Jurnal Kejuruteraan 38(7) 2026: 3525-3541
https://doi.org/10.17576/jkukm-2026-38(7)-29

Diagnosis Pintar Jangkitan Ganoderma boninense dalam Kelapa Sawit melalui Integrasi Spektroskopi Raman dan Model Klasifikasi Berketepatan Tinggi

(Intelligent Diagnosis of Ganoderma boninense Infection in Oil Palm via Integration of Raman Spectroscopy and High-Accuracy Classification Models)

Zuhaira Mohd Zulkifli[a*], Fazida Hanim Hashim[a,c] & Izwan Bharudin[b]

[a]*Jabatan Kejuruteraan Elektrik, Elektronik dan Sistem, Fakulti Kejuruteraan dan Alam Bina,*

Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi, Selangor, Malaysia

[b]*Jabatan Sains Biologi & Bioteknologi, Fakulti Sains dan Teknologi,*

Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi, Selangor, Malaysia

[c]*Pusat Penyelidikan Teknologi Proses Mampan (CESPRO), Fakulti Kejuruteraan dan Alam Bina,*

Universiti Kebangsaan Malaysia, 43600 UKM Bangi, Selangor, Malaysiad

[*]*Corresponding author: zuhairamohdzulkifli@gmail.com*

Received 2 March 2026, Received in revised form 15 June 2026
Accepted 15 July 2026, Available online 30 October 2026

ABSTRAK

Ganoderma boninense dikenal pasti sebagai patogen kulat utama yang menyebabkan penyakit reput pangkal batang pada industri kelapa sawit dan lazimnya serangan ini hanya dapat dikesan pada peringkat lewat jangkitan. Kaedah konvensional serta teknik molekul moden seperti polymerase chain reaction (PCR) didapati mempunyai kekangan dari segi peruntukan masa analisis yang lama dan isu kebergantungan sepenuhnya kepada pemprosesan sampel secara in vitro. Bagi mengenal pasti sampel kulat G. boninense melalui kaedah spektroskopi Raman, laser pancaran 532 nm daripada sistem konfokal digunakan untuk menganalisis dua jenis kultur kulat (monokaryon dan dikaryon). Dengan konfigurasi laser yang sama, sebanyak 36 sampel tisu daun dijangkiti dan 6 kawalan sihat diimbas secara sistematik berdasarkan status patologi, yang dipilih daripada keseluruhan 70 sampel terinfeksi dan 10 sampel kawalan yang disediakan bagi fasa pemprosesan isyarat. Fasa pra-pemprosesan spektrum dan algoritma pembelajaran mesin dijalankan ke atas sampel daun tersebut. Hasil kajian menunjukkan bahawa model klasifikasi Bayes Mudah Gaussian dengan pengesahan silang 5-fold mempamerkan keupayaan klasifikasi yang sangat baik dalam mengelaskan perbezaan antara daun sihat dan dijangkiti G. boninense. Prestasi optimum ini dicapai menggunakan empat peramal khusus: tiga nilai Lebar Penuh pada Setengah Maksimum (FWHM) daripada sebatian fenolik (P1), klorofil (P2), dan fenilalanina (P3), serta satu ciri intensiti jalur puncak daripada P3. Bagi mengatasi kemungkinan berlakunya masalah suaian lampau akibat saiz sampel yang agak terhad, kajian masa hadapan akan melibatkan peningkatan saiz sampel secara menyeluruh. Kesimpulannya, hasil kajian ini membuktikan bahawa spektroskopi Raman menawarkan metodologi berprestasi tinggi dan tidak invasif untuk pengesanan awal serta klasifikasi status kesihatan kelapa sawit yang tepat.

Kata kunci: Ganoderma boninense; patogen kulat; sebatian fenolik; spektrometer Raman; reput pangkal batang

ABSTRACT

Ganoderma boninense is identified as the primary fungal pathogen that causes basal stem rot disease in the oil palm industry, and this infestation is typically only detectable at the late stage of infection. Conventional methods and modern molecular techniques such as polymerase chain reaction (PCR) are found to have limitations in terms of long analysis time allocation and the issue of full dependence on in vitro sample processing. To identify G. boninense fungal samples via the Raman spectroscopy method, a 532 nm emission laser from a confocal system was utilized to analyze two types of fungal cultures (monokaryon and dikaryon). Using the same laser configuration, a total of 36 infected leaf tissue samples and 6 healthy controls were systematically scanned based on their pathological status, which were selected from a total of 70 infected samples and 10 control samples prepared for the signal processing phase. The spectrum pre-

processing phase and machine learning algorithms were then executed on the leaf samples. The results of the study indicate that the Gaussian Naive Bayes classification model integrated with 5-fold cross-validation shows high classification capability in classifying the differences between healthy and G. boninense-infected leaves. This optimum performance was achieved using four specific predictors: three Full Width at Half Maximum (FWHM) values derived from phenolic compounds (P1), chlorophyll (P2), and phenylalanine (P3), as well as one peak band intensity feature from P3. To overcome the possibility of overfitting issues due to the relatively limited sample size, future studies will involve a comprehensive increase in sample size. In conclusion, the results of this study prove that Raman spectroscopy offers a high-performance and non-invasive methodology for early detection as well as accurate classification of oil palm health status.

Keywords: Ganoderma boninense; fungal pathogen; phenolic compounds; Raman spectrometer; basal stem rot

PENGENALAN

Kelapa sawit merupakan tanaman komoditi yang penting bagi Malaysia. Malaysia adalah pengeluar kedua terbesar minyak sawit di dunia selepas Indonesia. Walau bagaimanapun, kelapa sawit ditanam secara tanaman tunggal dan berisiko terdedah kepada perosak seperti serangga dan serangan kulat patogen yang menyebabkan penyakit endemik. Oleh itu, serangga perosak dan kulat masih menjadi ancaman serius kepada tanaman kelapa sawit. Namun, kepakaran dalam mengesan, mengawal dan menghapuskan serangan serangga dan penyakit ini masih belum meluas. Salah satu penyakit yang sukar dikawal adalah penyakit reput pangkal batang (BSR) yang disebabkan oleh *G. boninense* (Rakib et al. 2017). Penyakit BSR bukanlah sesuatu yang baru di Malaysia mahupun Indonesia, ia telah dikesan menyerang kelapa sawit sejak awal pengenalan penanaman kelapa sawit.

Dianggarkan bahawa jumlah kawasan yang akan terjejas oleh penyakit ini menjelang tahun 2020 boleh mencecah sehingga 443,430 hektar atau 65.6 juta pokok kelapa sawit (Kamu et al. 2016). Jelas bahawa penyakit ini boleh menyebabkan kerugian ekonomi yang signifikan kepada penanam jika tiada langkah rawatan atau kawalan yang diambil. Lembaga Minyak Sawit Malaysia (MPOB) telah menjalankan satu tinjauan untuk mendapatkan maklumat lanjut mengenai status penyakit BSR di Malaysia, dengan kerjasama agensi-agensi kelapa sawit, termasuk kumpulan ladang, agensi kerajaan dan ladang persendirian. Selain itu, jangkaan perubahan iklim yang ketara selepas tahun 2050 dijangka akan menyebabkan peningkatan penyebaran penyakit yang disebabkan oleh *G. boninense* (Patterson et al. 2019). Pengesanan penyakit BSR pada kelapa sawit, yang disebabkan oleh *G. boninense*, hanya boleh dikesan apabila penyakit telah mencapai tahap yang serius, yang boleh menyebabkan kematian pokok kelapa sawit dan membahayakan pokok-pokok lain di sekelilingnya.

Penyakit ini berkembang secara perlahan dari masa ke semasa, akhirnya menyebabkan kematian pokok kelapa sawit. Rekod menunjukkan bahawa pengesanan awal penyakit ini hampir mustahil kerana gejala yang jelas hanya muncul pada peringkat akhir jangkitan. Pada peringkat ini, lebih daripada 50% kawasan batang pokok biasanya terjejas oleh pembusukan, dan struktur pembiakan (atau buah spora) sudah dapat dikesan. Tanpa langkah intervensi awal, pokok kelapa sawit biasanya akan mati akibat penyakit ini dalam tempoh 6 hingga 12 bulan selepas gejala yang jelas muncul (Roslan & Idris 2012). Pelbagai pendekatan kajian telah dijalankan untuk mengawal penyakit BSR pada pokok kelapa sawit, namun tiada kaedah pengesanan yang berkesan untuk *G. boninense* (Kamu et al. 2016). Kegagalan ini mengakibatkan kematian pokok kelapa sawit disebabkan pengesanan jangkitan yang terlambat. Walaupun *G. boninense* telah dikenal pasti sebagai punca utama kematian pokok kelapa sawit, strategi pengesanan awal dan kawalan penyakit ini masih belum dibangunkan. Pada masa ini, pembuangan pokok yang terjejas dan penggunaan ubat kawalan penyakit merupakan cara yang paling berkesan untuk mencegah penyebaran penyakit BSR ke pokok-pokok lain.

Pada tahun 2013, sekumpulan penyelidik dari UPM telah menjalankan kajian mengenai pengesanan awal penyakit BSR pada pokok kelapa sawit dengan menggunakan reflektansi hiperspektral (Liaghat et al. 2014). Objektif utama kajian tersebut adalah untuk merangka metodologi yang membolehkan pengenalpastian dan pembezaan penyakit BSR secara cepat melalui analisis spektrum dan pemodelan statistik. Pemilihan sampel melibatkan pelbagai tahap jangkitan, yang dikenal pasti melalui gejala yang kelihatan pada kanopi dan batang, seperti daun yang belum terbuka, daun yang menguning dan mati, saiz kanopi yang berkurangan, serta kehadiran buah spora *G. boninense* pada batang atau akar utama berhampiran permukaan tanah. Keberkesanan spektroskopi VIS-NIR disahkan melalui keupayaannya untuk membezakan corak spektrum daun kelapa sawit yang dijangkiti *G. boninense* dengan daun dari pokok yang sihat pada peringkat awal jangkitan. Model klasifikasi yang digunakan dalam penyelidikan ini, berbanding dengan kajian-kajian sebelumnya, menunjukkan keupayaan untuk membezakan pokok kelapa sawit yang dijangkiti ringan (dengan gejala minima atau tiada gejala) daripada pokok yang sihat, bahkan sebelum gejala yang jelas muncul. Keupayaan ini mempunyai implikasi yang penting kerana

ia dapat berfungsi sebagai maklumat utama dalam penubuhan sistem amaran awal, sekali gus memudahkan pelaksanaan langkah berjaga-jaga.

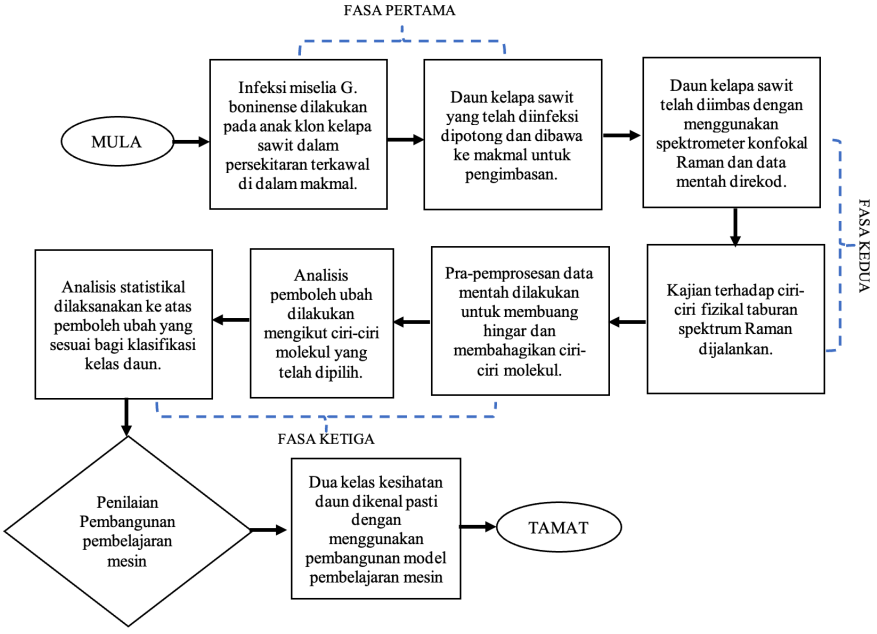
Satu lagi penyelidikan mengkaji pengesanan awal jangkitan *G. boninense* melalui penggunaan imej hiperspektral inframerah berhampiran cahaya tampak (VIS-NIR), walaupun pada sampel yang tidak menunjukkan gejala BSR (Noor Azmi et al. 2020). Perbezaan yang ketara dapat dilihat antara anak pokok yang tidak dijangkiti (U) dan yang dijangkiti (I), dengan pembezaan yang jelas antara kedua-duanya. Hasil kajian menunjukkan bahawa variasi utama ditemui dalam spektrum NIR. Jalur-jalur yang dikenalpasti kemudiannya digunakan sebagai parameter input untuk pembangunan model klasifikasi Support Vector Machine (SVM), dan penambahbaikan dilakukan berdasarkan ketepatan klasifikasi yang dicapai oleh pengklasifikasi (Noor Azmi et al. 2020).

Spektrum Raman mempunyai potensi besar dalam aplikasi pertanian, terutamanya dalam pengesanan awal BSR, namun masih banyak yang belum diterokai. Beberapa kajian telah meneroka penggunaan spektroskopi Raman dalam konteks pertanian, khususnya dalam industri minyak sawit. Sebagai contoh, satu kajian membezakan buah kelapa sawit segar kepada tiga kategori – kurang masak, masak, dan terlebih masak – berdasarkan kandungan karotena yang diperoleh daripada spektrum Raman (Raj et al. 2021). Selain itu, spektrum Raman juga membuka peluang untuk peningkatan automatik dalam proses pemadanan puncak bagi analisis kelapa sawit, yang sebelum ini dilakukan secara manual dan bergantung kepada penilaian subjektif manusia (Wahiddan et al. 2022).

Spektroskopi Raman konfokal digunakan dalam penyelidikan ini untuk menganalisis kandungan molekul tertentu, seperti sebatian fenolik, kandungan klorofil, dan lignin, bagi menentukan tahap jangkitan *G. boninense*. Kajian terdahulu menunjukkan bahawa sebatian fenolik memainkan peranan penting dalam mekanisme pertahanan kelapa sawit terhadap *G. boninense* (Goh et al. 2018) yang mencadangkan potensi sebatian tersebut sebagai penanda untuk memahami mekanisme pertahanan ini. Puncak sebatian fenolik yang dikenalpasti dalam spektrum Raman boleh diteruskan dengan proses dekonvolusi dan pemprosesan untuk menerangkan mekanisme pertahanan serta tindak balas kandungan molekul lain terhadap *G. boninense*.

METODOLOGI

Kajian ini dilaksanakan melalui tiga fasa utama seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 1. Fasa pertama, iaitu analisis biologi, sampel anak klon kelapa sawit yang dibekalkan oleh MPOB telah diberi jangkitan dengan *G. boninense* menggunakan kaedah pemberian jangkitan buatan. Proses pemberian jangkitan ini dijalankan di Makmal Biologi Molekul, Fakulti Sains dan Teknologi, Universiti Kebangsaan Malaysia (UKM). Selepas proses pemberian jangkitan selesai, sampel anak klon kelapa sawit yang dijangkiti dan sampel anak klon sihat, dengan jumlah keseluruhan sebanyak 40sampel, dikumpulkan dan disediakan untuk fasa seterusnya.

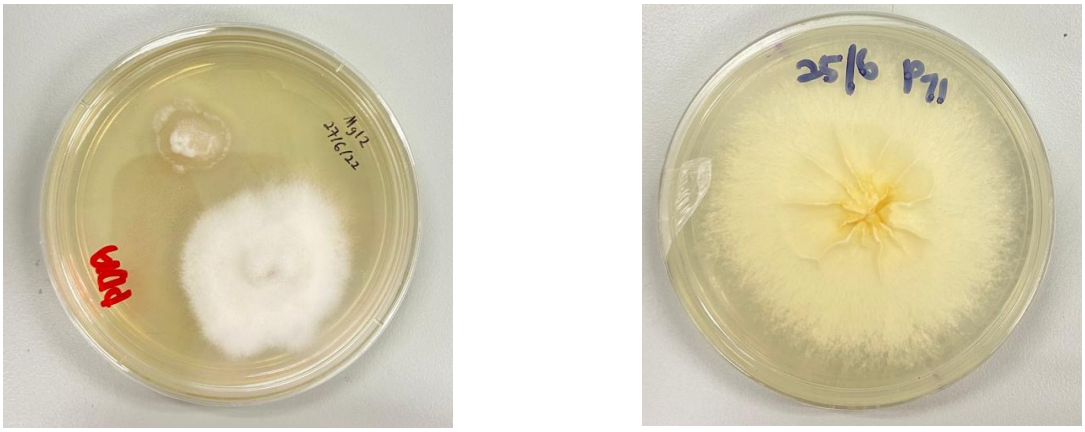


RAJAH 1. Carta Alir Kajian

Fasa kedua, iaitu analisis fizikal, sampel yang telah dikumpulkan dianalisis menggunakan spektrometer Raman di i-CRIM UKM. Pengukuran dijalankan menggunakan laser pengujaan 532 nm bagi memperoleh data hamburan Raman daripada sampel. Fasa akhir, spektrum Raman yang diperoleh melalui proses pemprosesan isyarat yang merangkumi langkah pra-pemprosesan bagi menyingkirkan hingar serta pembetulan garis dasar. Seterusnya, ciri-ciri penting diekstrak daripada spektrum Raman bagi membolehkan pengecaman biomarker tindak balas pertahanan kandungan molekul yang lain dilakukan secara tepat.

PENYEDIAAN *GANODERMA BONINENSE*

Miselium monokariotik (*monokaryon*) dan dikariotik (*dikaryon*) daripada patogen kelapa sawit *G. boninense* telah dikultur dalam persekitaran terkawal. Hanya miselium dikariotik yang dapat menjangkiti pokok kelapa sawit apabila terdedah kepada persekitaran (Chan et.al 2009). Bagi kajian ini, kedua-dua jenis miselium dikultur dalam pinggan Petri yang ditutup dan dibiarkan membesar selama 7 hari sehingga matang sepenuhnya. Seterusnya, laser pengujaan 532 nm dengan kuasa 2.0 mW diarahkan melalui pinggan petri pada tiga lokasi berbeza (tengah, pertengahan jejari, dan hujung jejari) seperti ditunjukkan dalam Rajah 2. Sebuah penapis hijau dengan grating 900 garisan/mm dan apertur slit 50 µm digunakan sebagai sebahagian daripada sistem spektroskopi mikro-Raman konfokal. Hamburan Raman daripada sampel dikumpul dalam bentuk peralihan Raman (cm^{-1}) dan intensiti (a.u.), diplot pada paksi-x dan paksi-y masing-masing.



(a) (b)

RAJAH 2. (a) Monokariotik; (b) Dikarotik

PENYEDIAAN DAUN KELAPA SAWIT

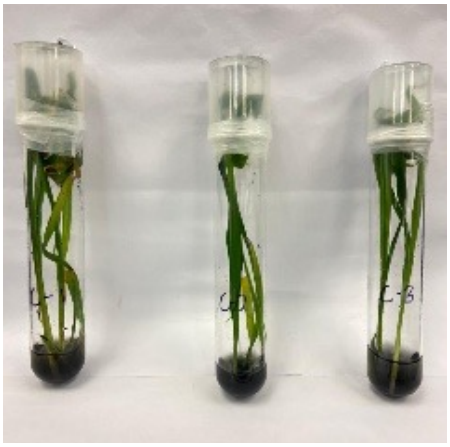
Sejumlah 35 anak klon kelapa sawit kemudiannya diberi jangkitan secara buatan dengan miselium dikariotik patogen kelapa sawit, *G. boninense*. Proses pemberian jangkitan ini dijalankan di bawah keadaan terkawal di Makmal Biologi Molekul, Fakulti Sains dan Teknologi, UKM. Pertumbuhan miselium *G. boninense* disuntik terus ke dalam akar setiap anak pokok tersebut. Lima anak pokok dibiarkan sebagai kawalan, menjadikan jumlah keseluruhan sampel anak pokok adalah 40. Bermula dari hari inokulasi (dpi) 0 selepas pemberian jangkitan sehingga 15 dpi, lima sampel daun kelapa sawit dituai pada selang masa tiga hari. Sampel daun terakhir diambil pada 30 dpi bersama-sama dengan sampel kawalan.

Selepas anak pokok kelapa sawit diambil, sampel-sampel tersebut dibungkus dan dilabelkan untuk dipindahkan ke makmal bagi tujuan penyediaan sampel seperti Rajah 3(a). Daun-daun anak pokok kelapa sawit tersebut disediakan menjadi cebisan kecil untuk imbasan Raman seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 3(b). Kaedah ini dilakukan dengan memotong daun daripada anak pokok kelapa sawit kepada cebisan kecil menggunakan gunting, yang kemudiannya dipindahkan ke atas slaid mikroskop supaya ia boleh diletakkan di bawah mikroskop Raman.

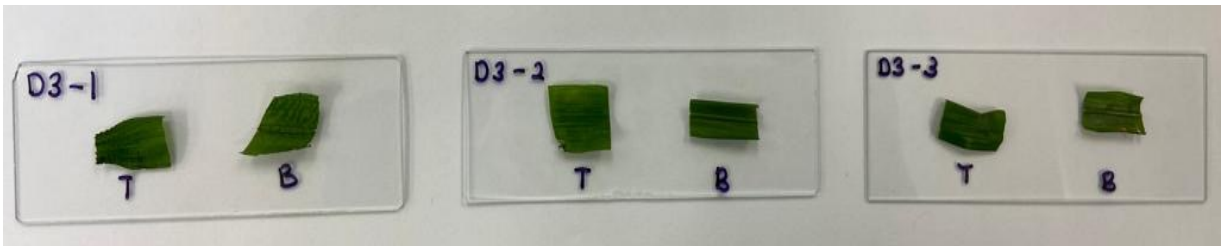
PERSEDIAAN PERALATAN RAMAN

Spektrum Raman data mentah dikumpulkan menggunakan Spektrometer Raman konfokal (RAMAN - Thermo Scientific DXR2xi) seperti di Rajah 4. Spektrometer ini dilaras untuk menggunakan laser 532nm, penapis hijau, jaringan garisan 900 *lines/mm* dan apertur celah 50µm. Ini adalah kerana panjang gelombang laser pengujaan ini

merupakan alternatif yang baik untuk memerhatikan jalur Raman yang berkaitan dengan sebatian lapisan lilin daun dan mod getaran yang lain (Trabolazabala et al 2013). Sampel didedahkan selama 0.0100 saat sebanyak 3 kali, dengan kuasa laser 5.0mW. Setiap sampel diimbas dari 2 kawasan berbeza iaitu bahagian atas dan bawah daun.

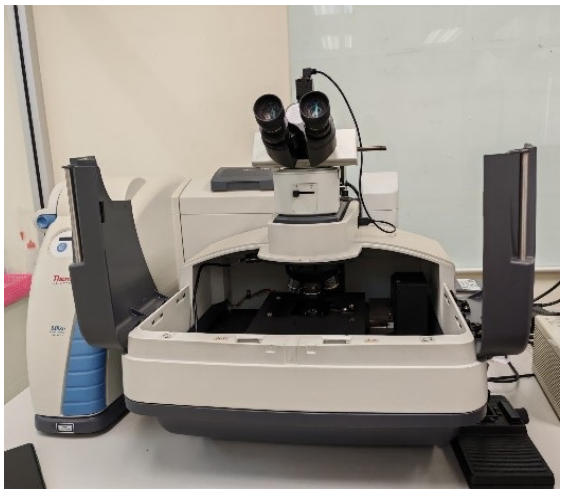


(a)



(b)

RAJAH 3(a) Anak pokok kelapa sawit yang diinfeksi dengan *G.boninense*;. (b) Sampel daun kelapa sawit yang dipotong kecil



RAJAH 4. Spektrometer Raman Konfokal

PEMPROSESAN SPEKTRUM RAMAN

Data spektrum mentah yang dikumpulkan kemudiannya dibentuk menggunakan kaedah susunan pemprosesan isyarat yang dipanggil pra-pemprosesan untuk membersihkan hingar (*noise*) (Raj et al 2021). Langkah pertama adalah penentuan pra-pemprosesan untuk pembetulan garis dasar (*baseline correction*) dengan menggunakan algoritma jalur getah (*rubber band algorithm*). Langkah ini adalah wajib untuk menghapuskan sebarang anjakan-sifar (*zero-offset*) yang wujud dalam spektrum. Langkah kedua, spektrum yang telah dibetulkan garis dasar diproses menggunakan amalan pelicinan (*smoothing practice*). Amalan ini menggunakan penapis

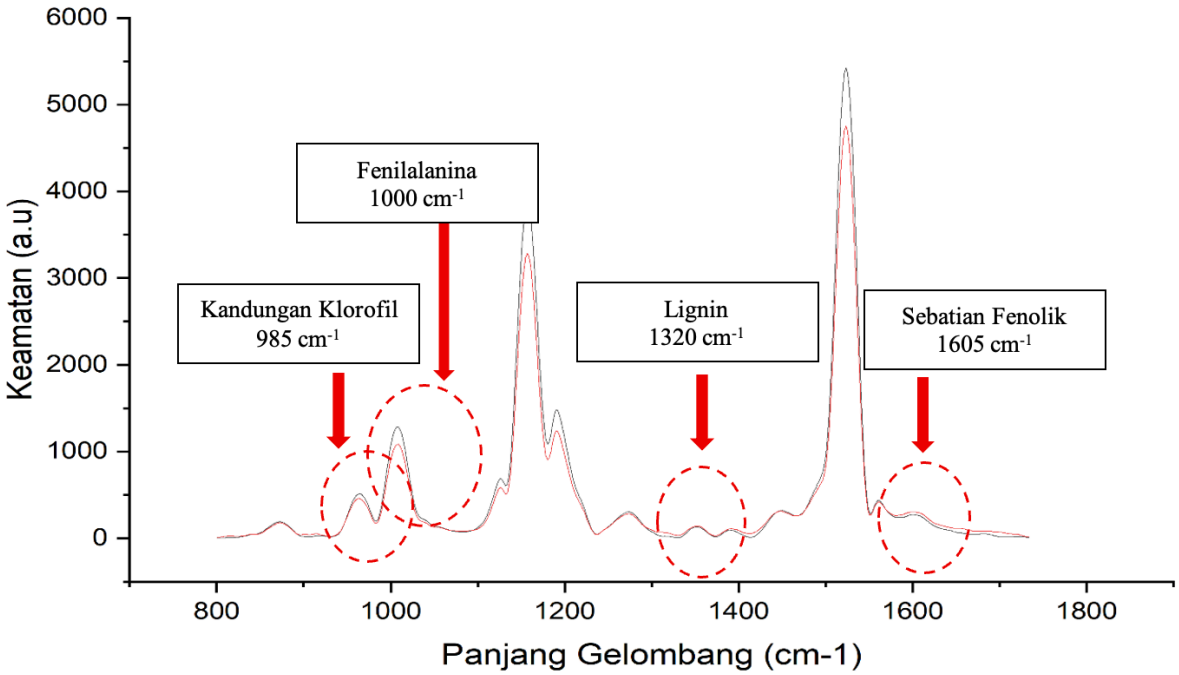
Savitzky-Golay peringkat kedua (*second order*) dengan saiz penapis 21-titik.

ANALISIS PEMBOLEH UBAH

Analisis pemboleh ubah menggunakan analisis statistik untuk menganalisis perbezaan bagi setiap pemboleh ubah terhadap jangkitan daun kelapa sawit. Analisis statistik dalam kajian ini terdiri daripada ujian kehomogenan, ANOVA sehala (*One-way ANOVA*), dan ujian *post hoc*. Ujian kehomogenan digunakan untuk mengesan perbezaan ketidakseragaman dalam kalangan hari jangkitan. Jika perbezaan sedemikian dikenal pasti, ujian lanjutan menggunakan *Brown-Forsythe* dan *Welch* dijalankan untuk mengesahkan keputusan. Seterusnya, ANOVA sehala dinilai untuk menganalisis purata pemboleh ubah yang dipilih. Akhir sekali, analisis perbandingan berbilang telah dijalankan sebagai ujian *post hoc* untuk mengenal pasti pemboleh ubah yang menyumbang secara signifikan kepada tahap perbezaan jangkitan.

ANALISIS KLASIFIKASI

Analisis klasifikasi bagi membezakan antara tumbuhan sihat dan yang dijangkiti telah dilaksanakan menggunakan teknik binari melalui pengasingan dua kumpulan utama. Bagi fasa klasifikasi ini, sejumlah 36 data sampel keseluruhan telah dianalisis. Proses latihan dan pengesahan model pembelajaran mesin dijalankan menggunakan aplikasi *Classification Learner* di dalam perisian MATLAB R2023b. Bagi memastikan penilaian model adalah telus dan mengurangkan Risiko suai lampau (*overfitting)*, kaedah *5-Fold Cross-Validation* telah digunakan. Melalui kaedah ini, data dibahagikan secara rawak dan automatik kepada 80% bagi data latihan untuk pembinaan model dan 20% bagi fasa pengesahan/ujian secara bergilir bagi setiap lipatan (*fold*). Pada peringkat awal, dasar pemilihan ciri bagi set data Raman yang lengkap ditetapkan secara lalai berasaskan kepentingan statistik penuh. Proses penerokaan ini melibatkan 19 algoritma pengelas yang pelbagai termasuk *Decision Trees*, *Support Vector Machines* (SVM), *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Ensemble Classifiers*, *Discriminant Analysis*, dan *Naive Bayes Classifiers*. Selepas menilai metrik prestasi bagi kesemua pengelas, tiga model terbaik dengan skor ketepatan tertinggi dipilih untuk fasa pengoptimuman berulang. Fasa akhir ini melibatkan kemas kini dasar pemilihan ciri secara iteratif bagi menggabungkan kombinasi ciri baharu dan menilai semula prestasi pengelas, sehingga taraf ketepatan klasifikasi yang optimum dan maksimum berjaya dicapai.



RAJAH 5. Taburan spektrum Raman daripada kultur daun kelapa sawit.

KEPUTUSAN DAN PERBINCANGAN

SPEKTRUM KULTUR DAUN KELAPA SAWIT

Rajah 5 adalah keseluruhan spektrum Raman daripada sampel tumbuhan daun kelapa sawit pada hari ke 30 selepas dijangkiti dengan G.boninense. Spektrum ini menghuraikan beberapa puncak getaran yang jelas dan seragam, namun hanya empat puncak kandungan molekul yang dipilih untuk melihat keberkesannya terhadap jangkitan G.boninense. Puncak getaran yang dipilih dengan purata pada 985, 1000, 1320, and 1605 cm^{-1} yang sepadan dengan corak ciri-ciri, kandungan klorofil, fenilalanina, lignin dan sebatian fenolik (Trabolazabala; Gupta; Sanchez). Untuk analisis kuantitatif yang fokus, empat puncak spesifik telah dipilih: P1 pada 1605 cm^{-1}, P2 pada 985 cm^{-1}, P3 pada 1000 cm^{-1} dan P4 pada 1320 cm^{-1}.

Pengesanan penanda biokimia yang dikaitkan dengan tekanan dan penyakit tumbuhan akibat jangkitan patogen telah dibuktikan secara meluas menggunakan spektrum daun kelapa sawit daripada spektroskopi Raman (Gupta 2020; Sanchez 2019). Sejajar dengan itu, beberapa jalur getaran ciri yang dikenal pasti dalam kajian ini masing-masing sepadan dengan sebatian yang memainkan peranan penting dalam kesihatan dan pertahanan tumbuhan. Ringkasan komprehensif jalur getaran ciri yang telah dikenal pasti, dipaparkan dalam empat pengelas seperti dalam Jadual 1.

Puncak Raman (cm^{-1}): Kedudukan nombor gelombang yang setara dengan getaran molekul tertentu.

JADUAL 1. Jalur getaran yang dikenal pasti dan penugasannya.

Puncak Raman (cm^{-1})	Jenis Getaran Molekul	Kategori	Rujukan
(P1) 1605	Aromatik Cincin C=C Regangan Gegaran (VC=C)	Sebatian Fenolik	Trabolazabala et al 2013
(P2) 985	Lenturan CH_3	Kandungan Klorofil	Trabolazabala et al 2013
(P3) 1000	Mod Regangan v_3 (regangan C–CH_3) fenilalanina	Fenilalanina	Sanchez et al. 2019
(P4) 1320	Lenturan CH_2	Lignin	Gupta et al. 2020

Jenis Getaran Molekul: Mod (cth., regangan, lenturan) yang dikaitkan dengan nombor gelombang yang dikesan.
Kategori: Sebatian atau kelas biokimia (cth., sebatian fenolik, kandungan klorofil) yang disandarkan kepada getaran.
Rujukan: Terbitan yang diterbitkan digunakan untuk mengesahkan konsistensi puncak dengan penanda biokimia tumbuhan yang dilaporkan sebelum ini

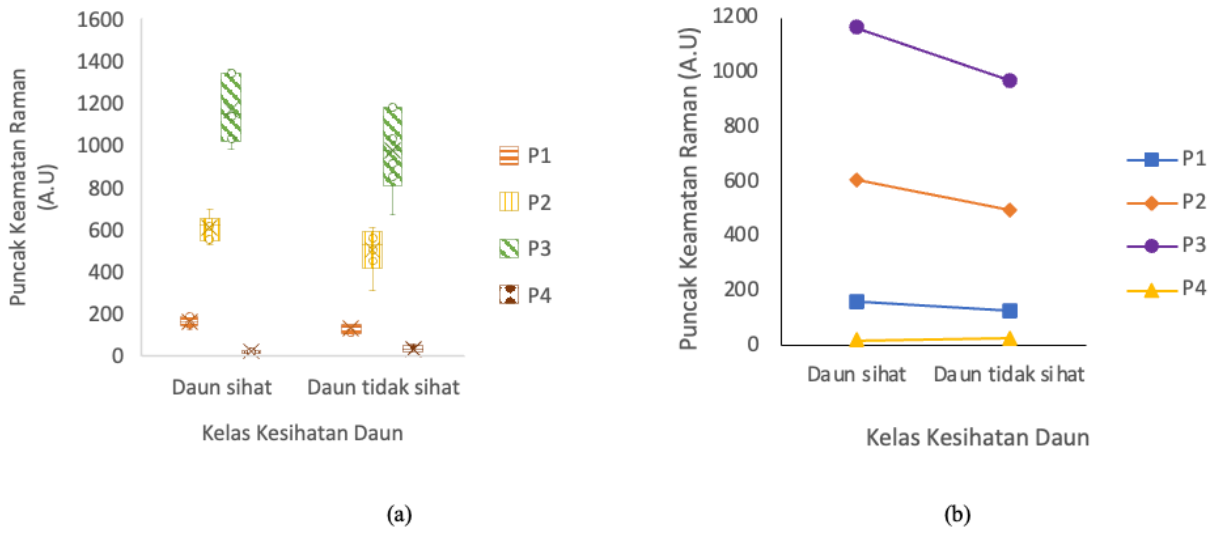
ANALISIS PEMBOLEH UBAH

Objektif utama dalam analisis pemboleh ubah untuk mengenal pasti pemboleh ubah paling ketara perbandingannya daripada taburan spektrum Raman, yang menentukan pemilihan lima ciri-ciri pemboleh ubah yang penting. Ciri-ciri ini menunjukkan potensi untuk penilaian dan klasifikasi tepat menentukan tumbuhan daun yang sihat dengan yang tidak sihat. Ciri-ciri pemboleh ubah yang dipilih: 1) Keamatan puncak sub-jalur; (2) Kedudukan puncak jalur Raman; (3) Lebar Penuh pada Separuh Maksimum, (FWHM) sub-jalur; (4) Nisbah keamatan puncak sub-jalur; dan (5) Nisbah kedudukan puncak.

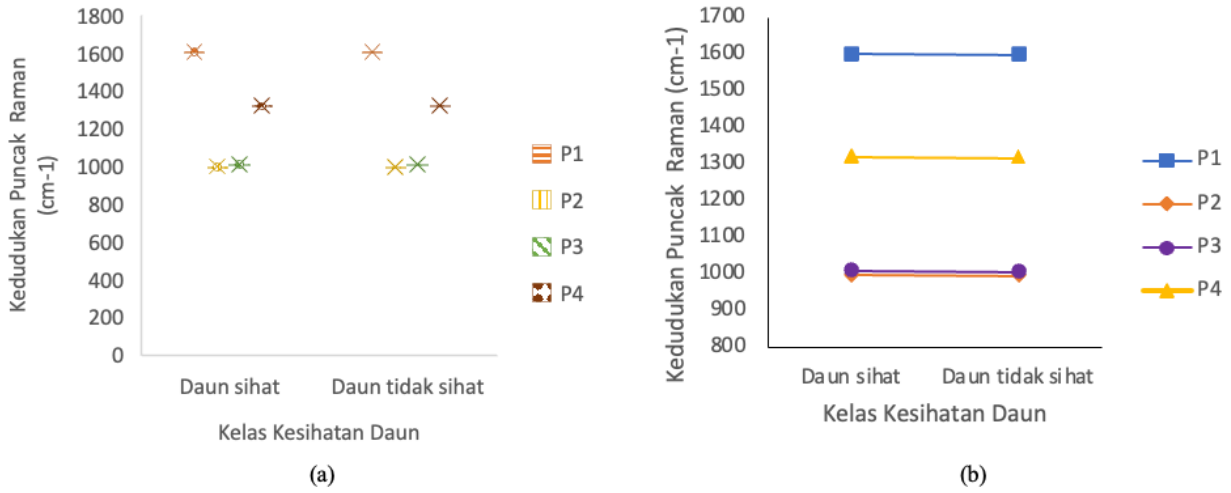
Keamatan puncak adalah ciri yang pertama digunakan untuk membezakan antara molekul dalam taburan spektrum Raman. Analisis keamatan puncak disimpulkan dalam Rajah 6(a) yang digambarkan dalam plot kotak berkumpulan. Bacaan purata keamatan puncak untuk keempat-empat jalur adalah 161.74 A.U (P1), 606.73 A.U (P2), 1166.36 A.U (P3), dan 20.13 A.U (P4), sebaran dalam keamatan puncak adalah perbezaan yang paling ketara yang boleh dilihat. Varians tinggi dalam kumpulan sihat yang ditunjukkan pada jalur P1, P2, dan P3 yang kemudiannya menurun dalam kumpulan tidak sihat. Sebaliknya, jalur P4 menunjukkan pola yang bertentangan, bermula dengan varian rendah dalam keadaan sihat tetapi menunjukkan peningkatan yang sedikit, namun ketara, dalam keadaan tidak sihat. Rajah 6(b) memaparkan plot graf purata keamatan

membandingkan jalur-jalur Raman (P1-P4) antara kelas tumbuhan sihat dan tidak sihat. Menariknya, purata keamatan bagi P1 dan P4 iaitu sebatian fenolik dan lignin tidak menunjukkan perubahan ketara berikutan jangkitan G.boninense. Sebaliknya, purata keamatan jalur Raman P2 dan P3 iaitu kandungan klorofil dan fenilalanina menurun dalam tumbuhan yang terjejas dengan jangkitan tersebut.

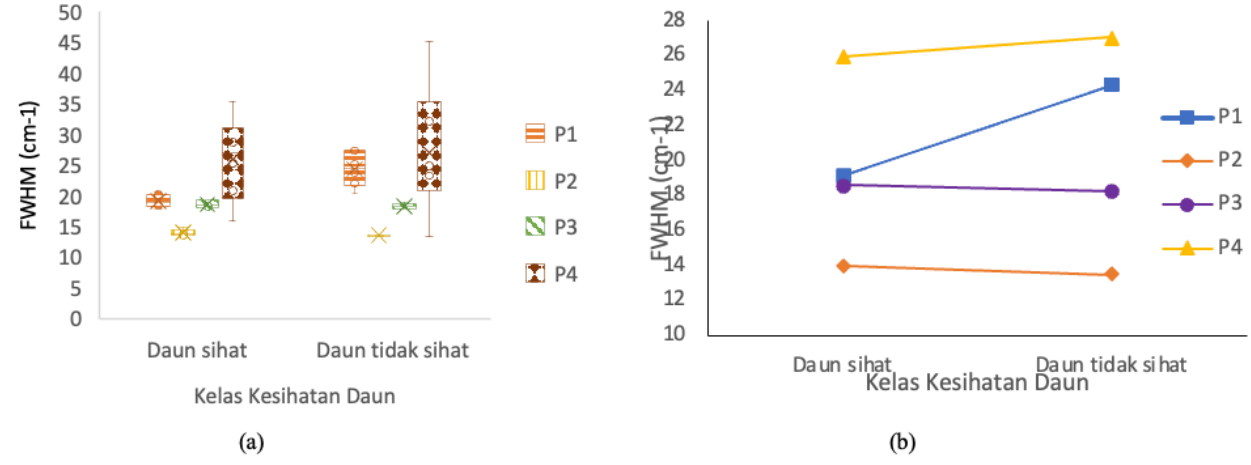
Pemboleh ubah kedua yang dianalisis ialah kedudukan puncak Raman untuk mengenal pasti molekul-molekul yang dipilih. Plot kotak dalam Rajah 7(a) menununjukkan bahawa keempat-empat jalur iaitu P1 di kedudukan 1603.75 cm^{-1}, P4 pada 1321.18 cm^{-1}, P3 sedikit di atas 1009.47 cm^{-1}, dan P2 berada di 998.09 cm^{-1} adalah sangat stabil merentasi kedua-dua kelas daun sihat dan daun tidak sihat.



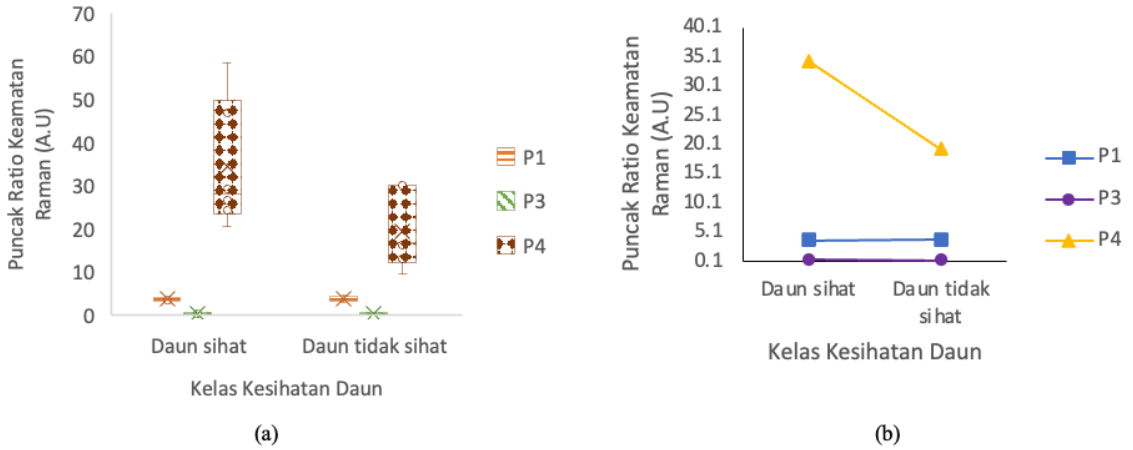
RAJAH 6. (a) Plot kotak berkumpulan Keamatan Puncak (b) Plot graf purata bagi Keamatan Puncak



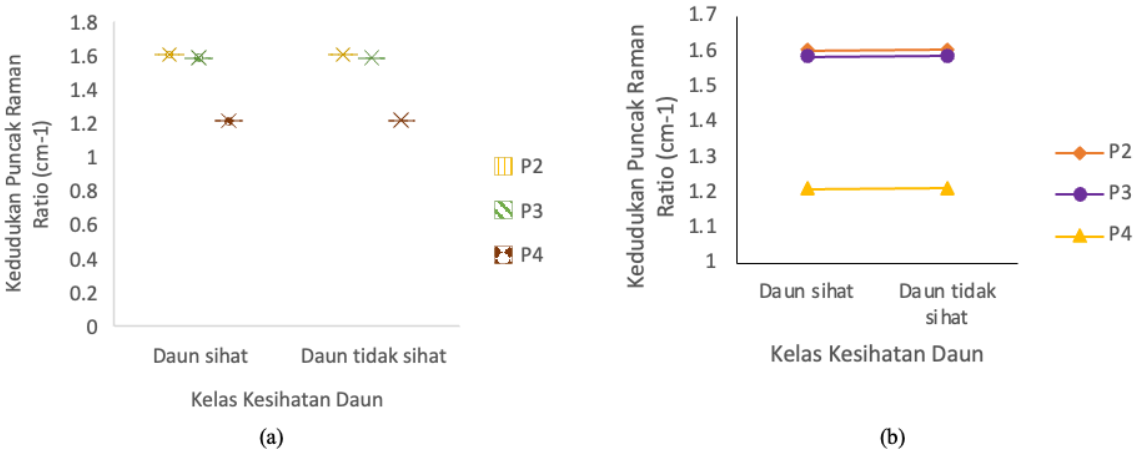
RAJAH 7. (a) Plot kotak berkumpulan Kedudukan Puncak (b) Plot graf purata bagi Kedudukan Puncak



RAJAH 8. (a) Plot kotak berkumpulan FWHM (b) Plot graf purata bagi FWHM



RAJAH 9. (a) Plot kotak berkumpulan ratio puncak keamatan (b) Plot graf purata bagi ratio puncak keamatan



RAJAH 10. (a) Plot kotak berkumpulan ratio kedudukan puncak (b) Plot graf purata bagi ratio kedudukan puncak

Di samping itu, kedudukan median mahupun varian bagi kesemua puncak tidak menunjukkan perubahan yang ketara, ini menandakan bahawa jangkitan G.boninense tidak menunjukkan anjakan dalam ikatan molekul asas. Rajah 7(b) plot graf mengesahkan bahawa kedudukan puncak Raman untuk keempat-empat jalur (P1, P2, P3, dan P4) adalah sangat malar antara kelas daun sihat dan tidak sihat, menunjukkan tiada pola yang terbentuk dalam getaran molekul asas akibat jangkitan G.boninense. Oleh itu, kedudukan puncak Raman adalah salah satu pemboleh ubah yang tidak ketara dan tidak boleh mengklasifikasikan tahap kesihatan tumbuhan daun kelapa sawit kepada daun sihat dan tidak sihat.

Pemboleh ubah yang seterusnya ialah analisis nilai lebar penuh pada separuh maksimum (FWHM) yang menunjukkan ukuran ketidakseragaman molekul. FWHM menunjukkan perbezaan yang ketara yang membolehkan untuk mengklasifikasikan tahap kesihatan daun kelapa sawit. Rajah 8(a) menunjukkan plot kotak yang menerangkan jalur P2 dan jalur P3 kekal stabil dan tidak mempunyai perbezaan. Jalur P1 pula menunjukkan peningkatan sedikit pada kedua-dua median 20 cm^{-1} ke 23 cm^{-1} dan varian dalam kelas tidak sihat menunjukkan peningkatan yang sedikit dalam keheterogenan molekul. Jalur P4 mempamerkan perbezaan tertinggi, walaupun median FWHM nya kekal pada 26 cm^{-1}, jumlah variannya meningkat dalam kelas tumbuhan tidak sihat, mencecah sehingga 45 cm^{-1}. Ini menandakan peningkatan utama dalam ketidakseragaman struktur dan keheterogenan sebatian yang berkaitan, terutamanya pada jalur P4 iaitu Lignin, FWHM dipilih sebagai salah pembolehubah yang ketara untuk mendiskriminasikan antara daun kelapa sawit sihat dan tidak sihat. Rajah 8(b) graf plot yang sepadan menunjukkan secara visual pola dalam nilai purata FWHM P1 dan P4 menunjukkan kecondongan positif, yang menggambarkan peningkatan FWHM dalam daun tidak sihat, manakala P2 dan P3 memaparkan kecondongan yang hampir mendatar atau negatif, memperkukuh kestabilan dan sifat tidak diskriminatori mereka berdasarkan purata FWHM

Analisis nisbah Raman,yang terpilih untuk pemboleh ubah keempat dan kelima untuk melihat perbezaan yang boleh menglasifikasikan kesihatan

tumbuhan. Dua jenis nisbah yang dinilai ialah nisbah puncak keamatan Raman (P2 sebagai rujukan) dan nisbah kedudukan puncak Raman (P1 sebagai rujukan). Nisbah keamatan Raman terbukti berkesan dalam perbezaan seperti yang ditunjukkan dalam Rajah 9(a) plot kotak, nisbah P4 kepada P2 (P4/P2) yang menunjukkan penurunan pada kedua-dua median dari 35A.U ke 18A.U dan varian berikutan jangkitan G.boninense. Manakala, dalam Rajah 9(b) plot graf menunjukkan pola penurunan negatif seiring dengan yang ditujukkan pada plot kotak. Sebaliknya, nisbah P1 kepada P2 (P1/P2) dan P3 kepada P2 (P3/P2) kekal dan tidak mempunyai perbezaan. Berbeza sekali, plot kotak dan plot graf bagi nisbah kedudukan pada Rajah 10(a)(b) menunjukkan tidak mempunyai perbezaan untuk mengklasifikasikan tahap Kesihatan daun. Ini adalah kerana median, varian, dan garis purata nisbah bagi semua jalur (P2/P1, P3/P1, dan P4/P1) kekal malar sepenuhnya di antara kelas daun sihat dah tidak sihat. Oleh itu, nisbah kedudukan secara langsungnya tidak menjadi salah satu ciri-ciri perbezaan yang boleh mengklasifikasikan tahap kesihatan daun kelapa sawit kepada sihat dan tidak sihat.

ANALISIS STATISTIK

Analisis statistik digunakan untuk melihat perbezaan antara kumpulan bagi pemboleh ubah puncak-puncak utama yang telah dipilih dengan mengunakan kaedah ANOVA sehala (One-way Anova). Pemboleh ubah yang diterima adalah apabila hipotesis nilai ketara lebih besar daripada 5% dalam ujian kehomogenan dan nilai ketara ujian kehomogenan kurang daripada 5% (Kim et al 2016). Secara keseluruhan, 20 pemboleh ubah yang diterbitkan daripada taburan raman yang diekstrak telah diuji dengan pendekatan ini. Jadual 2 di bawah menunjukkan keputusan statistik yang telah diterima hipotesis dan yang tidak lulus ujian hipotesisnya. Pemboleh ubah yang telah diterima hipotesis adalah keamatan puncak P1, P2 dan P3; kedudukan puncak P1 dan P3; FWHM P1, P2 dan P3; Nisbah puncak keamatan P3 kepada keamatan puncak P2; dan Nisbah puncak kedudukan P2 dan P3 kepada puncak kedudukan P1.

JADUAL 2. Pemboleh ubah yang signifikan

Pemboleh ubah yang diekstrak / Puncak	Puncak 1	Puncak 2	Puncak 3	Puncak 4
Puncak Keamatan	√	√	√	X
Puncak kedudukan	X	√	√	X
FWHM	√	√	√	X
Nisbah Puncak Keamatan	X	-	√	X
Nisbah Puncak Kedudukan	-	√	√	X

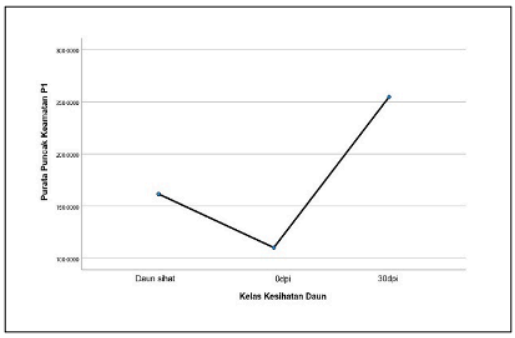
Lima pemboleh ubah yang diterima hipotesis dalam ujian ANOVA digambarkan dalam graf plot purata seperti di Rajah 11 (a) Puncak Keamatan P1; (b) Kedudukan Puncak P2; (c) FWHM P1; (d) Nisbah Puncak Keamatan P3; dan (e) Nisbah Puncak Kedudukan P3. Paksi X mewakili kumpulan tumbuhan iaitu tumbuhan sihat, 0 hari selepas inokulasi (0dpi), dan 30 hari selepas inokulasi (30dpi) dan paksi Y mewakili setiap pemboleh ubah yag diterima hipotesis. Rajah 11(a) merupakan plot purata puncak keamatan P1 dan menunjukkan nilai purata keamatan puncak bagi tumbuhan sihat adalah lebih kurang 160A.U dan berfungsi sebagai aras rujukan tumbuhan yang tidak dijangkiti. Nilai purata keamatan puncak menurun secara mendadak selepas tumbuhan dijangkitkan dengan penyakit (0dpi) dan nilai purata meningkat selepas jangkitan berterusan sehingga ke hari 30dpi sehingga melebihi nilai purata keamatan puncak tumbuhan sihat iaitu 255 A.U

Seterusnya, graf plot purata yang diilustrasikan dalam Rajah 11(b) ialah perubahan pada kedudukan puncak spektrum purata bagi molekul P2. Purata untuk tumbuhan sihat adalah lebih kurang 999.50cm^{-1}, dan sejurus selepas jangkitan 0dpi, purata menurun secara ketara ke titikpaling rendah dalam graf plot. Purata kedudukan puncak terus meningkat selepas jangkitan berterusan sehingga hari 30dpi hampir sama dengan tumbuhan sihat lebih kurang pada nilai 999cm^{-1}. Graf plot Purata bagi pemboleh ubah seterrusnya iaitu FWHM puncak P1 adalah seperti Rajah 11(c). FWHM adalah kaitan antara kehomogenan dan ketidakseragaman ikatan molekul dan jangka hayat sesuatu keadaan. Nilai Purata FWHM bagi tumbuhan sihat adalah nilai terendah dalam graf plot iaitu 19.3. Sejurus selepas jangkitan 0dpi, purata FWHM meningkat secara mendadak ke titik tertinggi graf plot iaitu 25.0. Peningkatan nilai purata FWHM ini menandakan peningkatan ketara dan serta merta dalam ketidakseragaman datau keheterogenan

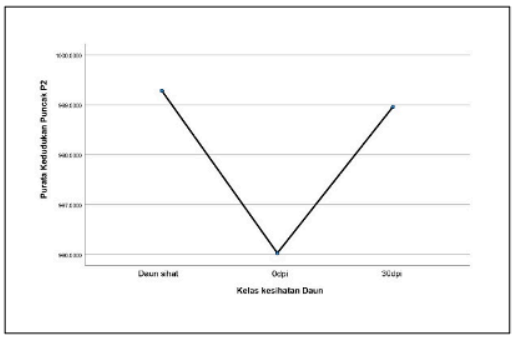
molekul yang mewakili P1. Nilai FWHM hanya menurun sedikit apabila jangkitan berterusan sehingga hari 30dpi tetapi masih kekal tinggi.

Nisbah antara dua keamatan puncak digunakan untuk mengukur perubahan antara dua bahan molekul yang berbeza dan nisbah keamatan ini adalah pemboleh ubah yang seterusnya dalam analisis statistik. Berdasarkan plot garis, Rajah 11(d) ialah Purata nisbah keamatan puncak P2 kepada puncak P3. Purata nisbah P2/P3 bagi daun yang sihat dapat diperhatikan adalah yang tertinggi iaitu 5.2. Sejurus selepas jangkitan 0dpi purata nisbah menurun secara drastik ke titik terendah plot graf. Penurunan secara drastik ini menandakan peralihan ketara dalam kadar keamatan antara dua molekul. Apabila jangkitan berterusan sehingga hari ke 30dpi kadar purata nisbah keamatan dua puncak ini kembali meningkat dan hampir sama dengan daun yang sihat iaitu 5.16. Pemboleh ubah kelima yang dipilih adalah nisbah bagi dua kedudukan puncak untuk melihat perubahan perbezaan struktur antara

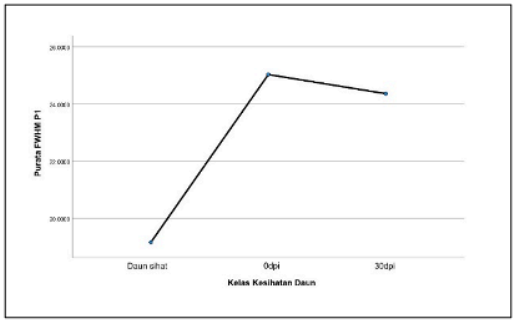
jadual dua bahan molekul iaitu kedudukan puncak P1 kepada puncak P3. Apa yang boleh digambarkan melalui graf plot garis dalam Rajah 11(e) purata nisbah kedudukan puncak P1/P3 adalah 1.5870 dan ini menandakan kedudukan spektrum relatif normal P1 dan P3. Nilai purata nisbah kedudukan puncak meningkat ke titik tertinggi dalam graf apabila jangkitan bermula 0dpi dan menunjukkan tekanan awal yang berkesan terhadap perbezaan antara molekul P1 dan P3. Apabila jangkitan berterusan sehingga hari 30dpi, nilai purata nisbah turun semula dan hampir kepada nilai purata daun yang sihat iaitu lebih kurang pada 1.5880.



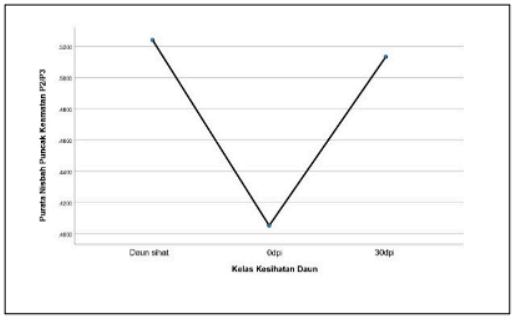
11(a)



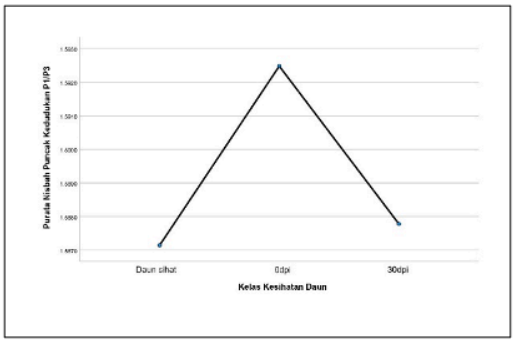
11(b)



11(c)



11(d)



11(e)

RAJAH 11. (a) Puncak Keamatan P1; (b) Kedudukan Puncak P2; (c) FWHM P1; (d) Nisbah Puncak Keamatan P3; (e) Nisbah Puncak Kedudukan P3

Kesimpulannya, analisis statistik menjelaskan bahawa pemboleh ubah yang dipilih (keamatan puncak, kedudukan puncak, FWHM, nisbah keamatan puncak dan nisbah kedudukan puncak) adalah signifikan dan dipilih untuk ke peringkat analisis seterusnya iaitu analisis pengelasan. Di samping itu, ciri-ciri molekul tumbuhan berubah dalam dua peringkat jangkitan iaitu, perubahan yang kurang kestabilan pada awal jangkitan 0dpi dan perubahan yang stabil pada hari ke 30dpi. Oleh hal yang demikian, untuk ke peringkat analisis klasifikasi antara tumbuhan yang sihat dan tumbuhan yang tidak sihat, sampel tumbuhan jangkitan pada hari 30dpi dipilih untuk membina model klasifikasi yang bagi mengesan tumbuhan yang tidak sihat dengan lebih jelas. Untuk peringkat seterusnya, pendekatan klasifikasi binari dijalankan dalam pembelajaran mesin kerana ia efektif dan memudahkan tugas. Klasifikasi binari hanya memerlukan pengasingan dua kumpulan. Kelebihan kesederhanaan adalah membolehkan penciptaan sempadan keputusan yang lebih mudah. Hasilnya, kejelasan dan prestasi model meningkat (Hughes et al. 2025).

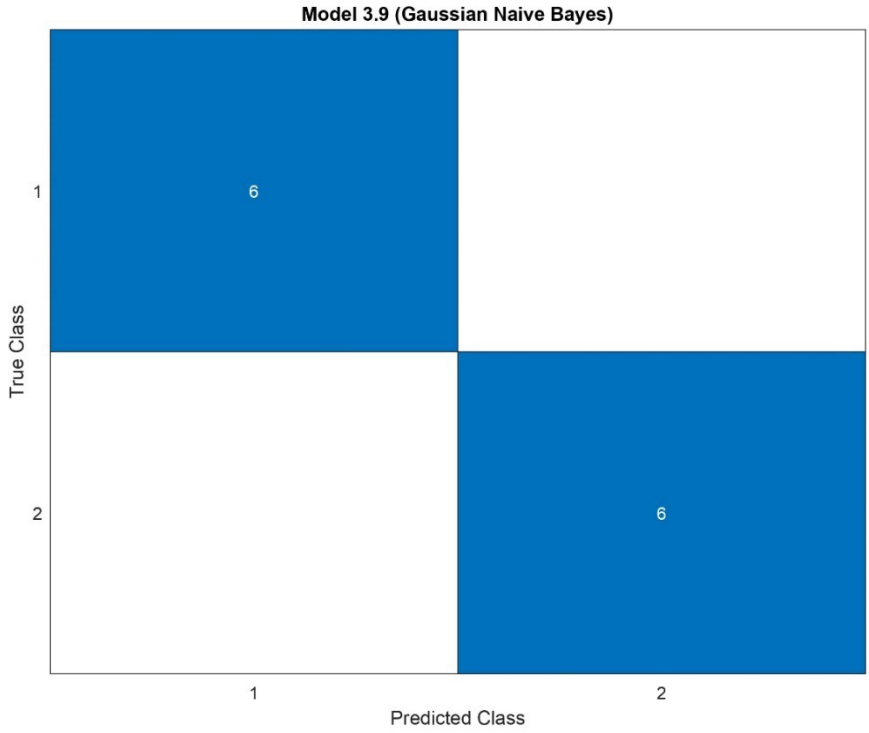
ANALISIS KLASIFIKASI

Pemboleh ubah signifikan yang diekstrak daripada daun kelapa sawit telah dipilih dan dilatih menggunakan beberapa model pembelajaran mesin seperti ANN, CNN, KNN, *Tree*, SVM dan lain-lain. Model pembelajaran mesin ini yang mengklasifikasikan Kesihatan daun dengan menggunakan aplikasi pembelajaran pengelasnya (*Classification Learner App* di dalam perisian MATLAB. Analisis statistik yang dijalankan sebelum ini membantu mengurangkan 20 pemboleh ubah kepada 11 pemboleh ubah untuk proses pembelajaran mesin. Pemboleh ubah yang dipilih ini berkepentingan statistik merentasi dua kelas (1) tumbuhan sihat dan (2) tumbuhan yang dijangkiti dalam ujian *post hoc*. Keputusan untuk ketepatan peratusan dalam analisis klasifikasi dijadualkan dalam Jadual 3.

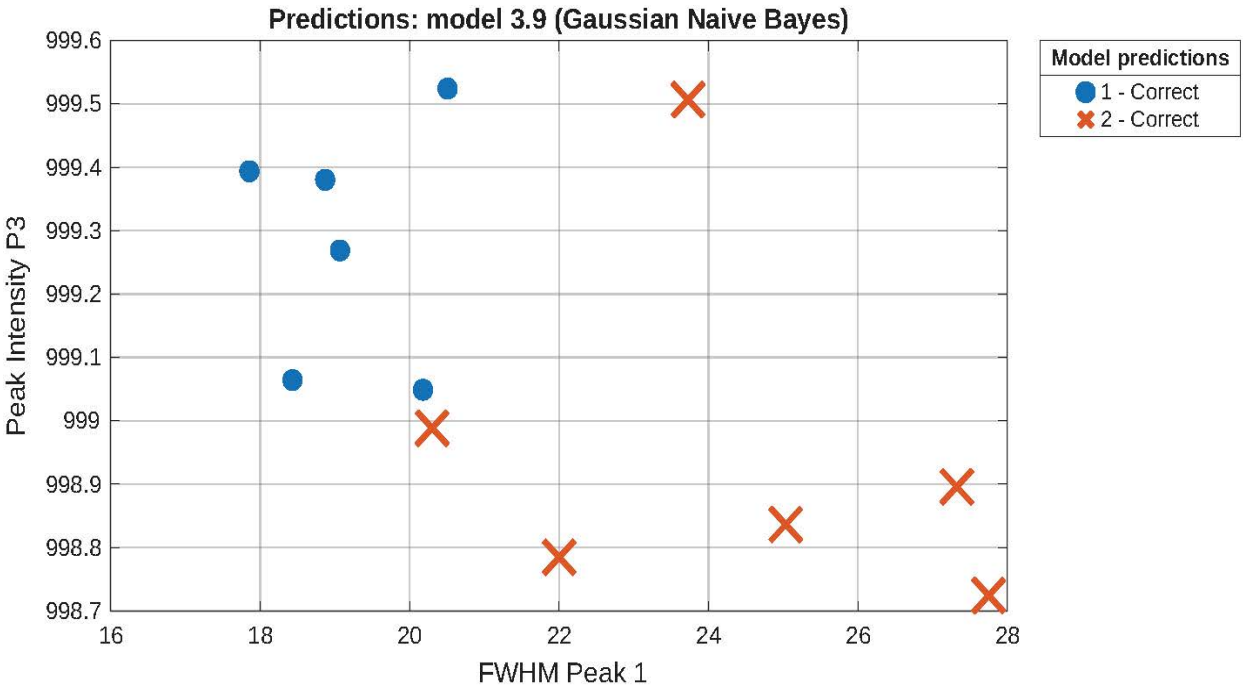
JADUAL 3. Ketepatan peratusan mengikut pengelasan model dalam pembelajaran mesin

Model Klasifikasi	Ketepatan (%)
Gaussian Naïve Bayes	100
Kernel Naive Bayes	91.67
Trilayered Neural Network	91.67
Narrow Neural Network	91.67
Quadratic Discriminant	91.67
Efficient Logistic Regression	91.67
Efficient Linear SVM	91.67
Linear SVM	91.67
Neural Network	91.67
Medium Gaussian SVM	83.33
Subspace Discriminant Ensemble	83.33
Ensemble	83.33

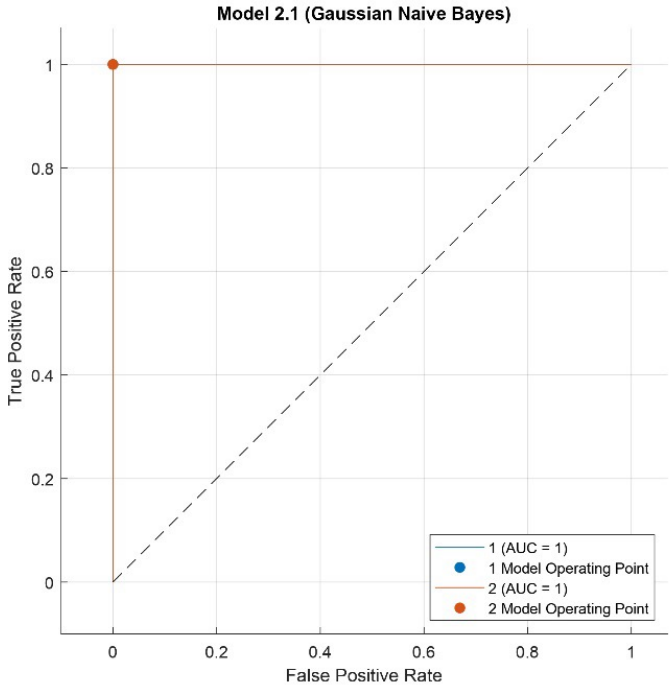
Analisis klasifikasi pertama yang diuji dan dilatih menggunakan hanya dua peramal, iaitu kedudukan puncak sub-jalur P2 (Kandungan Klorofil) dan P3 (Fenilalanina), menunjukkan ketepatan maksimum sebanyak 83.3% melalui pengelas SVM dan *Ensemble*. Analisis kedua diteruskan dengan melatih tiga peramal: FWHM puncak P1 (Sebatian Fenolik), FWHM puncak P2 (Kandungan Klorofil), dan FWHM puncak P3 (Fenilalanina). Ketepatan fasa latihan maksimum yang diperoleh meningkat kepada 91.7% melalui pengelas *discriminant*, regresi logistik efisien, SVM linear efisien, SVM, dan rangkaian neural. Penggunaan tiga pemboleh ubah ini menunjukkan peningkatan sebanyak 8.4% dalam ketepatan ramalan berbanding analisis pertama yang hanya menggunakan dua pemboleh ubah. Dalam analisis akhir, empat peramal telah digabungkan iaitu FWHM puncak P1, FWHM puncak P2, FWHM puncak P3, dan keamatan puncak P3 (Fenilalanina). Melalui kombinasi empat peramal ini, ketepatan fasa pengesahan fasa latihan tertinggi sebanyak 100% berjaya dicapai oleh model *Gaussian Naive Bayes*. Ramalan pengelas ini merupakan ketepatan yang tertinggi berbanding model lain, disusuli oleh *Kernel Naive Bayes*, serta model rangkaian neural (*Trilayered Neural Network* dan *Narrow Neural Network*) dengan ketepatan fasa latihan maksimum sebanyak 91.7%.



RAJAH 12. Matriks kekeliruan yang mewakili model klasifikasi di mana, kumpulan 1 mewakili tumbuhan sihat dan kumpulan 2 mewakili tumbuhan tidak sihat



RAJAH 13. Plot serakan bagi model pegelasan yang mencapai ketepatan 100% dalam menentukan kelas antara tumbuhan yang sihat dan tidak sihat



RAJAH 14. Analisis keluk ciri operasi penerima (ROC) untuk dua kelas pengelasan tumbuhan yang sihat dan tidak sihat

Prestasi klasifikasi bagi model terbaik diperincikan lagi melalui Matriks Kekeliruan (Rajah 12) dan Plot Serakan (Rajah 13). Berdasarkan Matriks Kekeliruan tersebut, Kelas 1 mewakili sampel sihat manakala Kelas 2 mewakili sampel tidak sihat. Keputusan menunjukkan kuasa klasifikasi yang sempurna pada subset data fasa ini di mana kesemua 6 sampel dalam Kelas Sihat (Kelas 1) dan kesemua 6 sampel dalam Kelas Tidak Sihat (Kelas 2) telah diramal dengan tepat tanpa melibatkan sebarang salah klasifikasi. Seterusnya, Plot Serakan (Rajah 13) turut memvisualisasikan pemisahan geometri yang jelas antara kedua-dua kumpulan, dengan sampel sihat berkelompok sebagai titik biru dan sampel tidak sihat sebagai titik jingga. Walau bagaimanapun, penggunaan jumlah 36 data sampel keseluruhan (dengan subset 12 data bagi analisis kumpulan ciri ini) merupakan satu limitasi saiz sampel yang kecil dalam pembelajaran mesin, yang secara teorinya boleh mendedahkan model kepada risiko suai lampau (*overfitting*) atau persamaan data (*data similarity leakage*). Walau bagaimanapun, pencapaian prestasi tinggi ini disokong oleh sifat hujah biokimia spektrum Raman yang sangat sensitif dan diskriminatif bagi tisu daun kelapa sawit, di samping penggunaan kaedah *5-Fold Cross-Validation* secara pusingan bergilir yang berfungsi mengurangkan ralat bias pembahagian data secara rawak.

JADUAL 4. Nilai ketepatan daripada kajian lepas.

Kajian Lepas	Kaedah	Ketepatan	Model Klasifikasi
Noor Azmi 2020	*NIR Hyper Spectral Image*	95%	*SVM*
Herman 2024	*Raman Spectra*	95%	*Fine KNN*
Hamdani 2021	*Image Processing*	99.67%	*ANN*
Kajian ini	*Raman Spectra*	100%	Naïve Bayes

Bagi menilai keupayaan diskriminasi model pengelas terbaik secara visual, analisis keluk ciri operasi penerima telah dilaksanakan bagi fasa data ujian. Berdasarkan keputusan plot ROC dalam Rajah 14, model *(Gaussian Naive Bayes)* telah mencatatkan nilai kawasan di bawah lengkungan (AUC) sebanyak 1.00 bagi kedua-dua fasa pengelasan, iaitu Kelas 1 (Tumbuhan Sihat) dan Kelas 2 (Tumbuhan Tidak Sihat). Nilai AUC yang mencapai tahap maksimum 1.00 bagi kedua-dua kelas ini membuktikan secara konklusif bahawa model mempunyai daya klasifikasi yang tinggi. Hasil yang positif ini membuktikan justifikasi pemilhan parameter biokimia spektrum Raman sebagai kaedah saringan awal yang boleh dipercayai.

Bagi menilai kebitaraan pendekatan yang dicadangkan, perbandingan keputusan prestasi dengan kajian lampau dirumuskan di dalam Jadual 4, mendedahkan bahawa kaedah berasaskan Pemprosesan Imej secara tradisinya adalah lazim dan mampu mencapai ketepatan yang tinggi sehingga 99.67% (Hamdani et al., 2021). Walau bagaimanapun, kelemahan utama pemprosesan imej ialah kebergantungan tingginya yang ekstrem pada konsistensi pencahayaan luaran, sekali gus mengehadkan aplikasi praktikalnya di lapangan sebenar. Berbeza dengan itu, pendekatan fasa awal kajian ini yang menggabungkan spektrum Raman dengan model *Naive Bayes* berjaya menunjukkan keteguhan unggul. Kaedah ini bukan sahaja mengatasi kelemahan faktor pencahayaan, malah mempamerkan keupayaan membezakan tahap kesihatan daun kelapa sawit dengan lebih jitu berbanding kajian spektrum Raman terdahulu yang menggunakan pengelas *Fine KNN* (Herman et al., 2024), sekali gus membuktikan potensi besar kaedah ini sebagai instrumen diagnostik awal yang efektif.

KESIMPULAN

Sebagai kesimpulan, kajian ini berjaya membuktikan bahawa penggunaan imbasan spektroskopi Raman, apabila digandingkan dengan proses pra-pemprosesan sistematik dan algoritma pembelajaran mesin, berupaya menjadi satu kaedah yang boleh dipercayai, stabil, serta bukan invasif untuk pengesanan awal jangkitan *Ganoderma boninense* (*G. boninense*) dalam tisu kelapa sawit. Perkara ini disokong dengan penanda biokimia yang jelas telah dikenal pasti, iaitu yang pertama adalah sebatian fenolik pada 1605 cm^{-1}, kedua kandungan klorofil pada 985 cm^{-1}, ketiga fenilalanina pada 1000 cm^{-1} dan keempat *Lignin* 1320 cm^{-1}. Penggabungan ciri-ciri khas yang telah dipilih untuk kajian dapat mengklasifikasikan antara tumbuhan sihat dan tidak sihat dengan tepat.

Tambahan pula, ujian klasifikasi menggunakan model *Gaussian Naive Bayes* berjaya mencapai tahap ketepatan fasa latihan maksimum seingga 100% dalam memisahkan sampel daun sihat daripada sampel yang dijangkiti. Pencapaian ini diperoleh melalui penilaian ke atas empat pemboleh ubah utama, iaitu tiga nilai Lebar Penuh pada Setengah Maksimum (FWHM) daripada puncak P1 (sebatian fenolik), P2 (kandungan klorofil), dan P3 (fenilalanina), serta satu nilai keamatan daripada puncak P3 (fenilalanina). Keberkesanan parameter FWHM dan keamatan puncak P3 ini membuktikan bahawa perubahan biokimia dalam sebatian fenolik dan klorofil merupakan penanda aras (*biomarker*) yang kritikal dalam pengesanan awal jangkitan daun. Walau bagaimanapun, prestasi tinggi ini dicapai dalam ruang lingkup saiz sampel yang terhad yang secara teorinya terdedah kepada kesan suai lampau (*overfitting*). Sungguhpun begitu, kaedah validasi silang 5-fold (*5-fold cross-validation*) yang ketat telah digunakan untuk memastikan hasil penilaian yang diperoleh kekal telus dan meminimalkan bias.

Skop kerja sedia ada ini terhad kepada penyiasatan kandungan molekul yang terjejas akibat jangkitan *G. boninense* berdasarkan taburan spektrum Raman daun kelapa sawit. Pada masa hadapan, kajian ini boleh dilanjutkan dengan meluaskan saiz sampel data bagi mengukuhkan kapasiti generalisasi model, serta menyiasat hubungan bahan molekul tersebut dengan aspek mekanisme pertahanan aktif tumbuhan dalam menyekat jangkitan. Selain itu, memandangkan proses pengumpulan sampel sedia ada berisiko terhadap perubahan interaksi molekul kerana daun yang dipotong perlu dibawa segera ke makmal, penggunaan spektrometer Raman mudah alih dicadangkan untuk fasa seterusnya. Alat mudah alih ini membolehkan imbasan dilakukan secara terus di lapangan tanpa perlu memotong daun, sekali gus mengelakkan perubahan kandungan molekul yang ketara. Dengan penambahbaikan sedia ada, pendekatan ini berpotensi besar untuk dibangunkan sebagai alat kawalan praktikal dalam menyokong pengurusan penyakit tumbuhan yang lestari bagi industri kelapa sawit negara.

PENGHARGAAN

Kajian ini dibiayai oleh Kementerian Pendidikan Tinggi (KPT) melalui Skim Geran Penyelidikan Fundamental (FRGS/1/2024/TK07/UKM/02/1). Penulis ingin merakamkan penghargaan kepada MPOB atas sumbangan sampel anak klon kelapa sawit, serta kepada para pelajar sarjana dari Fakulti Sains dan Teknologi yang terlibat dalam eksperimen ini. Penghargaan juga diberikan kepada Kursi Kelestarian UKM-YSD dan Fakulti Kejuruteraan dan Alam Bina, UKM atas sokongan yang diberikan.

PENGISYTIHARAN KEPENTINGAN BERSAING

Tiada.

RUJUKAN

Baharim, M.S.A., Adnan, N.A., Mohd, F.A., Othman, A.N., Abdul Rahim, H., Abd Azis, M.H., Abu Seman, I., Izzuddin, M.A., Shahabuddin, N.A. & Nordiana, A.A. 2021. A review of Ganoderma basal stem rot (BSR) disease detection and mapping using geospatial and advanced techniques. *Geocarto International* 37(25): 8100–8126. https://doi.org/10.1080/10106049.2021.1993350

Chan, J.J., Zakaria, L., Liew, K.W. & Abu Seman, I. 2011. Pathogenicity of monokaryotic and dikaryotic mycelia of *Ganoderma boninense* on oil palm seedlings and germinated seeds in Malaysia. *Australasian Plant Pathology* 40(3): 222–227. https://doi.org/10.1007/s13313-011-0031-4

Goh, K.M., Dickinson, M., Alderson, P., Yap, L.V. & Supramaniam, C.V. 2016. Development of an in planta infection system for the early detection of *Ganoderma* spp. in oil palm. *Journal of Plant Pathology* 98(2): 245–254. https://doi.org/10.4454/JPP.V98I2.019

Goh, K.M., Dickinson, M. & Supramaniam, C.V. 2018. Morphological and transcript changes in the biosynthesis of lignin in oil palm (*Elaeis guineensis*) during *Ganoderma boninense* infections in vitro. *Physiologia Plantarum* 162(3): 274–289. https://doi.org/10.1111/ppl.12645

Ghulam Kadir, A.P.H. 2024. *Malaysian Palm Oil Industry Performance 2023 & Prospects for 2024*. Slaid persembahan. Lembaga Minyak Sawit Malaysia (MPOB).

Gupta, S., Huang, C.H., Singh, G.P., Park, B.S., Chua, N.-H. & Ram, R.J. 2020. Portable Raman leaf-clip sensor for rapid detection of plant stress. *Scientific Reports* 10: 20206. https://doi.org/10.1038/s41598-020-76485-5

Hamdani, H., Septiarini, A., Sunyoto, A., Suyanto, S. & Utaminingrum, F. 2021. Detection of oil palm leaf disease based on color histogram and supervised classifier. *Optik* 245: 167753. https://doi.org/10.1016/j.ijleo.2021.167753

Harish, G., Suneel, E., Kumar, D.G., Jahanavi, T. & Kumar, K.V.V. 2023. Implementation of leaf disease detection using SVM. Dlm. *2023 International Conference on Innovative Computing, Intelligent Communication and Smart Electrical Systems (ICSES)*, 1–5. https://doi.org/10.1109/ICSES60034.2023.10465505

Haw, Y.H., Zhao, Z., Hum, Y.C., Chuah, J.H., Voon, W., Khairunniza-Bejo, S., Husin, N.A., Yee, P.L. & Lai, K.W. 2023. Detection of *Ganoderma boninense* diseases of palm oil trees using machine learning. Dlm. *2023 IEEE 13th Symposium on Computer Applications & Industrial Electronics (ISCAIE)*, 228–232. https://doi.org/10.1109/ISCAIE57739.2023.10165368

Herman, M.S., Hashim, F.H., Mohd Zulkifli, Z., Baseri Huddin, A. & Salim, G.M. 2024. Oil palm leaves phenotyping using biomarkers derived from Raman spectra. *Malaysian Journal of Fundamental and Applied Sciences* 20(1): 10–20. https://doi.org/10.11113/mjfas.v20n1.3139

Hughes, C.M.L., Zhang, Y., Pourhossein, A. & Jurasova, T. 2025. A comparative analysis of binary and multi-class classification machine learning algorithms to detect current frailty status using the English longitudinal study of ageing (ELSA). *Frontiers in Aging* 6: 1501168. https://doi.org/10.3389/fragi.2025.1501168

Kamu, A., Ho, C.M., Chong, K.P. & Abu Seman, I. 2018. Identifying the early visible symptoms of the Ganoderma-infected oil palms: A case study on the infected palms which collapsed within twelve months after disease census. *ASM Science Journal* 11: 156–163.

Kim, T.K. 2017. Understanding one-way ANOVA using conceptual figures. *Korean Journal of Anesthesiology* 70(1): 22–26. https://doi.org/10.4097/kjae.2017.70.1.22

Liaghat, S., Ehsani, R., Mansor, S., Shafri, H.Z.M., Meon, S., Sankaran, S. & Azam, S.H.M.N. 2014. Early detection of basal stem rot disease (*Ganoderma*) in oil palms based on hyperspectral reflectance data using pattern recognition algorithms. *International Journal of Remote Sensing* 35(10): 3427–3439. https://doi.org/10.1080/01431161.2014.903353

Noor Azmi, A.N., Bejo, S.K., Jahari, M., Muharam, F.M., Yule, I. & Husin, N.A. 2020. Early detection of *Ganoderma boninense* in oil palm seedlings using support vector machines. *Remote Sensing* 12(23): 3920. https://doi.org/10.3390/rs12233920

Paterson, R.R.M. 2019. *Ganoderma boninense* disease of oil palm to significantly reduce production after 2050 in Sumatra if projected climate change occurs. *Microorganisms* 7(1): 24. https://doi.org/10.3390/microorganisms7010024

Raj, T., Hashim, F.H., Baseri Huddin, A., Hussain, A., Ibrahim, M.F. & Abdul, P.M. 2021. Classification of oil palm fresh fruit maturity based on carotene content from Raman spectra. *Scientific Reports* 11: 18315. https://doi.org/10.1038/s41598-021-97857-5

Rakib, M.R.M., Borhan, A.H. & Jawahir, A.N. 2019. The relationship between SPAD chlorophyll and disease severity index in Ganoderma-infected oil palm seedlings. *Journal of the Bangladesh Agricultural University* 17(3): 355–358. https://doi.org/10.3329/jbau.v17i3.43211

Rakib, M.R.M., Bong, C.F.J., Khairulmazmi, A., Abu Seman, I., Jalloh, M.B. & Wahida, N.H. 2017. Ganoderma species of basal and upper stem rots in oil palm (*Elaeis guineensis*) in Sarawak, Malaysia. *Journal of Academia* 5(1): 27–35.

Roslan, A. & Idris, A.S. 2012. Economic impact of Ganoderma incidence on Malaysian oil palm plantation—A case study in Johor. *Oil Palm Industry Economic Journal* 12(1): 24–30.

Sanchez, L., Pant, S., Xing, Z., Mandadi, K. & Kurouski, D. 2019. Rapid and noninvasive diagnostics of Huanglongbing and nutrient deficits on citrus trees with a handheld Raman spectrometer. *Analytical and Bioanalytical Chemistry* 411(14): 3125–3133. https://doi.org/10.1007/s00216-019-01776-4

Saw, B. 2026. Ancaman Ganoderma & kaedah kawalan berkesan. *Agrimag*, 2 Mac.

Trebolazabala, J., Maguregui, M., Morillas, H., de Diego, A. & Madariaga, J.M. 2013. Use of portable devices and confocal Raman spectrometers at different wavelength to obtain the spectral information of the main organic components in tomato (*Solanum lycopersicum*) fruits. *Spectrochimica Acta Part A: Molecular and Biomolecular Spectroscopy* 105: 391–399. https://doi.org/10.1016/j.saa.2012.12.047

Wahhiddan, N., Hashim, F.H., Raj, T. & Baseri Huddin, A. 2022. Optimization of Raman spectra peak fitting for oil palm classification. Dlm. *2022 IEEE 18th International Colloquium on Signal Processing & Applications (CSPA)*, 320–324. https://doi.org/10.1109/CSPA55076.2022.9781970