



Analisis Komposisi Kimia Beras dengan Metode Eksploratif Spektra NIR-Vis Sebagai Dasar Pengembangan Metode Analisis Non-Destruktif

Chemical Composition Analysis of Rice using Exploratory NIR-Vis Spectral Method as a Basis for Developing Non-Destructive Analytical Methods

Dewanti Cahya Widi ^{*.1}, Dwi Yuli Prastika ¹, Elsa Dwi Ana Santosa ¹, Lintang Sukma Surtri Putri ¹, Masagus Muhammad Prima Putra ^{1,2}, Muhammad Saifur Rohman ^{1,3}

¹ Agrotropica Learning Center, Fakultas Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

² Departemen Perikanan, Fakultas Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

³ Departemen Mikrobiologi Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

* Penulis Korespondensi

Email: dewanti.cahya.w@mail.ugm.ac.id



Abstrak. Beras merupakan komoditas pangan utama dengan komposisi kimia meliputi kadar air, protein, lemak, karbohidrat, dan mineral (Ca, Fe, Mg, Zn) yang berpengaruh pada nilai gizi, rasa dan umur simpan beras. Penelitian ini bertujuan untuk menganalisis kesahihan metode spektroskopi NIR-Vis dalam analisis komposisi kimia beras sebagai dasar pengembangan metode analisis non-destruktif. Enam varietas beras (beras Cokelat, Merah, Hitam, Mentik Putih, Pandan Wangi, dan Porang) dipilih karena mewakili variasi warna, aroma, tekstur dan komposisi gizi beras. Metode penelitian ini terdiri dari uji proksimat yang dilakukan sesuai SNI 01-2891-1992 dan eksplorasi spektra NIR-Vis yang diukur pada panjang gelombang 400–1700 nm. Hasil menunjukkan bahwa kadar air tertinggi terdapat pada beras Mentik Putih (11,57±0,03%), kadar abu dan lemak tertinggi pada beras Hitam (2,55±0,01% dan 5,02±0,03%), kadar protein tertinggi pada beras Cokelat (10,68±0,67%), serta kadar karbohidrat tertinggi pada beras Porang (82,34±0,09%). Sedangkan, kadar mineral Ca tertinggi terdapat pada beras Hitam (0,72±0,04 mg/L), Fe dan Mg pada beras Merah (0,90±0,01 mg/L dan 1,04±0,01 mg/L), dan Zn pada beras Mentik Putih (1,31±0,01 mg/L). Analisis korelasi Pearson (*r*) menunjukkan kadar karbohidrat berkorelasi positif kuat ($r \rightarrow +1,0$) pada 1300–1650 nm, kadar lemak dan protein menunjukkan korelasi negatif kuat ($r \rightarrow -0,9$) pada 1000–1200 nm, sedangkan kadar air menunjukkan korelasi positif lemah ($r \rightarrow +0,3$) di 600 nm. Analisis PCA menunjukkan efisiensi tinggi dengan PC 1 (53,8%) dan PC 2 (44,2%) secara kumulatif telah menangkap 98% total perbedaan antar sampel. Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi uji proksimat dan spektroskopi NIR-Vis efektif digunakan sebagai metode non-destruktif untuk analisis komposisi kimia beras.

Kata kunci: beras, PCA, pearson, proksimat, spektroskopi NIR-Vis.

Abstract. Rice is a major food commodity whose chemical composition, including moisture, protein, fat, carbohydrate, and mineral contents (Ca, Fe, Mg, and Zn), influences its nutritional value, taste, and shelf life. This study aimed to evaluate the validity of NIR-Vis spectroscopy for analyzing the chemical composition of rice as a basis for developing a non-destructive analytical

method. Six rice varieties (Brown, Red, Black, Mentik Putih, Pandan Wangi, and Porang rice) were selected to represent variations in rice color, scent, texture, and nutritional composition. The research methods consisted of proximate analysis conducted according to SNI 01-2891-1992 and exploratory NIR-Vis spectral analysis measured at wavelengths of 400 to 1700 nm. The results showed that the highest moisture content was found in Mentik Putih rice ($11.57 \pm 0.03\%$), the highest ash and fat contents were found in Black rice ($2.55 \pm 0.01\%$ and $5.02 \pm 0.03\%$), the highest protein content was found in Brown rice ($10.68 \pm 0.67\%$), and the highest carbohydrate content was found in Porang rice ($82.34 \pm 0.09\%$). Meanwhile, the highest Ca content was found in Black rice (0.72 ± 0.04 mg/L), Fe and Mg in Red rice (0.90 ± 0.01 mg/L and 1.04 ± 0.01 mg/L), and Zn in Mentik Putih rice (1.31 ± 0.01 mg/L). Pearson correlation (r) analysis showed that carbohydrate content had a strong positive correlation ($r \rightarrow +1.0$) at 1300 to 1650 nm, while fat and protein contents showed a strong negative correlation ($r \rightarrow -0.9$) at 1000 to 1200 nm, whereas moisture content showed a weak positive correlation ($r \rightarrow +0.3$) at 600 nm. PCA analysis demonstrated high efficiency, with PC1 (53.8%) and PC2 (44.2%) cumulatively explaining 98% of the total variation among samples. This study proves that the combination of proximate analysis and NIR-Vis spectroscopy is effective as a non-destructive method for analyzing chemical composition of rice.

Keywords: rice, PCA, pearson, proximate, NIR-Vis spectroscopy.

1. Pendahuluan

Beras (*Oryza sativa* L.) merupakan bahan pangan pokok utama masyarakat Indonesia dan menjadi sumber energi utama dalam pola konsumsi harian (Fitrawaty *et al.*, 2023). Kandungan nutrisi beras seperti karbohidrat, protein, lemak, dan mineral esensial berperan penting dalam memenuhi kebutuhan gizi dan menjaga kesehatan tubuh (Munarko *et al.*, 2020). Data Badan Pusat Statistik (BPS) Yogyakarta (2025), produksi beras di wilayah ini mencapai 257.219,86 ton pada tahun 2024, dengan kontribusi terbesar berasal dari Kabupaten Sleman sebesar 66.431,36 ton. Keanekaragaman varietas beras di daerah tersebut mencerminkan keragaman genetik yang memengaruhi kualitas dan komposisi nutrisinya. Berdasarkan warna dan asal, beras dapat dikelompokkan menjadi beras putih (*non-pigmented rice*), beras berpigmen dan beras alternatif non-padi. Beras putih seperti Pandan Wangi dan Mentik Putih banyak dikonsumsi sebagai pangan harian karena kandungan karbohidratnya tinggi, namun relatif rendah protein, lemak, dan serat (Husnah *et al.*, 2024). Sebaliknya, beras berpigmen seperti beras hitam, merah, dan cokelat diketahui kaya akan senyawa bioaktif seperti antosianin, fenolik, dan flavonoid yang berfungsi sebagai antioksidan alami dan memberikan manfaat kesehatan, seperti pengendalian gula darah serta pencegahan penyakit metabolik (Wuryandani *et al.*, 2021). Selain itu, beras porang dikategorikan sebagai beras alternatif non-padi karena kandungan glukomanannya yang rendah kalori dan potensial dikembangkan sebagai pangan fungsional bagi penderita diabetes (Husnah *et al.*, 2024).

Keragaman varietas ini menyebabkan perbedaan komposisi kimia dan karakteristik optik antarjenis beras. Komposisi nutrisi, yang meliputi kadar air, abu, protein, lemak, karbohidrat, serta

mineral seperti kalsium (Ca), besi (Fe), magnesium (Mg), dan seng (Zn) menjadi indikator utama kualitas beras (Munarko *et al.*, 2020). Parameter-parameter tersebut tidak hanya menentukan nilai gizi, tetapi juga memengaruhi karakteristik sensori seperti tekstur dan cita rasa. Analisis proksimat merupakan metode standar untuk menentukan komposisi nutrisi tersebut yang dapat dilakukan menggunakan prosedur seperti *oven drying* (kadar air) (Susiyanti *et al.*, 2020), *dry ashing* (abu) (Rahman *et al.*, 2018), Kjeldahl (protein), ekstraksi Soxhlet (lemak) (Purwaningsih & Indrasari, 2019) dan Spektrofotometri Serapan Atom/*Atomic Absorption Spectroscopy* (AAS) untuk mineral (Wahyuningsih *et al.*, 2023). Namun, metode ini bersifat destruktif, memerlukan waktu lama, mahal, dan membutuhkan bahan kimia dalam jumlah besar, sehingga kurang efisien untuk analisis berskala besar dan berkelanjutan.

Sebagai alternatif, digunakan *Near Infrared-Visible* (NIR-Vis) *Spectroscopy*, yaitu metode analisis cepat dan non-destruktif yang memanfaatkan interaksi cahaya pada panjang gelombang 400–1700 nm (Rizwana & Hazarika, 2020). Pembacaan pada panjang gelombang NIR-Vis akan memberikan respons interaksi terhadap ikatan molekul seperti O–H, C–H, dan N–H yang mewakili struktur kimia dari kandungan air, lemak, protein, dan karbohidrat dalam beras (Cheng *et al.*, 2023; Hayati *et al.*, 2021). Data spektra yang dihasilkan dapat digunakan untuk memprediksi kandungan kimia dengan waktu analisis yang lebih singkat, tanpa merusak sampel, dan lebih ramah lingkungan.

Meskipun menjanjikan, data spektra mentah NIR-Vis bersifat kompleks, memiliki dimensi tinggi, dan sering mengalami tumpang tindih sinyal antar molekul. Oleh karena itu, diperlukan teknik pengolahan data multivariat yang dikenal sebagai Kemometrik untuk mengekstrak informasi, dan menghubungkan pola spektra dengan data kimia hasil uji proksimat. Dalam penelitian ini, analisis *Principal Component Analysis* (PCA) dari kemometrik digunakan sebagai pendekatan eksploratif dan metode reduksi dimensi data (Hayati *et al.*, 2021). PCA berfungsi untuk mengidentifikasi variasi alami antar varietas beras berdasarkan karakteristik optik dan kimia, serta mengungkapkan pola korelasi atau keterkaitan antara data spektra NIR-Vis (variabel X) dan data kadar proksimat (variabel Y) secara menyeluruh. Eksplorasi melalui PCA ini merupakan langkah krusial yang menentukan potensi dan kelayakan spektroskopi NIR-Vis sebagai dasar pengembangan model kalibrasi kuantitatif non-destruktif dalam menentukan komposisi kimia beras.

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa spektroskopi NIR-Vis yang dikombinasikan dengan kemometrik telah digunakan untuk berbagai aplikasi pada beras, seperti klasifikasi varietas, dan lingkungan produksi menggunakan NIR-Vis (Barnaby *et al.*, 2020), penentuan kadar nitrogen, dan variasi fisiologis berbasis NIR dengan pendekatan kemometrik (Quiroga-Mosquera

et al., 2025), serta deteksi kualitas, dan autentikasi beras menggunakan kombinasi spektra, dan analisis multivariat (Zaresani *et al.*, 2024). Penelitian tersebut menunjukkan bahwa spektroskopi NIR-Vis memiliki kemampuan dalam analisis non-destruktif, namun sebagian besar masih berfokus pada hasil klasifikasi atau prediksi tanpa mengeksplorasi secara mendalam struktur data spektra yang kompleks. Sejalan dengan perkembangan tersebut, penelitian ini menekankan pentingnya pendekatan kemometrik eksploratif, khususnya PCA untuk mengatasi kompleksitas data spektra yang berdimensi tinggi, dan saling tumpang tindih. Pendekatan ini menjadi pembeda utama dibanding penelitian sebelumnya karena memberikan pemahaman yang lebih mendalam terhadap struktur data spektra sebagai tahap awal yang krusial sebelum pengembangan model analisis non-destruktif. Dengan demikian, penelitian ini memperkuat *state of the art* melalui integrasi eksplorasi spektra berbasis kemometrik sebagai dasar pengembangan metode analisis NIR-Vis yang lebih komprehensif, dan interpretatif.

Berdasarkan latar belakang tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengintegrasikan data analisis proksimat, dan spektra NIR-Vis dari enam varietas beras menggunakan analisis kemometrik PCA. Tujuan lain yaitu untuk mengevaluasi pola pengelompokan varietas beras berdasarkan komposisi nutrisi, dan spektra, serta mengidentifikasi, dan memetakan korelasi yang signifikan antara karakteristik optik (spektra NIR-Vis) dengan komposisi kimia beras. Hasil eksplorasi ini diharapkan dapat menjadi dasar untuk pengembangan metode analisis kualitas beras yang cepat, non-destruktif, dan efisien.

2. Bahan dan Metode

2.1. Bahan

Sampel Beras: Enam varietas beras yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari Kabupaten Sleman, Daerah Istimewa Yogyakarta. Varietas tersebut terdiri dari beras berpigmen (beras Cokelat, beras Merah, beras Hitam), beras putih (beras Pandan Wangi, beras Mentik Putih), dan beras alternatif (beras Porang). Sampel beras dikeringkan dan dihaluskan menggunakan blender hingga menjadi tepung (serbuk). Serbuk tepung beras diayak dengan ukuran 60 mesh untuk mendapatkan ukuran partikel yang seragam. Sampel tepung beras disimpan dalam desikator sebelum dianalisis.

Bahan Kimia Uji Proksimat: Akuades, n-heksana (C_6H_{14} , Sigma Aldrich), asam sulfat 72% (H_2SO_4 , Sigma Aldrich), asam klorida 0,01 N (HCl , Sigma Aldrich), natrium hidroksida ($NaOH$, Sigma Aldrich), asam borat 2% (H_3BO_3 , Sigma Aldrich), natrium tiosulfat 0,1 N ($Na_2S_2O_3$, Sigma Aldrich), indikator fenolftalein (PP, Sigma Aldrich), katalis Kjeldahl (Fisher Chemical, MDL No. 147336; K_2SO_4 5 g dan $CuSO_4$ 0,1 g per tablet).

Bahan Kimia Uji Mineral dengan AAS: magnesium nitrat 5% ($\text{Mg}(\text{NO}_3)_2$, Sigma Aldrich), asam nitrat 65% (HNO_3 , Sigma Aldrich), larutan standar kalsium 1.000 mg/L (Ca, Sigma Aldrich), larutan standar magnesium 1.000 mg/L (Mg, Sigma Aldrich), larutan standar besi 1.000 mg/L (Fe, Sigma Aldrich), dan larutan standar seng 1.000 mg/L (Zn, Sigma Aldrich).

2.2. Alat

Alat yang digunakan dalam penelitian ini yaitu timbangan analitik (Mettler Toledo), blender, ayakan 60 mesh, dan desikator untuk preparasi sampel. Analisis proksimat dilakukan menggunakan *moisture balance* (Mettler Toledo), oven (Mettmert), tanur listrik (*furnace*), unit ekstraksi Soxhlet, dan unit distilasi Kjeldahl. Peralatan gelas yang digunakan yaitu erlenmeyer 250 mL, gelas ukur 100 mL, gelas beker 250 mL, buret 50 mL, corong kaca, cawan porselen serta cawan petri kaca *inert*. Analisis kadar mineral (Ca, Mg, Fe, dan Zn) dilakukan menggunakan *Atomic Absorption Spectrophotometer* (AAS, Ice 3500 Thermo Scientific), sedangkan karakteristik optik dianalisis menggunakan NIR-Vis *Spectrophotometer* (Proximate Buchi) pada rentang panjang gelombang 400–1700 nm.

2.3. Metode

Uji proksimat (kadar air, abu, protein, lemak, dan karbohidrat) dilakukan berdasarkan Standar Nasional Indonesia (SNI 01-2891-1992) dengan modifikasi, sedangkan kadar mineral dalam beras dianalisis menggunakan AAS berdasarkan metode [Mugalavai et al. \(2021\)](#) dengan modifikasi. Semua pengujian dilakukan dalam tiga kali ulangan (*triplo*).

2.3.1. Kadar Air

Kadar air diukur berdasarkan metode gravimetri menggunakan *Moisture Balance* (Mettler Toledo) sesuai dengan SNI 01-2891-1992. Sampel beras ditimbang 2 gram, dan ditempatkan pada cawan, kemudian dipanaskan pada suhu 105°C dengan mode waktu otomatis (*auto mode*) hingga diperoleh berat konstan. Persamaan (1) merupakan perhitungan kadar air (%) berdasarkan penurunan berat akibat penguapan air selama proses pemanasan ([Ndumuye et al., 2022](#)).

$$\text{Kadar air (\%)} = \frac{W_1 - W_2}{W_1} \times 100\% \quad (1)$$

Keterangan: W_1 : berat awal sampel (g), dan W_2 : berat sampel setelah pengeringan (g)

2.3.2. Kadar Abu

Kadar abu diukur berdasarkan metode gravimetri menggunakan tanur (*furnace*) sesuai dengan SNI 01-2891-1992. Sampel beras ditimbang 1 g, dan dimasukkan dalam cawan porselen yang sudah ditimbang beratnya. Sampel dimasukkan ke dalam *furnace*, dan diabukan pada suhu $600 \pm 10^\circ\text{C}$ selama 2 jam hingga diperoleh residu abu berwarna putih. Residu didinginkan hingga

suhu ruang dalam desikator sebelum ditimbang. Persamaan (2) merupakan perhitungan kadar abu (%) (Ndumuye *et al.*, 2022).

$$\text{Kadar abu (\%)} = \frac{W_2 - W_0}{W_1} \times 100\% \quad (2)$$

Keterangan: W_0 : berat cawan kosong (g), W_1 : berat awal sampel (g) dan W_2 : berat sampel setelah pengabuan (g)

2.3.3. Kadar Protein

Kadar protein ditentukan menggunakan metode semimikro Kjeldahl sesuai dengan SNI 01-2891-1992 dengan modifikasi. Prinsip pengujian ini adalah menentukan protein berdasarkan oksidasi bahan karbon, dan konversi nitrogen menjadi amonia. Amonia kemudian bereaksi dengan asam berlebih membentuk amonium sulfat. Ketika larutan menjadi basa, amonia menguap ke dalam larutan asam borat yang diserap. Jumlah nitrogen yang ada ditentukan dengan titrasi HCl. Penentuan kadar protein dengan metode semimikro Kjeldahl dilaksanakan dalam tiga tahapan utama yaitu destruksi, distilasi, dan titrasi. Tahap destruksi dimulai dengan sampel tepung beras ditimbang 0,3 gram, dan dimasukkan ke dalam labu Kjeldahl 100 ml. Kemudian, ditambahkan 1,4 gram katalis $\text{CuSO}_4\text{-K}_2\text{SO}_4$ dan 10 ml H_2SO_4 pekat. Sampel didestruksi selama 1,5 jam hingga larutan menjadi hijau jernih, dan didinginkan hingga suhu ruang.

Selanjutnya, pada tahap distilasi, campuran hasil destruksi diencerkan, dan dinetralkan menggunakan NaOH 40%. Amonia yang dibebaskan ditampung dalam erlenmeyer 250 ml yang berisi 50 ml H_3BO_3 2% dan tiga tetes indikator PP. Larutan hasil distilasi dititrasi dengan larutan standar HCl 0,01 N hingga mencapai titik akhir titrasi yang ditandai dengan perubahan warna menjadi merah muda keunguan. Larutan blanko dibuat dengan mengambil 5 mL H_2SO_4 , kemudian ditambahkan 30 mL akuades dan 3 tetes indikator PP. Persamaan (3) merupakan perhitungan kadar protein (%) yang dihitung berdasarkan volume titran (Ndumuye *et al.*, 2022):

$$\text{Kadar Protein (\%)} = \frac{(V_1 - V_2) \times N \times 0,014 \times fk \times fp}{w} \times 100\% \quad (3)$$

Keterangan:

W : berat sampel

V_1 : volume HCl 0,01 N yang digunakan untuk titrasi sampel

V_2 : volume HCl 0,01 N yang digunakan untuk titrasi blanko

N : normalitas HCl

fk : faktor konversi protein dari makanan (6,25)

fp : faktor pengenceran

2.3.4. Kadar Lemak

Kadar lemak dianalisis menggunakan metode ekstraksi Soxhlet sesuai dengan SNI 01-2891-1992. Labu ekstraksi dikeringkan, didinginkan dalam desikator, dan ditimbang berat konstan

(W_{labu}). Sampel tepung beras ditimbang 10 g, dibungkus kertas saring, dan dimasukkan ke dalam tabung Soxhlet. Pelarut n-heksana 200 ml dan batu didih dimasukkan ke dalam labu. Ekstraksi dilakukan selama 4 jam pada titik didih pelarut (68°C). Setelah ekstraksi selesai, pelarut diuapkan, dan labu dikeringkan dalam oven pada suhu 105°C hingga berat konstan ($W_{labu+lemak}$). Persamaan (4) merupakan perhitungan kadar lemak (%) (Ndumuye *et al.*, 2022):

$$\text{Kadar lemak (\%)} = \frac{(W_{labu+lemak} - W_{labu})}{W_{sampel\ awal}} \times 100\% \quad (4)$$

Keterangan:

W_{labu} : berat labu kosong konstan (g)

$W_{labu+lemak}$: berat labu setelah ekstraksi lemak (g)

$W_{sampel\ awal}$: berat awal sampel (g)

2.3.5. Kadar Karbohidrat

Kadar karbohidrat sampel tepung beras ditentukan menggunakan metode *by difference* (selisih) sesuai dengan SNI 01-2891-1992. Persamaan (5) merupakan perhitungan kadar karbohidrat dengan mengurangkan total kadar air, abu, protein, dan lemak dari 100% (Ndumuye *et al.*, 2022):

$$\text{Kadar karbohidrat (\%)} = 100 - (\text{kadar air} + \text{kadar abu} + \text{kadar protein} + \text{kadar lemak}) \quad (5)$$

2.3.6. Kadar Mineral Ca, Mg, Fe, Zn

Kadar mineral (Ca, Mg, Fe, Zn) diukur menggunakan instrumen *Atomic Absorption Spectrophotometer* (AAS, Thermo Scientific) berdasarkan metode Mugalavai *et al.* (2021) dengan modifikasi. Sebanyak 2 g sampel tepung didestruksi basah menggunakan larutan HNO₃ 65% selama 30 menit hingga berubah warna menjadi kuning kecokelatan. Hasil destruksi diencerkan dengan akuades hingga 40 ml, dan disaring. Pengukuran kadar mineral dilakukan berdasarkan kurva kalibrasi standar yang diperoleh dari larutan standar dengan variasi konsentrasi (0, 1, 2, 4, 6, 8, 10 mg/L). Pengukuran dilakukan pada panjang gelombang spesifik untuk masing-masing unsur (Ca 422,7 nm, Mg 285,2 nm, Fe 248,3 nm, Zn 213,9 nm).

2.3.7. Scanning NIR-Vis Spectroscopy

Pengukuran spektra dilakukan menggunakan *Near Infrared-Visible* (NIR-Vis) *Spectrophotometer* (Proximate, Buchi) dengan sumber cahaya *tungsten-halogen* pada rentang panjang gelombang 400–1700 nm dan resolusi 2 nm. Sebanyak 20 g sampel tepung beras dimasukkan ke dalam cawan petri kaca inert (Duran). Pengukuran dilakukan dalam mode pantulan (*reflectance mode*) pada suhu kamar. Hasil pembacaan berupa data spektra absorbansi ($A = \log(1/R)$) pada setiap panjang gelombang.

2.3.8. Pengolahan Data Spektra dan Analisis Kemometrik PCA

Integrasi data dan pra-pemrosesan spektra: Data spektra NIR-Vis (variabel X), dan data kadar proksimat serta mineral (variabel Y) diintegrasikan untuk analisis kemometrik. Tahap awal pra-pemrosesan spektra meliputi koreksi garis dasar (*baseline correction*), dan penghalusan (*smoothing*) untuk meminimalkan *noise*, dan efek partikel. Uji korelasi Pearson digunakan untuk menganalisis hubungan linear antara intensitas absorbansi pada panjang gelombang spesifik dari spektra NIR-Vis dengan setiap parameter kadar hasil uji proksimat (air, abu, protein, lemak, karbohidrat), dan mineral (Ca, Mg, Fe, Zn).

Principal Component Analysis (PCA) merupakan analisis eksploratif kemometrik menggunakan perangkat lunak MetaboAnalyst 6.0. PCA berfungsi untuk mereduksi dimensi data spektral yang kompleks, dan memvisualisasikan hubungan korelasi multivariat antara pola spektra NIR-Vis (variabel X) dan komposisi kimia (variabel Y). Analisis PCA memungkinkan identifikasi pola variasi alami, dan pengelompokan (*clustering*) antarvarietas beras berdasarkan kombinasi data optik dan kimia. Hasil PCA divisualisasikan dalam bentuk *score plot* untuk menunjukkan pengelompokan varietas, dan *loading plot* untuk menggambarkan kontribusi masing-masing variabel (panjang gelombang spektra, dan kadar kimia) terhadap perbedaan komposisi antarvarietas. Visualisasi eksploratif ini merupakan dasar krusial untuk menilai potensi spektra NIR-Vis sebagai metode analisis kualitas beras yang cepat dan non-destruktif.

3. Hasil dan Pembahasan

3.1. Analisis Proksimat Komposisi Kimia Beras

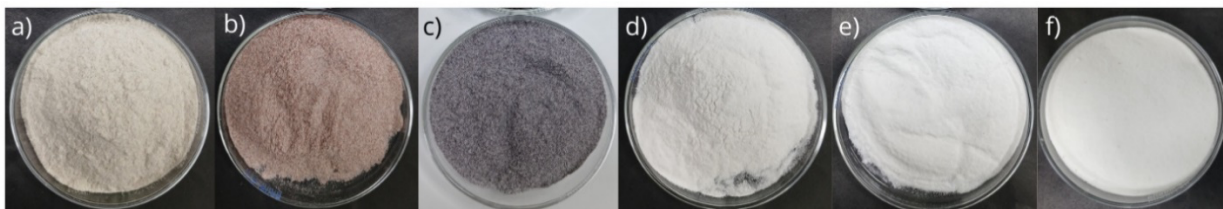
Enam varietas beras yang digunakan dalam penelitian ini yaitu beras Cokelat, Merah, Hitam, Mentik Putih, Pandan Wangi dan Porang ([Gambar 1](#)) mewakili variasi warna, bentuk, dan tekstur butir beras. Varietas beras berwarna gelap (beras Cokelat, Merah dan Hitam) memiliki permukaan kasar, dan warna pekat karena masih terdapat lapisan aleuron dan bekatul ([Hanas et al., 2017](#)). Lapisan ini kaya akan serat, mineral, dan senyawa bioaktif (seperti antosianin pada beras hitam dan merah), yang secara langsung memengaruhi perbedaan komposisi kimianya. Hal ini sejalan dengan penelitian [Colombo et al. \(2023\)](#) yang melaporkan bahwa beras berpigmen memiliki warna lebih intens serta tekstur permukaan yang lebih kompleks akibat kandungan antosianin dan senyawa fenolik. Sebaliknya, varietas putih (Mentik Putih, dan Pandan Wangi) memiliki permukaan lebih halus, dan cerah karena lapisan luar telah terkelupas melalui proses penggilingan ([Sari et al., 2020](#)). Pengelupasan ini mengakibatkan penurunan kadar serat, mineral, dan protein, sehingga dominan karbohidrat (pati). Temuan ini konsisten dengan penelitian [Tahsin et al. \(2025\)](#) yang melaporkan beras putih lebih banyak mengandung karbohidrat karena lapisan luar yang kaya nutrisi telah dihilangkan, sehingga hanya menyisakan endosperm yang mengandung pati

(karbohidrat).

Sementara itu, beras Porang (*Amorphophallus muelleri*) tampak putih kekuningan dengan tekstur agak kusam. Berbeda dengan beras padi, beras porang berasal dari umbi dan kaya akan glukomanan, sehingga memiliki perbedaan komposisi kimia yang signifikan dibanding dengan beras pati (Husnah *et al.*, 2024). Hal ini didukung oleh Mohan *et al.* (2019) yang melaporkan bahwa beras porang berbasis glukomanan memiliki karakteristik struktural dan sifat fisik yang berbeda secara signifikan dibandingkan beras berbasis pati, sehingga perbedaan tersebut turut memengaruhi kandungan nutrisinya. Tampilan fisik merupakan indikator awal yang memengaruhi perbedaan komposisi kimia setiap varietas beras. Untuk memperoleh hasil analisis yang akurat, dan memastikan hasil spektra NIR-Vis representatif (meminimalisir *scattering effect*), sampel beras dihaluskan, dan diayak 60 mesh agar homogen hingga diperoleh tekstur serbuk seperti pada Gambar 2. Ukuran 60 mesh dipilih karena menghasilkan partikel yang cukup halus, dan homogen sehingga dapat meningkatkan luas permukaan, dan keseragaman interaksi antara sampel dengan radiasi NIR-Vis. Homogenitas ini penting karena analisis spektra NIR-Vis sangat sensitif terhadap ukuran partikel sampel. Lu *et al.* (2020) menyatakan bahwa keseragaman ukuran partikel berperan penting dalam mengurangi hamburan spektral, dan meningkatkan akurasi analisis. Sedangkan, Ramalho *et al.* (2019) melaporkan bahwa ukuran partikel menengah (40, 60, 100 mesh), memberikan keseimbangan yang baik antara homogenitas sampel, dan kestabilan spektrum, serta mengurangi kecenderungan terjadinya aglomerasi pada partikel yang terlalu halus, sehingga ukuran ini banyak digunakan dalam analisis pangan berbasis NIR-Vis spektroskopi.



Gambar 1. Sampel a) Beras Cokelat, b) Beras Merah, c) Beras Hitam, d) Beras Mentik Putih, e) Beras Pandan Wangi, f) Beras Porang.



Gambar 2. Sampel tepung a) Beras Cokelat, b) Beras Merah, c) Beras Hitam, d) Beras Mentik Putih, e) Beras Pandan Wangi, f) Beras Porang.

Uji proksimat, dan analisis mineral dilakukan untuk mengukur komposisi kimia dari enam varietas beras. Hasil uji kadar air, abu, protein, lemak, karbohidrat, dan mineral dirangkum pada

Tabel 1. Tabel 1 menunjukkan adanya perbedaan signifikan dalam komposisi kimia antarvarietas, terutama antara beras padi yang digiling (beras Mentik Putih, beras Pandan Wangi), beras berpigmen (beras Cokelat, beras Merah, beras Hitam), dan beras alternatif non-padi (beras Porang).

Tabel 1. Kadar Nutrisi dan Mineral 6 Varietas Beras.

No	Varietas Beras	Nutrisi					Mineral			
		Air (%)	Abu (%)	Protein (%)	Lemak (%)	Karbohidrat (%)	Ca (mg/L)	Fe (mg/L)	Mg (mg/L)	Zn (mg/L)
1	Beras Cokelat	9,51±0,07 ^c	2,39±0,02 ^a	10,68±0,67 ^a	4,96±0,05 ^a	72,45±0,57 ^b	0,47±0,03 ^c	0,81±0,1 ^b	0,56±0,01 ^b	0,72±0,2 ^c
2	Beras Merah	11,07±0,12 ^a	2,09±0,02 ^a	9,28±0,02 ^b	4,4±0,01 ^a	73,17±0,15 ^b	0,56±0,01 ^b	0,9±0,01 ^a	1,04±0,01 ^a	0,92±0,09 ^b
3	Beras Hitam	11,56±0,07 ^a	2,55±0,01 ^a	10,13±0,01 ^a	5,02±0,03 ^a	70,74±0,11 ^c	0,72±0,04 ^a	0,88±0,04 ^a	1,04±0,03 ^a	0,96±0,03 ^c
4	Beras Mentik Putih	11,57±0,03 ^a	1,08±0,01 ^b	9,72±0,15 ^b	1,18±0,04 ^b	76,45±0,39 ^b	0,53±0,01 ^b	0,76±0,1 ^b	1,01±0,01 ^a	1,31±0,01 ^a
5	Beras Pandan Wangi	11,17±0,28 ^a	0,74±0,07 ^c	9,87±0,11 ^b	1,46±0,27 ^b	76,76±0,18 ^b	0,3±0,04 ^c	0,42±0,01 ^c	0,48±0,01 ^c	1,26±0,02 ^a
6	Beras Porang	10,51±0,04 ^b	0,51±0,01 ^c	6,31±0,01 ^c	0,33±0,07 ^c	82,34±0,09 ^a	0,65±0,01 ^a	0,47±0,02 ^c	0,39±0,01 ^c	0,76±0,03 ^c
	Minimum	9,51±0,07	0,51±0,01	6,31±0,01	0,33±0,07	70,74±0,11	0,3±0,04	0,39±0,01	0,42±0,01	0,72±0,2
	Maksimum	11,57±0,03	2,55±0,01	10,68±0,67	5,02±0,03	82,34±0,09	0,72±0,04	0,9±0,01	1,04±0,01	1,31±0,01
	Rata-rata	10,90±0,78	1,56±0,89	2,89±2,13	9,33±1,55	75,32±4,16	0,54±0,15	0,75±0,31	0,71±0,21	0,99±0,25

*Data disajikan sebagai rata-rata ± standar deviasi (n = 3). Huruf superskrip yang berbeda pada kolom yang sama menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan (p < 0,05) berdasarkan uji *one-way* ANOVA yang dilanjutkan dengan uji Tukey.

Berdasarkan hasil uji proksimat yang ditampilkan pada Tabel 1, ditemukan adanya perbedaan komposisi kimia antarvarietas beras. Kadar karbohidrat tertinggi ditemukan pada beras Porang (82,34±0,09%), diikuti oleh beras Pandan Wangi (76,76±0,18%). Tingginya karbohidrat pada beras Porang karena sebagian besar kandungannya berupa glukomanan dan menjadi pembeda utama dengan beras padi (pati). Kadar protein tertinggi terdapat pada beras Cokelat (10,68±0,67%). Kadar lemak tertinggi, dan abu tertinggi ditemukan pada beras Hitam (5,02±0,03% dan 2,55±0,01%). Kadar air tertinggi terdapat pada beras Mentik Putih (11,57±0,03%). Sedangkan, analisis mineral menunjukkan hasil bervariasi. Kadar Ca dan Mg tertinggi ditemukan pada beras Hitam (0,72±0,04 mg/L dan 1,04±0,03 mg/L). Kadar Fe tertinggi pada beras Merah (0,90±0,01 mg/L), sedangkan kadar Zn tertinggi ditemukan pada beras Mentik Putih (1,31±0,01 mg/L). Hasil uji tersebut menunjukkan bahwa varietas beras berwarna gelap (Hitam, Merah, Dan Cokelat) memiliki kadar protein, lemak, abu, dan mineral (Ca, Fe, Mg) yang

lebih tinggi. Sebaliknya, varietas berwarna putih (Mentik Putih, Pandan Wangi dan Porang) didominasi oleh kadar karbohidrat yang tinggi.

Hasil penelitian ini sejalan dengan laporan [Javed *et al.* \(2025\)](#) yang menyatakan bahwa beras Hitam mengandung protein sebesar 8,9%, lemak 3,3%, dan karbohidrat 75,6%. Dalam penelitian ini, kadar protein pada beras Cokelat (10,68%) dan kadar lemak pada beras Hitam (5,02%) menunjukkan nilai yang lebih tinggi, sementara kadar karbohidrat pada beras Putih dan Porang tetap dominan (>76%). Hasil ini menegaskan pola yang sama, yaitu beras berpigmen memiliki kandungan protein, dan lemak lebih tinggi, sedangkan beras Putih didominasi oleh karbohidrat. Hasil serupa juga dilaporkan oleh [Bani *et al.* \(2024\)](#), yang menunjukkan bahwa beras Cokelat mengandung protein 8,7% dan karbohidrat 68,3%, lebih tinggi protein dan lebih rendah karbohidrat dibandingkan beras putih (6,8% protein; 76,5% karbohidrat).

Pada analisis kandungan mineral, [Javed *et al.* \(2025\)](#) melaporkan kadar Fe 2,4 mg/100 g, serta kandungan Ca, Mg, dan Zn yang lebih tinggi pada beras berpigmen dibandingkan beras putih. Dalam penelitian ini, data mineral disajikan dalam satuan mg/L, sehingga tidak dapat dibandingkan secara langsung dengan literatur. Meskipun demikian, pola yang diperoleh menunjukkan kecenderungan yang sama, yaitu kadar Fe tertinggi pada beras Merah (0,90 mg/L), serta Ca (0,72 mg/L) dan Mg (1,04 mg/L) tertinggi pada beras Hitam. Sebaliknya, kadar Zn tertinggi ditemukan pada beras Mentik Putih (1,31 mg/L), yang menunjukkan bahwa Zn tidak mengikuti pola peningkatan beras berpigmen. Secara keseluruhan, seluruh parameter menunjukkan pola yang sejalan dengan penelitian sebelumnya.

Hasil penelitian ini sesuai dengan karakteristik fisiologis dimana beras berwarna gelap masih mempertahankan lapisan aleuron dan pericarp pada bagian luar butir beras, di bawah sekam dan di atas endosperma. Lapisan perikarp berfungsi sebagai lapisan pelindung yang mengandung pigmen warna, sedangkan lapisan aleuron merupakan lapisan sel kaya protein, lemak dan mineral ([Hasnelly *et al.*, 2020](#)). Hasil penelitian ini juga menunjukkan terdapat hubungan antara intensitas pigmen warna (karakteristik optik) dengan akumulasi mineral dan makro nutrient pada butir beras. Dengan demikian, warna beras dapat menjadi indikator alami untuk menunjukkan komposisi kimia.

Ditinjau dari mutu beras, kadar air seluruh varietas beras berada dalam batas toleransi Standar Nasional Indonesia (SNI) 6128:2020, yang menetapkan batas maksimum kadar air sebesar 14% ([Fahroji *et al.*, 2025](#)). Namun, variasi signifikan ditemukan pada kadar lemak, protein, dan mineral, dimana kadar tersebut menjadi penentu fungsi, dan relevansi konsumsi beras. Dalam penelitian ini, kadar protein (10,1-10,7%), dan lemak (4,4-5,0%) yang tinggi terdapat pada beras berpigmen (Cokelat, Merah, Hitam). Kadar ini menunjukkan kualitas gizi yang unggul, dan sesuai

dengan peruntukan konsumsi beras untuk keperluan fungsional dan kesehatan. Beras Merah dan beras Cokelat banyak dipilih untuk program diet, pengaturan kadar gula darah karena kandungan serat, dan mineralnya yang tinggi (Handayani *et al.*, 2022). Beras Hitam sering digunakan sebagai sumber antioksidan alami untuk menunjang kesehatan metabolik dan imunitas tubuh (Das *et al.*, 2025). Beras Putih (Pandan Wangi, Mentik Putih) menunjukkan kadar karbohidrat yang lebih tinggi, sesuai dengan peruntukan konsumsi harian sebagai sumber energi utama dengan rasa dan tekstur yang pulen (Fitrawaty *et al.*, 2023). Sementara itu, beras Porang dikembangkan sebagai alternatif rendah kalori untuk diet penurunan berat badan, karena bahan dasarnya mengandung glukomanan, serat larut air yang memberikan efek kenyang lebih lama dan membantu mengontrol asupan energi karena mengandung kadar karbohidrat tertinggi di antara varietas beras lainnya (Husnah *et al.*, 2024).

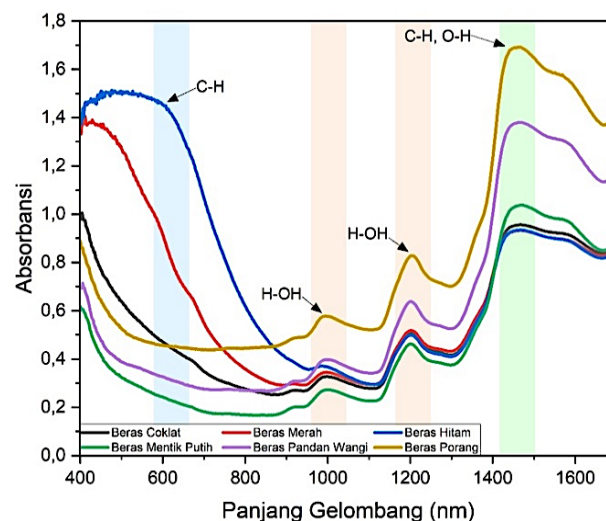
Keragaman komposisi kimia dari keenam varietas beras menjadi fokus utama penelitian. Meskipun analisis proksimat dan mineral memberikan data acuan yang akurat, metode ini memiliki kelemahan yaitu bersifat destruktif, membutuhkan waktu yang lama, dan memerlukan bahan kimia yang banyak dan mahal (Eden dan Rumambarsari, 2020). Oleh karena itu, Spektroskopi NIR-Vis dikaji untuk merepresentasikan variasi kimia tersebut dalam domain optik sebagai alternatif metode yang efisien. Tujuan utama dari analisis Spektra NIR-Vis adalah untuk mengidentifikasi profil penyerapan optik yang khas pada setiap sampel, yang merupakan sidik jari vibrasi molekuler. Profil optik ini kemudian akan dihubungkan dengan hasil uji proksimat dan mineral melalui analisis kemometrik untuk mengeksplorasi potensi spektroskopi sebagai metode cepat, non-destruktif, dan akurat untuk prediksi komposisi kimia beras.

3.2. Spektra NIR-Vis

Analisis proksimat dan mineral telah mengkonfirmasi keragaman komposisi kimia pada keenam varietas beras. Untuk merefleksikan variasi komposisi kimia beras dalam domain optik, dilakukan pengujian Spektroskopi NIR-Vis. Tujuan analisis ini adalah untuk mengidentifikasi profil penyerapan optik yang khas dari setiap sampel yang merupakan sidik jari vibrasi molekuler. Karakteristik penyerapan optik ini akan dievaluasi untuk melihat korelasi dan potensi penggunaannya dalam memprediksi hasil uji proksimat secara non-destruktif dan cepat, melalui analisis kemometrik. Spektra NIR-Vis enam varietas beras ditunjukkan pada Gambar 3.

Gambar 3 menunjukkan spektra NIR-Vis yang menggambarkan profil serapan optik dari komponen kimia utama dalam enam varietas beras (lemak, air, karbohidrat, dan protein). Perbedaan intensitas serapan pada panjang gelombang tertentu mencerminkan variasi kandungan kimia antar sampel dan berkorelasi dengan hasil analisis proksimat. Pita serapan pada rentang 430–630 nm berkaitan dengan vibrasi gugus C–H yang berasosiasi dengan lipid (lemak), dan diketahui

beras Hitam memiliki intensitas puncak tertinggi pada rentang ini (Burestan *et al.*, 2021). Sebaliknya, beras Porang menunjukkan dominasi serapan pada rentang 965–1031 nm yang berkaitan dengan gugus O–H dari air, pita serapan 1170–1240 nm yang berkaitan dengan kombinasi gugus C–H dan O–H dari karbohidrat, serta pita serapan sekitar 1510 nm yang berkaitan dengan gugus N–H yang mencerminkan kandungan protein (Burestan *et al.*, 2021; Chen *et al.*, 2018). Sementara itu, varietas beras lainnya (beras Cokelat, beras Merah, beras Mentik Putih dan beras Pandan Wangi) menunjukkan profil serapan dengan intensitas di antara beras Hitam dan beras Porang, yang mencerminkan variasi kandungan lemak, protein, dan karbohidrat sesuai dengan data proksimat. Secara keseluruhan, hubungan antara panjang gelombang, gugus fungsi, dan komponen kimia menunjukkan bahwa variasi intensitas spektra dapat merepresentasikan perbedaan kandungan kimia antar varietas beras dan mendukung penggunaan spektroskopi NIR-Vis sebagai metode yang cepat dan non-destruktif.

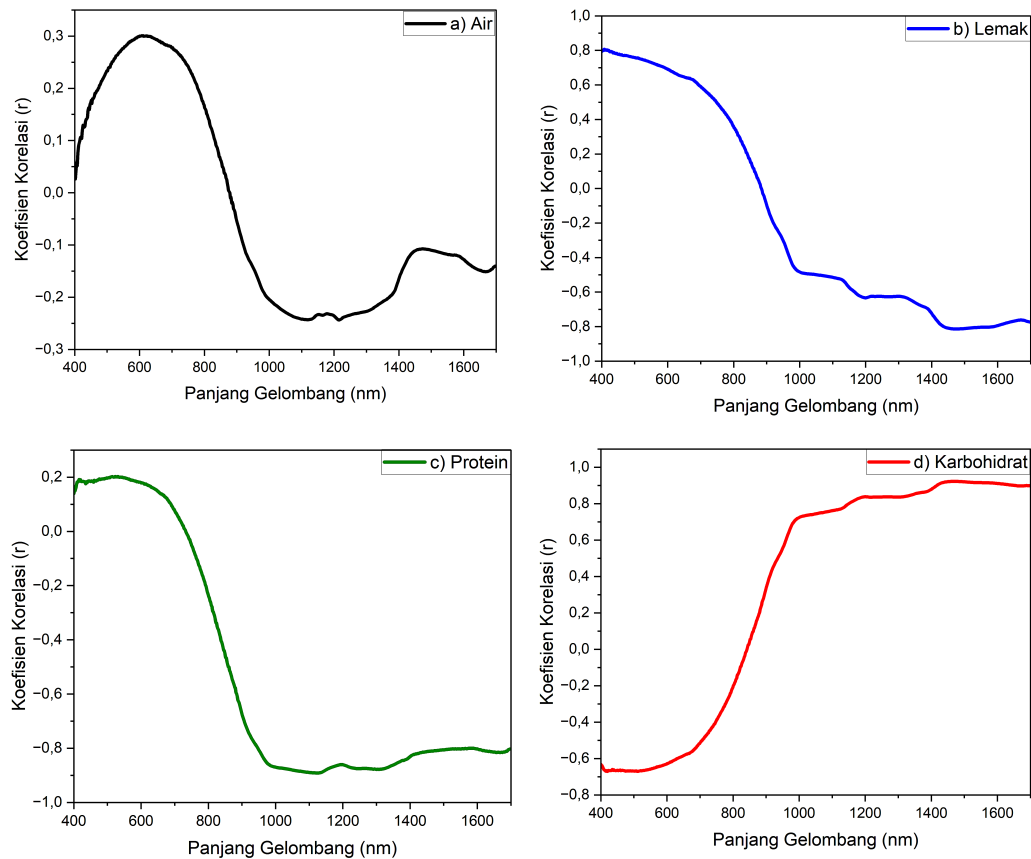


Gambar 3. Spektra NIR-Vis beras a) Beras cokelat, b) Beras merah, c) Beras hitam, d) Beras mentik putih, e) Beras pandan wangi, f) Beras porang.

3.3. Analisis Korelasi Spektra NIR-Vis dan Data Proksimat (Korelasi *Pearson*)

Analisis kualitatif sebelumnya telah menunjukkan bahwa profil spektra setiap varietas beras mencerminkan perbedaan komposisi kimia yang juga telah diukur melalui uji proksimat. Untuk memvalidasi hubungan antara spektra dan data proksimat secara kuantitatif, dan mengidentifikasi panjang gelombang yang paling informatif, maka dilakukan analisis korelasi *Pearson* (r) antara nilai absorbansi spektra dan nilai kadar proksimat dari keenam varietas. Data analisis korelasi *Pearson* antara nilai absorbansi spektra (X) dan kadar analit proksimat (Y) paling efektif disajikan menggunakan grafik koefisien korelasi (*Correlation Plot*). Grafik ini memvisualisasikan kekuatan dan arah hubungan linear pada setiap panjang gelombang, di mana sumbu Y menunjukkan nilai r yang berkisar dari $-1,0$ hingga $+1,0$. Nilai r ini mengindikasikan sejauh mana perubahan absorbansi (X) sejalan dengan perubahan kadar analit (Y), di mana korelasi positif ($r \rightarrow +1$) berarti peningkatan

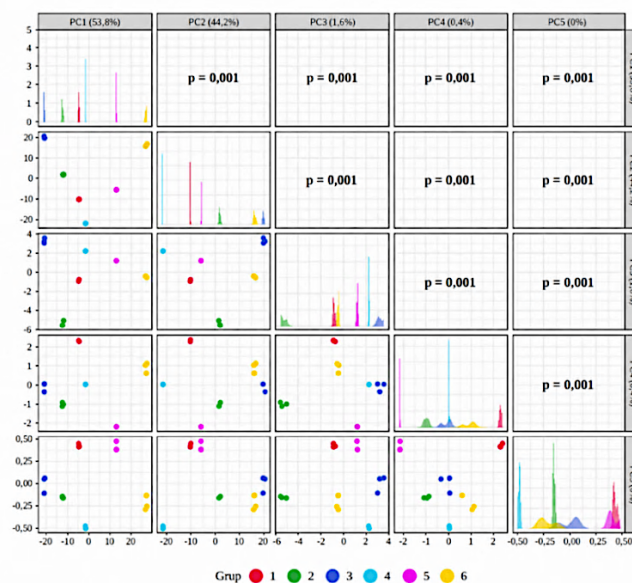
kadar analit berhubungan dengan peningkatan absorbansi pada panjang gelombang tersebut, sedangkan korelasi negatif ($r \rightarrow -1$) menunjukkan hubungan terbalik. Puncak positif atau lembah negatif pada plot menandakan panjang gelombang kritis yang memiliki korelasi tertinggi, menjadikannya paling informatif untuk pemodelan kemometrik. Grafik korelasi spektra NIR-Vis dengan data proksimat ditunjukkan pada [Gambar 4](#).



Gambar 4. Grafik koefisien korelasi spektra NIR-Vis dan uji proksimat a) kadar air, b) kadar lemak, c) kadar protein, d) kadar karbohidrat.

Kadar air ([Gambar 4a](#)) menunjukkan korelasi positif yang relatif lemah ($r \rightarrow +0,3$) dengan nilai $r=0,3002$ pada panjang gelombang sekitar 600 nm. Korelasi yang rendah ini mengindikasikan bahwa respons spektral pada daerah visible lebih dipengaruhi oleh efek optik fisik seperti *scattering* dibandingkan absorpsi spesifik air. Meskipun demikian, air secara umum memiliki pita serapan kuat pada daerah NIR akibat vibrasi gugus O–H, khususnya pada rentang 1400–1900 nm ([Amanah et al., 2024](#)). Kadar lemak ([Gambar 4b](#)) menunjukkan korelasi negatif yang kuat ($r \rightarrow -1,0$) dengan nilai r berkisar $-0,1029$ hingga $-0,7254$ pada rentang 900–1400 nm. Korelasi negatif ini menunjukkan bahwa peningkatan kandungan lemak diikuti oleh penurunan intensitas reflektansi pada panjang gelombang tersebut. Daerah ini berkaitan dengan *overtone* dan kombinasi vibrasi gugus C–H dari rantai hidrokarbon lipid, terutama gugus CH_2 dan CH_3 yang merupakan komponen utama senyawa lemak ([Gatti et al., 2021](#)).

Selanjutnya, kadar protein ([Gambar 4c](#)) juga didominasi oleh korelasi negatif ($r \rightarrow -0,9$) dengan nilai r berkisar $-0,8706$ hingga $-0,8603$ pada rentang $1000\text{--}1200$ nm. Hubungan ini menunjukkan adanya kontribusi kuat gugus N–H dan C–H terhadap pola absorpsi spektra. Vibrasi *overtone* gugus tersebut merupakan karakteristik utama protein pada analisis NIR, sehingga perubahan kandungan protein dapat memengaruhi intensitas spektra pada daerah tersebut ([Xu et al., 2025](#)). Sementara itu, kadar karbohidrat ([Gambar 4d](#)) menunjukkan korelasi positif yang kuat ($r \rightarrow +1,0$) dengan nilai r berkisar $0,8363$ hingga $0,9103$ pada rentang $1300\text{--}1650$ nm. Korelasi positif ini mengindikasikan bahwa peningkatan kandungan karbohidrat berbanding lurus dengan peningkatan respons absorpsi spektral. Daerah ini berkaitan dengan vibrasi kombinasi dan *overtone* gugus C–H serta O–H yang umum diasosiasikan dengan senyawa karbohidrat dalam analisis NIR bahan pangan ([Folli et al., 2022](#)). Secara keseluruhan, hasil analisis korelasi *Pearson* menunjukkan bahwa setiap parameter proksimat memiliki karakteristik spektral yang berbeda pada daerah panjang gelombang tertentu. Panjang gelombang kritis yang diperoleh dari pola korelasi tersebut selanjutnya digunakan sebagai variabel input dalam pengembangan model kemometrika untuk prediksi komposisi kimia beras secara cepat dan non-destruktif.

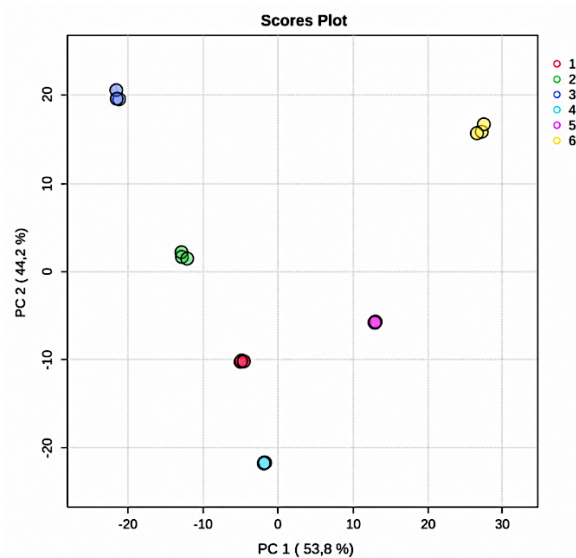


Gambar 5. Analisis PCA spektra NIR-Vis 1) Beras Cokelat, 2) Beras Merah, 3) Beras Hitam, 4) Beras Mentik Putih, 5) Beras Pandan Wangi, 6) Beras Porang.

3.4. *Principal Component Analysis (PCA) Spektra NIR-Vis*

PCA dilakukan untuk menyederhanakan data spektra yang sangat banyak dan tumpang tindih sebelum membuat model prediksi yang akurat. Berdasarkan [Gambar 5](#) analisis PCA menunjukkan efisiensi tinggi, di mana PC 1 (53,8%) dan PC 2 (44,2%) secara kumulatif telah menangkap 98% dari total perbedaan antar sampel. PC 1 sebagian besar menangkap masalah Fisik (*scattering* atau tingkat kehalusan sampel), sedangkan PC 2 menangkap perbedaan komposisi

kimia antar varietas beras. **Gambar 6** *Score Plot* mengkonfirmasi pengelompokan untuk beras putih (Mentik Putih, Pandan Wangi) terpisah dari beras berpigmen (beras Cokelat, beras Merah, beras Hitam). Beras Porang terpisah dari beras putih karena komposisinya berbeda dari beras padi. Dengan memisahkan *noise* fisik dari informasi kimia, PCA memastikan bahwa kita hanya menggunakan data terbaik yaitu 2 komponen yang paling penting untuk membuat model prediksi PLS yang hasilnya stabil dan tepercaya.



Gambar 6. *Scores plot* PCA spektra NIR-Vis 1) Beras Cokelat, 2) Beras Merah, 3) Beras Hitam, 4) Beras Mentik Putih, 5) Beras Pandan Wangi, 6) Beras Porang.

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, terlihat bahwa kombinasi antara uji proksimat, spektra NIR-Vis, analisis korelasi, dan kemometrik PCA berhasil memberikan gambaran komprehensif tentang hubungan antara karakteristik spektra dan komposisi kimia pada enam varietas beras. Kesesuaian antara pola spektra dan komposisi kimia beras yang dikonfirmasi oleh pengelompokan jelas pada *Score Plot* PCA menunjukkan bahwa metode spektroskopi NIR-Vis memiliki potensi yang signifikan sebagai metode analisis cepat dan non-destruktif untuk membedakan mutu beras secara efisien. Hasil penelitian ini menetapkan dasar empiris yang kuat untuk pengembangan model kalibrasi kemometrik pada tahap selanjutnya, sekaligus membuka peluang penerapan spektroskopi sebagai metode alternatif untuk pemantauan kualitas beras secara berkelanjutan.

4. Kesimpulan

Hasil penelitian menunjukkan bahwa kombinasi analisis proksimat, spektroskopi NIR-Vis, analisis korelasi, dan kemometrik *Principal Component Analysis* (PCA) efektif dalam membedakan komposisi kimia dan karakteristik spektral enam varietas beras. Secara spesifik, beras berpigmen (beras Cokelat, beras Merah, beras Hitam) memiliki kadar protein, lemak, dan

mineral yang lebih tinggi, sementara beras putih (Pandan Wangi, Mentik Putih, Porang) kaya akan karbohidrat dan air. Hasil ini menunjukkan adanya variasi signifikan dalam kualitas gizi beras. Analisis korelasi menunjukkan hubungan yang kuat antara parameter komposisi kimia dan spektra NIR-Vis. Sedangkan, PCA memberikan pemisahan yang jelas dengan kontribusi PC1 (53,8%) dan PC2 (44,2%) yang secara kumulatif menjelaskan 98% variasi data. Hasil ini menegaskan bahwa spektroskopi NIR-Vis berpotensi sebagai metode cepat, non-destruktif, dan efisien untuk evaluasi kualitas beras. Meskipun demikian, cakupan penelitian yang masih terbatas pada enam varietas beras, dan belum dikembangkannya model prediksi kuantitatif menunjukkan perlunya pengembangan lebih lanjut melalui perluasan sampel, dan pemodelan kemometrik pada penelitian berikutnya untuk meningkatkan akurasi, dan validasi analisis.

Singkatan yang Digunakan

Ca	Calcium/Kalsium
Fe	Ferro/Besi
Mg	Magnesium
Zn	Zink
NIR	<i>Near InfraRed</i>
PCA	<i>Principal Component Analysis</i>
PC	<i>Principal Component</i>
PP	<i>Fenolftalein</i>
Vis	<i>Visible</i>

Pernyataan Ketersediaan Data

Data akan tersedia berdasarkan permintaan

Kontribusi Para Penulis

Dewanti Cahya Widi: Penyusunan *roadmap* penelitian, metode, analisis spektra NIR-Vis, analisis korelasi, kemometrik PCA dan penulisan draf publikasi. **Dwi Yuli Prastika, Elsa Dwi Ana Santosa, Lintang Sukma Surtri Putri:** Penyediaan sampel, bahan kimia, pengumpulan data uji proksimat dan penulisan draf publikasi. **Masagus Muhammad Prima Putra, Muhammad Saifur Rohman:** Supervisi penelitian dan penyuntingan draf publikasi.

Pernyataan Konflik Kepentingan

Para penulis menyatakan tidak memiliki konflik kepentingan atau kepentingan yang bersaing.

Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini didukung oleh program Peningkatan Kompetensi Pranata Laboratorium Pendidikan (PKPLP) Universitas Gadjah Mada Tahun Anggaran 2025 yang dikelola oleh Direktorat Penelitian, dengan nomor kontrak 2017/UN1/DITLIT/Dit-Lit/PT.01.03/2025. Penulis juga menyampaikan terima kasih kepada Agrotropica Learning Center (AGLC), Fakultas

Pertanian, Universitas Gadjah Mada selaku laboratorium tempat pelaksanaan penelitian.

Daftar Pustaka

- Amanah, H. Z., Pratiwi, E. Z. D., Rahmi, D. N., Pahlawan, M. F. R., & Masithoh, R. E. (2024). Non-destructive determination of water content in fruits using Vis-NIR spectroscopy. *Food Research*, 8, 9–14. [https://doi.org/10.26656/fr.2017.8\(S2\).14](https://doi.org/10.26656/fr.2017.8(S2).14)
- Badan Pusat Statistik Yogyakarta. (2025, September 30). Produksi Padi dan Beras Menurut Kabupaten/Kota di Provinsi DI Yogyakarta 2024. Diakses dari <https://yogyakarta.bps.go.id/en/statistics-table/3/ZDNaak0yODBUVTIGYW5sa2REUkVUVVY1YVZkbmR6MDkjMyMzNDAw/p-roduksi-padi-sup-1-sup-dan-beras-menurut-kabupaten-kota-di-provinsi-di-yogyakarta.html?year=2024>
- Badan Standardisasi Nasional. (1992). SNI 01-2891-1992: Cara uji makanan dan minuman. Jakarta: BSN. <https://pesta.bsn.go.id/produk/detail/3258-sni01-2891-1992>
- Bani, C., Cappa, C., Restani, P., Sala, M., Colombo, F., Mercogliano, F., & di Lorenzo, C. (2024). Physicochemical and nutritional quality of pigmented rice and bran: Influence of milling and cooking. *LWT*, 208. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2024.116653>
- Barnaby, J. Y., Huggins, T. D., Lee, H., McClung, A. M., Pinson, S. R. M., Oh, M., & Edwards, J. D. (2020). Vis/NIR hyperspectral imaging distinguishes sub-population, production environment, and physicochemical grain properties in rice. *Scientific Reports*, 10(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-020-65999-7>
- Burestan, N. F., Sayyah, A. H. A., & Taghinezhad, E. (2021). Prediction of some quality properties of rice and its flour by near-infrared spectroscopy (NIRS) analysis. *Food Science and Nutrition*, 9(2), 1099–1105. <https://doi.org/10.1002/fsn3.2086>
- Chen, H., Tan, C., & Lin, Z. (2018). Authenticity detection of black rice by near-infrared spectroscopy and support vector data description. *International Journal of Analytical Chemistry*, 2018, 1–8. <https://doi.org/10.1155/2018/8032831>
- Cheng, W., Xu, Z., Fan, S., Liu, B., Zhang, P., Xia, J., & Wu, Y. (2023). Rapid Evaluation Method of Eating Quality Based on Near-Infrared Spectroscopy for Composition and Physicochemical Properties Analysis of Rice Grains. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 17(2), 1640–1650. <https://doi.org/10.1007/s11694-022-01686-7>
- Colombo, F., Cappa, C., Bani, C., Magni, M., Biella, S., Restani, P., & di Lorenzo, C. (2023). Characterization of color, phenolic profile, and antioxidant activity of Italian pigmented rice varieties after different technological treatments. *Food Bioscience*, 53. <https://doi.org/10.1016/j.fbio.2023.102674>
- Das, S., Kumari, T., Babu, S., C, N., Kumar, S., & Deka, S. C. (2025). Bioactive Compounds, Functional Properties, Health Benefits, and Food Applications of Black Rice: A Comprehensive Review. In *Food Chemistry Advances*, 7. <https://doi.org/10.1016/j.focha.2025.101028>
- Eden, W. T., & Rumambarsari, C. O. (2020). Proximate Analysis of Soybean and Red Bean Cookies According to the Indonesian National Standard. *Journal of Physics: Conference Series*, 1567(2). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1567/2/022033>
- Fahroji, Zulfia, V., Yuliasari, S., Pratama, D., & Swastika, S. (2025). Karakteristik Fisik dan Kimia Beras Lokal Sawah di Provinsi Riau. *Pangan*, 34(1). 13-22. <https://www.jurnalpangan.com/index.php/pangan/article/view/697>
- Fitrawaty, Hermawan, W., Yusuf, M., & Maipita, I. (2023). A simulation of increasing rice price toward the disparity of income distribution: An evidence from Indonesia. *Heliyon*, 9(3). <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2023.e13785>

- Folli, G. S., Santos, L. P., Santos, F. D., Cunha, P. H. P., Schaffel, I. F., Borghi, F. T., & Filgueiras, P. R. (2022). Food analysis by portable NIR spectrometer. *Food Chemistry Advances*, 1. <https://doi.org/10.1016/j.focha.2022.100074>
- Gatti, R. F., de Santana, F. B., Poppi, R. J., & Ferreira, D. S. (2021). Portable NIR spectrometer for quick identification of fat bloom in chocolates. *Food Chemistry*, 342. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2020.128267>
- Hanas, D. F., Kriswiyanti, E., & Ketut Junitha, I. K. (2017). Karakter Morfologi Beras Sebagai Pembeda Varietas Padi. In *Indonesian Journal of Legal and Forensic Sciences*, (1). <https://doi.org/10.24843/IJLFS.2017.v07.i01.p04>
- Handayani, D., Kusumastuty, I., Inayah, A. M., Retnaningtyas, E., Sulistyowati, E., Sasiarini, L., & Rudijanto, A. (2022). Substitution of local Indonesian varieties of brown rice on anthropometry and blood glucose level improvement in type 2 DM patients: A pilot project. In *Journal of Public Health Research*. 11. <https://doi.org/10.4081/jphr.2021.2283>
- Hasnelly, H., Evi F., Shelvi P. A., & Hervelly H. (2020). Pengaruh Drajat Penyosohan terhadap Mutu Fisik dan Nilai Gizi Beberapa Jenis Beras. *AgriTECH*, 40(3). 182-189. <http://doi.org/10.22146/agritech.47487>
- Hayati, R., Munawar, A. A., & Marliah, A. (2021). Rapid quantification of rice (*Oryza sativa*) qualities based on adaptive near infrared spectroscopy. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 922(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/922/1/012020>
- Husnah, Y. A., Turhadi, T., Safitri, A., & Fatchiyah, F. (2024). Morphoagronomical Evaluation of Several Indonesian Pigmented Rice (*Oryza sativa* L.) Accessions from East Java and Central Java, Indonesia. *Plant Breeding and Biotechnology*, 12, 122–137. <https://doi.org/10.9787/PBB.2024.12.122>
- Javed, M., Jawid, J., Zafar, S., Ahmad, A. M. R., Shah, S. H. B. U., Farooq, U., & Abid, J. (2025). Black rice as the emerging functional food: bioactive compounds, therapeutic potential and industrial applications. In *Frontiers in Nutrition* (Vol. 12). *Frontiers Media SA*. <https://doi.org/10.3389/fnut.2025.1705983>
- Lu, B., Wang, X., Liu, N., Hu, C., Xu, H., Wu, K., & Tang, X. (2020). Quantitative NIR spectroscopy determination of coco-peat substrate moisture content: Effect of particle size and non-uniformity. *Infrared Physics and Technology*, 111. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2020.103482>
- Mohan, V., Anjana, R. M., Gayathri, R., Bai, M. R., Lakshmipriya, N., Ruchi, V., & Sudha, V. (2019). Glycemic Index of a Novel High-Fiber White Rice Variety Developed in India - A Randomized Control Trial Study. *Diabetes Technology and Therapeutics*, 18(3), 164–170. <https://doi.org/10.1089/dia.2015.0313>
- Mugalavai, V. K., Aduol, K. O., & Onkware, A. O. (2021). Nutritional Characteristics of Rice (*Oryza sativa* L.) Composite Flours Obtained by Food Fortification. *European Journal of Agriculture and Food Sciences*, 3(1), 79–83. <https://doi.org/10.24018/ejfood.2021.3.1.224>
- Munarko, H., Sitanggang, A. B., Kusnandar, F., & Budijanto, S. (2020). Phytochemical, fatty acid and proximal composition of six selected Indonesian brown rice varieties. *CYTA - Journal of Food*, 18(1), 336–343. <https://doi.org/10.1080/19476337.2020.1754295>
- Ndumuye, E., Langi, T. M., & Taroreh, M. I. R. (2022). Chemical Characteristic of Muate Flour (*Pteridophyta filicinae*) as Traditional Food for The Community of Kimmam Island. *Applied Agroecotechnology Journal*. 3(2), 261-268. <https://doi.org/10.35791/jat.v3i2.44440>
- Purwaningsih, & Indrasari, S. D. (2019). The Paddy and Rice Quality of Three Varieties of Indonesian Local Aromatic Paddy. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 309(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/309/1/012018>
- Quiroga-Mosquera, A., Santos-Rivera, M., Guzmán-Prada, D., Casas, J., Ishitani, M., & Selvaraj, M. G. (2025). Improving nitrogen use efficiency in rice by estimating leaf nitrogen content with near-infrared spectroscopy and chemometric modeling. *Scientific Reports*, 15(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-025-27389-9>

- Rahman, A. N. F., Genisa, J., Dirpan, A., & Badani, A. A. (2018). Modification of Dry Grain Processing for Rice Nutrition Produced. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 157(1). <https://doi.org/10.1088/1755-1315/157/1/012036>
- Ramalho, F. M. G., Simetti, R., Arriel, T. G., Loureiro, B. A., & Hein, P. R. G. (2019). Influence of particles size on nir spectroscopic estimations of charcoal properties. *Floresta e Ambiente*, 26(1). <https://doi.org/10.1590/2179-8087.039718>
- Rizwana, S., & Hazarika, M. K. (2020). Application of Near-Infrared Spectroscopy for Rice Characterization Using Machine Learning. *Journal of The Institution of Engineers (India): Series A*, 101(4), 579–587. <https://doi.org/10.1007/s40030-020-00459-z>
- Sari, A. R., Martono, Y., & Rondonuwu, F. S. (2020). Identifikasi Kualitas Beras Putih (*Oryza sativa L.*) Berdasarkan Kandungan Amilosa dan Amilopektin di Pasar Tradisional dan “Selepan” Kota Salatiga. *Titian Ilmu: Jurnal Ilmiah Multi Sciences*, 12(1), 24–30. <https://journal.unuha.ac.id/index.php/JTI/article/view/599>
- Susiyanti, Rusmana, Maryani, Y., Sjaifuddin, Krisdianto, N., & Syabana, M. A. (2020). The physicochemical properties of several Indonesian rice varieties. *Biotropia*, 27(1), 41–50. <https://doi.org/10.11598/btb.2020.27.1.1030>
- Tahsin, M., Mahazabin, K. I., Nuha, M. B. R., Efad, A. R., Momo, M. R., Niloy, N. T., & Islam, R. U. (2025). Grain by grain: A microscopic image dataset of rice varieties from Bangladeshi rice markets. *Data in Brief*, 63. <https://doi.org/10.1016/j.dib.2025.112058>
- Wahyuningsih, N. E., Setiawan, H., Nabihah, P. I., Kartasurya, M. I., & Azam, M. (2023). Heavy Metals Contamination of Local and Imported Rice in Semarang, Central Java, Indonesia. *Journal of Ecological Engineering*, 24(7), 49–60. <https://doi.org/10.12911/22998993/163308>
- Wuryandani, S., Ismoyowati, D., & Suwondo, E. (2021). Improving Pigmented Rice Farmers’ Marketing Activity for Sustainable Agroindustry: Consumers’ Voice to be Considered. *E3S Web of Conferences*, 232. <https://doi.org/10.1051/e3sconf/202123202008>
- Xu, Y., Dong, Y., Liu, J., Wang, C., & Li, Z. (2025). Combination of near infrared spectroscopy with characteristic interval selection for rapid detection of rice protein content. *Journal of Food Composition and Analysis*, 137. <https://doi.org/10.1016/j.jfca.2024.106995>
- Zaresani, H., Sayyah, A. H. A., Zareiforush, H., Khorramifar, A., Gancarz, M., Tabor, S., & Karami, H. (2024). Vis/NIR and FTIR spectroscopy supported by machine learning techniques to distinguish pure from impure Iranian rice varieties. *International Agrophysics*, 38(2), 203–211. <https://doi.org/10.31545/intagr/185392>