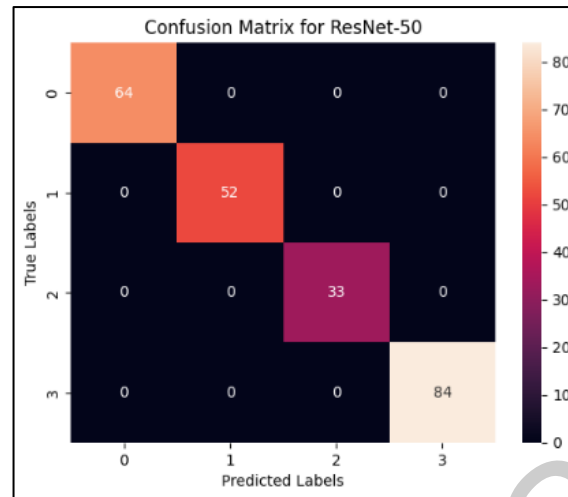
Jadual 3 Keputusan pengujian kombinasi pengoptimum dan kadar pembelajaran

Pengoptimum	Kadar Pembelajaran	VGG-19		ResNet-50		AlexNet	
		Ketepatan	Kerugian	Ketepatan	Kerugian	Ketepatan	Kerugian
Adam	0.1	0.99	0.98	1.00	6.58	0.36	1.34
	0.01	0.99	0.03	0.99	1.15	0.36	1.33
	0.001	1.00	0.01	1.00	0.00017	0.36	1.35
Adamax	0.1	0.99	0.99	1.00	6.58	0.36	1.34
	0.01	1.00	0.01	1.00	0.0000	0.36	1.35
	0.001	1.00	0.01	1.00	0.00091	0.36	1.35

Berdasarkan Jadual 3 di atas, model *ResNet-50* berjaya mengungguli model-model lain dengan ketepatan yang tertinggi, 1.00, bagi kesemua kombinasi yang dicadangkan. Dari segi kerugian, model *VGG-19* dan *ResNet-50* mempunyai bilangan yang sama bagi nilai yang ditanda, namun jika dilihat dari segi nilai kerugian, model *ResNet-50* mencatatkan nilai terendah sebanyak 0.0000 bagi kombinasi pengoptimum *Adamax* dan kadar pembelajaran 0.01. Oleh itu, kombinasi pengoptimum *Adamax* dan kadar pembelajaran sebanyak 0.01 pada model *ResNet-50* adalah yang terbaik bagi melatih model pengecaman penyakit daun pokok getah. Laporan klasifikasi (Jadual 4) dan matriks kekeliruan (Rajah 17) di bawah telah dijana bagi melihat keupayaan model *ResNet-50* dengan kombinasi pengoptimum *Adamax* dan kadar pembelajaran sebanyak 0.01 dengan lebih teliti.

Jadual 4 Laporan klasifikasi bagi model *ResNet-50* dengan kombinasi hiperparameter terbaik

Kelas	Ketelitian	Ingat Semula	Skor-F1
Rintik Mata Burung	1.00	1.00	1.00
Luruhan Daun Sekunder <i>Collectotrichum</i>	1.00	1.00	1.00
Luruhan Daun Sekunder <i>Corynespora</i>	1.00	1.00	1.00
Luruhan Daun Sekunder <i>Oidium</i>	1.00	1.00	1.00
Macro averaging	1.00	1.00	1.00
Micro averaging	1.00	1.00	1.00



Rajah 17 Matriks kekeliruan bagi model *ResNet-50* dengan kombinasi hiperparameter terbaik

Berdasarkan Jadual 4 di atas, model *ResNet-50* menunjukkan hasil keputusan yang terbaik dengan nilai 1.00 bagi ketelitian (*precision*), ingat semula (*recall*), skor F1 (*F1-score*), purata makro (*macro averaging*), dan purata mikro (*micro averaging*) untuk setiap kelas penyakit daun pokok getah. Matriks kekeliruan dalam Rajah 17 menunjukkan semua kelas penyakit yang diramalkan sepadan dengan sempurna dengan label sebenar tanpa sebarang kesalahan dalam klasifikasi. Ini menandakan bahawa ramalan model sejajar dengan label sebenar, menghasilkan keputusan yang sempurna bagi matriks kekeliruan.

Bagi sesi pengujian kotak hitam yang dijalankan pada aplikasi Getahpedia pula, keputusan pengujian yang ditunjukkan dalam Jadual 5 di bawah. Bagi kesemua fungsi utama dalam aplikasi Getahpedia, pengguna dapat menggunakannya dengan mudah dan lancar tanpa sebarang masalah. Sistem pengesanan penyakit daun pokok getah juga berjalan dengan lancar di mana pengguna dapat melihat hasil pengesanan penyakit daun pokok getah beserta ilustrasi yang mudah untuk difahami.

Jadual 5 Keputusan pengujian kotak hitam bagi aplikasi Getahpedia

ID Fungsi	ID Pengujian	ID Prosedur Pengujian	Jangkaan Keputusan	Status (Lulus/Gagal)
-----------	--------------	-----------------------	--------------------	----------------------

U-01	P-001	PU-001	Pengguna dapat melihat senarai penyakit daun pokok getah beserta maklumat terperinci dengan jelas dan mudah difahami.	Lulus
U-02	P-002	PU-002	Pengguna dapat melihat paparan imej yang dimuat naik melalui kamera peranti atau galeri peranti.	Lulus
			Pengguna dapat melihat hasil keputusan pengecaman penyakit daun pokok getah berdasarkan imej yang dimuat naik	Lulus
U-03	P-003	PU-003	Pengguna dapat melihat dan memahami panduan penggunaan aplikasi Getahpedia dengan jelas.	Lulus

Membandingkan projek ini dengan kajian lepas, kedua-duanya menunjukkan keberkesanan model pembelajaran mendalam dalam mencapai ketepatan tinggi dalam klasifikasi penyakit tumbuhan. Kajian terdahulu meneroka pelbagai model pembelajaran mendalam seperti *VGG-16*, *VGG-19*, *InceptionV3*, *MobileNet*, *ShuffleNet* dan *GMA-Net*, antara lain, dan mengenal pasti model berprestasi terbaik bergantung pada set data tertentu dan tugas klasifikasi penyakit. Projek ini secara konsisten menghasilkan keputusan yang cemerlang, dengan *ResNet-50* mencapai ketepatan sempurna 1.00 untuk semua gabungan yang dicadangkan. Ketepatan yang tinggi ini menunjukkan prestasi model *ResNet-50* dalam mengklasifikasikan penyakit daun pokok getah. Model ini juga menunjukkan keupayaan untuk memadamkan dengan sempurna kelas penyakit yang diramalkan dengan label yang benar, tidak meninggalkan ruang untuk salah klasifikasi. Hasil keputusan projek ini mempamerkan model *ResNet-50* sebagai model terbaik untuk pengecaman penyakit daun pokok getah yang tepat.

Hasil kajian mempunyai implikasi yang signifikan untuk kedua-dua bidang patologi tumbuhan dan industri pertanian. Prestasi model *ResNet-50* dalam mengklasifikasikan penyakit daun pokok getah dengan tepat menandakan kemajuan besar dalam pengecaman dan pemantauan penyakit secara automatik. Keupayaan untuk mengesan penyakit tumbuhan dengan pantas dan tepat boleh membantu dalam intervensi awal, mencegah penyakit dan meminimumkan kerugian tanaman. Teknologi ini boleh merevolusikan amalan pengurusan penyakit, membolehkan petani menerima pakai rawatan



yang disasarkan, mengurangkan pergantungan pada racun perosak kimia, dan meningkatkan kesihatan tanaman secara keseluruhan.

Terdapat beberapa cadangan masa hadapan yang dapat dilakukan untuk menambahbaik projek ini. Pertama sekali adalah meningkatkan bilangan imej dalam set data dan elakkan kemungkinan *overfitting*. Meningkatkan data juga akan membantu, sebagai tambahan kepada pengesahan silang, untuk dapat meninggalkan set pengesahan dan menggunakannya untuk mengakses prestasi model ramalan. Selain itu, mempertingkatkan keupayaan model pembelajaran mendalam membezakan antara imej yang menggambarkan daun dan jenis imej lain atau mengandungi elemen selain daripada daun itu sendiri bagi memastikan model hanya mampu digunakan untuk daun sahaja.

### **Kesimpulan**

Sebagai kesimpulannya, setiap proses yang dilakukan sepanjang projek ini berjalan dengan sangat lancar. Hasil keputusan projek ini menunjukkan bahawa model *ResNet-50* dengan kombinasi pengoptimum *Adamax* dan kadar pembelajaran sebanyak 0.01 menjadi model yang terbaik untuk dijadikan sebagai model pengesanan penyakit daun pokok getah. Proses pembangunan dan pengujian bagi aplikasi Getahpedia juga berjalan dengan lancar dan boleh digunakan untuk kes dunia sebenar.

Kedua-dua objektif yang ditetapkan dalam projek ini telah berjaya dicapai dengan jayanya. Pertama sekali, model *ResNet-50* dengan kombinasi pengoptimum *Adamax* dan kadar pembelajaran sebanyak 0.01 menjadi model yang terbaik untuk dijadikan sebagai model pengesanan penyakit daun pokok getah. Selain itu, aplikasi Getahpedia juga telah berjaya dibangunkan dan diterapkan dengan model tersebut.

Kajian ini berpotensi untuk membawa kemajuan yang ketara kepada bidang patologi tumbuhan dan industri pertanian dengan memperkenalkan pengenalan dan pemantauan penyakit automatik. Pengesanan penyakit yang cepat dan tepat boleh membawa kepada tindakan awal dalam mencegah penyakit dan meminimumkan kerugian tanaman. Teknologi ini mempunyai keupayaan untuk

merevolusikan pengurusan penyakit, membolehkan petani melaksanakan rawatan yang diperlukan, mengurangkan pergantungan mereka kepada racun perosak kimia, dan meningkatkan kesihatan tanaman secara keseluruhan.

Secara keseluruhannya, aplikasi Getahpedia ini sangat membantu petani dan peladang getah untuk mengesan penyakit daun pokok getah dengan cepat sekaligus dapat mengambil langkah pencegahan awal untuk mengelakkan berlakunya kerugian pada tanaman getah. Melalui pendekatan ini juga, ia dapat memperluaskan tanaman getah sekaligus memperkukuhkan sumber ekonomi negara.

### **Penghargaan**

Alhamdulillah, bersyukur ke hadrat Illahi kerana dengan izin-Nya dan berkat-Nya, dapat saya menyiapkan usulan projek bagi memenuhi syarat Ijazah Sarjana Muda Sains Komputer dengan Kepujian dengan sempurna dalam tempoh masa yang ditetapkan. Selain itu, saya turut bersyukur kerana segala masalah dan cabaran yang dihadapi sepanjang persiapan usulan ini berjaya di atasi dengan penuh kesabaran.

Saya ingin merakamkan setinggi-tinggi penghargaan dan ucapan terima kasih kepada Ts. Dr. Nor Samsiah Sani selaku penyelia projek tahun akhir saya atas segala bimbingan, nasihat, dorongan, dan kritikan membina yang membantu saya melaksanakan projek ini. Terima kasih juga yang tidak terhingga kepada beliau kerana sentiasa sabar dan tabah dalam membimbing dan mengajar saya sepanjang penyediaan projek ini.

Setinggi – tinggi penghargaan dan terima kasih saya ucapkan kepada ibu bapa dan ahli keluarga yang lain atas sokongan dan dorongan yang diberikan dalam membantu saya menamatkan pengajian dan melaksanakan projek tahun akhir ini. Tidak lupa juga penghargaan rakan-rakan saya yang turut membantu dalam memberi idea dan membetulkan perkara yang kurang saya ambil perhatian sepanjang penyediaan usulan projek ini.

**RUJUKAN**

Aliya, S.S.S., Nusaibah, S.A., Mahyudin, M.M., Yun, W.M., & Yusop, M.R. 2022. *Emerging and Existing Major Leaf Diseases of Hevea Brasiliensis in Malaysia. Journal of Current Opinion in Crop Science*, 3(1), 34-47.

Cem, D. 2022. What is Data Augmentation? Techniques, Examples & Benefits. AIMultiple.  
<https://research.aimultiple.com/data-augmentation/>

Hamid, N. H. 2022. *Hasil getah kurang, pokok diserang LDP. Sinar Harian*.  
<https://www.sinarharian.com.my/article/194076/edisi/hasil-getah-kurang-pokok-diserang-ldp>

Mohd Nizam Mohamad Yatim. 2022. Atasi segera isu harga rendah getah. Utusan Malaysia.  
<https://www.utusan.com.my/rencana/forum/2022/03/atasi-segera-isu-harga-rendah-getah/>

Muhammad Nur Akmal bin Mohamad Razif (A181765)  
Ts. Dr. Nor Samsiah Sani  
Fakulti Teknologi & Sains Maklumat,  
Universiti Kebangsaan Malaysia