

Implementasi *Metode Support Vector Machine* untuk Mendeteksi Penggunaan Pemutih pada Beras

1st Diah Nurlaila
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
if21.diahnurlaila@mhs.ubpkarawang.ac.id

2nd Adi Rizky Pratama
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
adi.rizky@ubpkarawang.ac.id

3rd Elsa Elvira Awal
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
elsaelvira@ubpkarawang.ac.id

4th Ayu Ratna Juwita
Universitas Buana Perjuangan
Karawang, Indonesia
ayurj@ubpkarawang.ac.id

Abstract— Penggunaan bahan pemutih pada beras merupakan praktik berbahaya yang masih sering dilakukan untuk meningkatkan daya tarik visual produk. Deteksi dini sangat penting untuk melindungi konsumen dari bahaya kesehatan yang ditimbulkan. Penelitian ini bertujuan mengembangkan sistem klasifikasi menggunakan *Support Vector Machine* (SVM) untuk mendeteksi penggunaan pemutih pada beras secara otomatis melalui analisis citra. Dataset yang digunakan terdiri dari 400 citra beras dengan dua kelas, yaitu beras normal dan beras pemutih. Tahapan penelitian meliputi praproses citra, ekstraksi fitur menggunakan Histogram of Oriented Gradients (HOG), histogram warna, dan Gray Level Co-occurrence Matrix GLCM. Model SVM dengan berbagai pilihan kernel dilatih dan dievaluasi menggunakan confusion matrix. Hasil pengujian menunjukkan performa terbaik dicapai dengan kernel RBF dengan akurasi sebesar 93,75%, precision 93,33%, recall 91,66%, dan F1-score 92,95%. Penelitian ini membuktikan bahwa kombinasi ekstraksi fitur HOG, histogram, dan GLCM dengan klasifikasi SVM efektif dalam mendeteksi penggunaan pemutih pada beras, sehingga dapat menjadi alat yang berguna untuk kontrol kualitas pangan.

Kata kunci — *Support Vector Machine, Beras, Pemutih, Citra Beras.*

I. PENDAHULUAN

Beras menjadi makanan utama yang dikonsumsi oleh sebagian besar orang Indonesia. Tingkat konsumsi yang sangat tinggi membuat beras menjadi komoditas pangan yang strategis [1]. Dari data Badan Pusat Statistik tahun (2024), produksi beras di Indonesia mencapai 185,52 ribu ton di tahun 2024, Meningkat sebanyak 18,13 ribu ton dari tahun 2023 [2]. Tingginya permintaan beras dan lonjakan harga beras sering memicu praktik ilegal, seperti penggunaan bahan kimia pemutih untuk meningkatkan kualitas visual beras. Berdasarkan Peraturan Menteri Pertanian Nomor 31/Permentan/ PP.130/8/2017 tentang Kelas Mutu Beras, penggunaan bahan kimia tambahan pada beras merupakan tindakan yang dilarang secara hukum [3]. Uji laboratorium menemukan adanya pemutih pada beras di beberapa kota Indonesia, seperti Banten, Bandung, Bekasi, Bogor, Medan, Tangerang, dan Manado [4].

Banyak ditemukannya praktik ilegal penggunaan bahan kimia pada beras oleh sejumlah pedagang yang berbahaya bagi kesehatan tubuh. Mengonsumsi beras berpemutih untuk waktu yang lama dapat menyebabkan masalah ginjal, iritasi pencernaan, dan masalah kesehatan lainnya [5]. Untuk menjamin keamanan beras yang akan dikonsumsi, masyarakat harus bisa membedakan beras normal dengan yang berpemutih. Metode yang biasanya dilakukan yaitu dengan pengamatan visual atau uji laboratorium. Namun, metode ini memiliki keterbatasan seperti subjektif dalam pengamatan visual, butuh waktu lama untuk uji laboratorium, dan biaya yang tinggi [6]. Maka dari itu, diperlukan metode yang lebih efisien untuk mendeteksi penggunaan pemutih pada beras.

Penelitian sebelumnya [7] merancang sistem pengolahan gambar digital untuk mengklasifikasikan kematangan buah murbei. Citra direpresentasikan secara numerik dengan melakukan proses segmentasi, ekstraksi ciri dan proses klasifikasi. Pengolahan pada data latih didapatkan tingkat akurasi 80%, pada data uji didapatkan akurasi 91,6%, dan hasil pengujian mendapatkan akurasi 85,8%. Penelitian selanjutnya membangun sistem untuk mengidentifikasi pemutih pada beras melalui citra digital. Transformasi dari RGB ke *Grayscale* mengidentifikasi ciri tekstur pada citra. Kemudian, parameter seperti *contrast*, *energy*, *homogeneity* dan *correlations* diekstraksi dari tekstur citra. Pengujian dilakukan dengan menggunakan enam puluh data sampel beras, tiga puluh foto beras dengan pemutih dan tiga puluh foto beras tanpa pemutih. Hasil pengujian menunjukkan metode *backpropagation* memperoleh hasil *accuracy* 90%. [6].

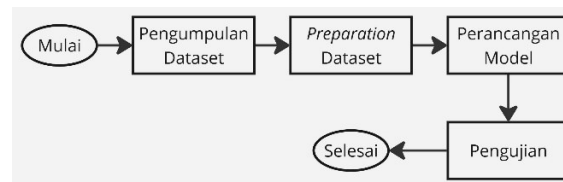
Beberapa penelitian terdahulu telah menunjukkan potensi penggunaan algoritma SVM dalam klasifikasi beras. Menurut penelitian yang berjudul Perbandingan Algoritma SVM dan SVM Berbasis *Particle Swarm Optimization* pada Klasifikasi Beras Mekongga. Membandingkan 2 metode untuk mengklasifikasi beras mekongga. Nilai akurasi SVM sebesar 46,67% dengan nilai AUC 0,475, sedangkan PSO dapat meningkatkan nilai akurasi SVM menjadi 70,83% dengan nilai AUC 0,671. [8]. Kemudian, penelitian menggunakan algoritma SVM untuk mengenali pola klasifikasi pada Parkinson's Disease Dataset dan memperoleh akurasi sebesar 95% [9].

Berdasarkan penguraian diatas, diperlukan suatu model yang memiliki kemampuan untuk deteksi penggunaan pemutih pada beras. Berjalannya teknologi yang semakin berkembang metode *machine learning* dapat digunakan untuk membantu mengembangkan sistem deteksi pemutih pada beras. Untuk kasus klasifikasi analisis gambar, algoritma pembelajaran mesin *Support Vector Machine* (SVM) telah terbukti berhasil [9]. Maka pada penelitian ini, pemutih beras akan diidentifikasi melalui metode

Support Vector Machine (SVM). Dengan demikian, diharapkan model ini dapat membantu dalam pengembangan sistem yang lebih efektif sehingga dapat melindungi konsumen dari praktik penggunaan bahan berbahaya pada beras.

II. METODE PENELITIAN

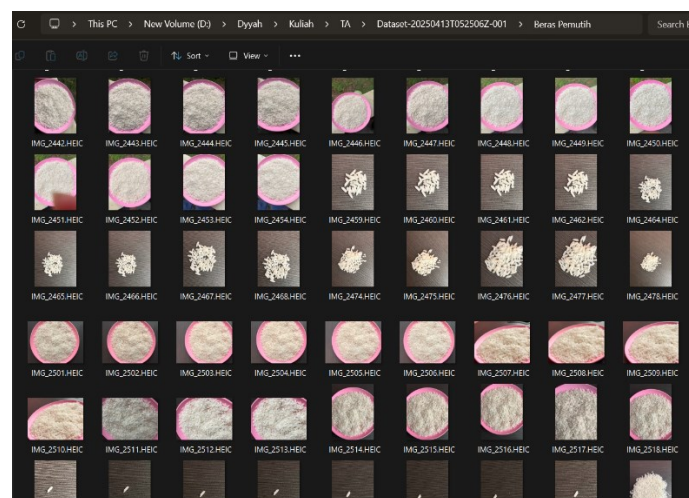
Metode penelitian ini terdiri dari empat tahap yaitu, melakukan mengumpulkan dataset, mempersiapkan dataset citra beras, perancangan model untuk deteksi penggunaan pemutih pada beras, dan menguji akurasi dan presisi menggunakan tabel *confusion matrix*. Proses penelitian ini ditunjukkan pada Gambar 1.



Gambar 1 Diagram Alur Penelitian

A. Pengumpulan Data

Pengumpulan data dilakukan setelah studi literatur, dengan mengumpulkan citra beras yang mengandung pemutih dan yang tidak. Sebanyak 400 citra beras diambil menggunakan kamera iPhone 11 Pro dengan resolusi 12 MP, terdiri dari 200 citra beras normal dan 200 citra beras berpemutih, yang kemudian dibagi menjadi 80% untuk data latih dan 20% untuk data uji. Sampel beras yang digunakan adalah Rojolele, jenis beras muncul yang dibudidayakan di Jawa Tengah dan Jawa Timur, dengan usia simpan 1 bulan setelah panen. Beras berpemutih diproses dengan merendam dalam campuran 600 ml air dan 100 ml larutan klorin selama 10 menit, diikuti dengan inkubasi semalaman pada suhu ruang. Setelah proses ini, citra dari kedua kategori sampel diambil untuk analisis lebih lanjut. Contoh citra beras yang diambil dalam berbagai kondisi ditunjukkan pada Gambar 2.



Gambar 2 Kumpulan Dataset

Setelah pengumpulan dataset citra beras selesai, langkah selanjutnya adalah mengonversi format citra dari HEIC ke JPG menggunakan platform heic.online untuk memudahkan pengolahan data. Setelah konversi selesai, dataset diorganisir dengan membuat folder terpisah berdasarkan kategori citra, yaitu beras normal dan beras berpemutih. Pengelompokan ini membuat dataset lebih terstruktur, sehingga memudahkan proses analisis dan pelatihan model pengenalan citra pada tahap berikutnya.

B. Preparation Dataset

Setelah mendapatkan dataset gambar beras dan labelnya, langkah selanjutnya adalah menyiapkan gambar untuk meningkatkan kualitas data citra dalam proses klasifikasi model SVM. Pertama, citra di *resize* menjadi 256x256 piksel untuk memastikan ukuran yang konsisten, menggunakan metode interpolasi seperti *nearest neighbor*, *bilinear*, atau *bicubic*. Selanjutnya, konversi warna dilakukan untuk mengubah citra RGB menjadi *grayscale*, menyederhanakan data dengan fokus pada intensitas piksel. Proses ini dapat diotomatisasi menggunakan pustaka pemrosesan citra seperti OpenCV. Kemudian, segmentasi dilakukan dengan metode *Thresholding* untuk memisahkan objek utama dari latar belakang, memudahkan analisis pengenalan pola. Terakhir, ekstraksi fitur dilakukan untuk mengidentifikasi karakteristik penting dari citra yang telah disegmentasi, menggunakan metode seperti *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) untuk analisis tekstur, *Histogram of Oriented Gradients* (HOG) untuk mendeteksi bentuk, dan histogram untuk distribusi intensitas warna. Hasil ekstraksi ini digunakan untuk mengklasifikasi apakah beras mengandung pemutih atau tidak.

C. Perancangan Model SVM

Proses pemodelan SVM dimulai dengan menginput data citra dari dataset untuk mendeteksi apakah beras mengandung pemutih. Setelah tahap persiapan data, dataset dibagi menjadi dua subset yaitu, 80% untuk data *training* dan 20% untuk data *testing*. Data *training* digunakan untuk melatih model agar dapat mengenali pola, sementara data *testing* digunakan untuk mengevaluasi

kemampuan model dalam menggeneralisasi data baru. Pelatihan model SVM dilakukan dengan dataset training untuk menemukan *hyperplane* optimal yang memisahkan dua kelas (beras berpemerutihan dan beras normal) dengan *margin* maksimal. Model dilatih untuk mengenali hubungan antara fitur yang diekstraksi dari citra dan label kelas, dimulai dengan memilih linear kernel, yang efektif untuk data yang dapat dipisahkan secara linear menggunakan garis lurus.

D. Pengujian Model SVM

Setelah model SVM dilatih, langkah selanjutnya adalah menguji kinerjanya menggunakan *confusion matrix*, yang menunjukkan jumlah prediksi benar dan salah untuk setiap kelas. Matriks ini terdiri dari empat elemen: *True Positives* (TP), *True Negatives* (TN), *False Positives* (FP), dan *False Negatives* (FN), yang membantu memahami kesalahan klasifikasi model. Selain itu, *confusion matrix* digunakan untuk menghitung metrik evaluasi seperti *accuracy*, *precision*, dan *recall*. *Precision* mengukur akurasi prediksi model untuk kelas positif (beras mengandung pemerutihan), sedangkan *recall* mengukur efektivitas model dalam mengidentifikasi semua kasus positif. Evaluasi ini memberikan wawasan tentang kinerja model dalam klasifikasi citra dan dapat membantu dalam penyempurnaan model jika diperlukan. Gambar 3 menunjukkan tabel *confusion matrix*.

		Predicted Class	
		Positive	Negative
Actual Class	Positive	True Positive (TP)	False Negative (FN) Type I Error
	Negative	False Positive (FP) Type II Error	True Negative (TN)

Gambar 3 Tabel *Confusion Matrix*

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Pengumpulan Data

Dataset yang dikumpulkan terdiri dari citra beras yang terbagi menjadi dua kelas, yaitu beras normal dan beras pemerutihan. Pengumpulan dataset dilakukan dengan mengambil gambar beras menggunakan kamera digital dengan resolusi 3024 x 4032 piksel dalam kondisi pencahayaan yang terkontrol. Dalam dataset ini, terdapat variasi ukuran citra yang berbeda, sehingga diperlukan tahapan *preprocessing* data untuk mendukung penelitian. Total dataset yang digunakan dalam penelitian ini berjumlah 400 citra, dengan 200 gambar beras normal dan 200 gambar beras yang mengandung pemerutihan. Dataset dibagi dengan rasio 80:20, yang berarti 320 citra digunakan untuk data pelatihan dan 80 citra untuk data pengujian. Model deteksi akan dilatih dan diuji menggunakan citra-citra tersebut. Proses pengumpulan dan pengolahan data ini sangat penting untuk memastikan akurasi model dalam mendeteksi jenis beras. Dengan dataset yang seimbang, diharapkan model dapat belajar dengan baik dan memberikan hasil yang optimal.

B. Preparation Data

Pada tahap awal, citra beras dari dataset dibaca menggunakan OpenCV dan divisualisasikan dengan Matplotlib untuk verifikasi visual. Citra dikategorikan menjadi beras normal dan beras berpemerutihan, kemudian diproses melalui beberapa tahapan *pra-processing* sebelum ekstraksi fitur dan klasifikasi SVM.

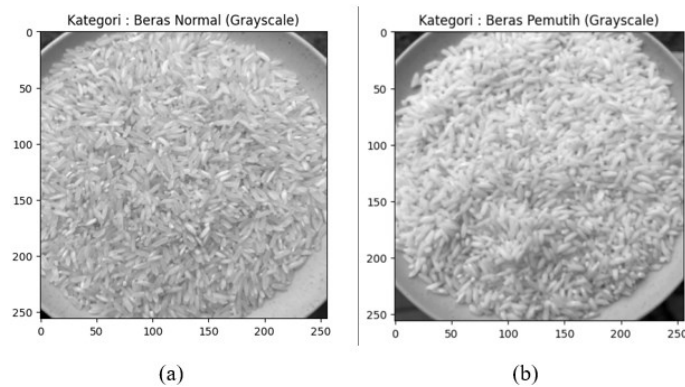
1. *Resizing* Citra, Citra di-*resize* menjadi 256x256 piksel untuk memastikan konsistensi ukuran, yang penting untuk efektivitas ekstraksi fitur. Proses ini dilakukan dengan fungsi `cv2.resize()` dari OpenCV dan divisualisasikan untuk verifikasi. Gambar 4 menunjukkan kumpulan data hasil *resize*.

	Nama Gambar	Ukuran Asli	Ukuran Resize
Beras Pemerutihan	(75).jpg	4032 x 3024	256 x 256
Beras Pemerutihan	(88).jpg	4032 x 3024	256 x 256
Beras Pemerutihan	(76).jpg	4032 x 3024	256 x 256
Beras Pemerutihan	(85).jpg	4032 x 3024	256 x 256
Beras Pemerutihan	(86).jpg	4032 x 3024	256 x 256

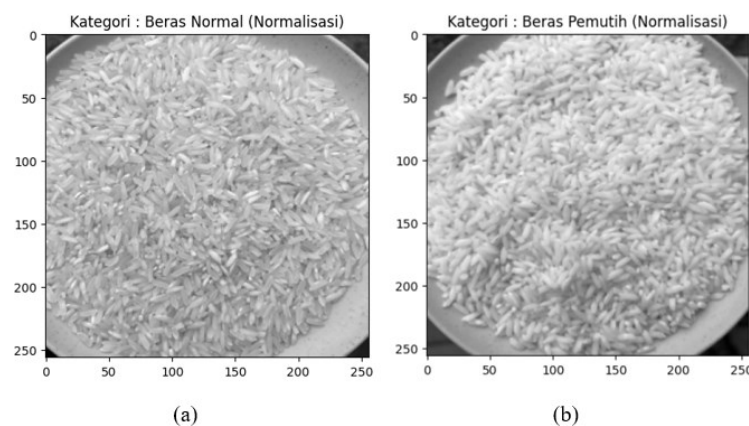
Beras Pemerutihan	(142).jpg	1784 x 1621	256 x 256
Beras Pemerutihan	(143).jpg	1549 x 1531	256 x 256
Beras Pemerutihan	(144).jpg	2342 x 2274	256 x 256
Beras Pemerutihan	(145).jpg	1904 x 1559	256 x 256
Beras Pemerutihan	(31).jpg	2966 x 2843	256 x 256

Gambar 4 Kumpulan Data Hasil *Resize*

2. *Grayscale*, Citra berwarna dikonversi menjadi *grayscale* untuk menyederhanakan analisis intensitas dan tekstur. Proses ini menggunakan `cv2.cvtColor()` dan membantu mengurangi kompleksitas komputasi, meningkatkan performa SVM. Hasil *grayscale* dapat dilihat pada Gambar 5.

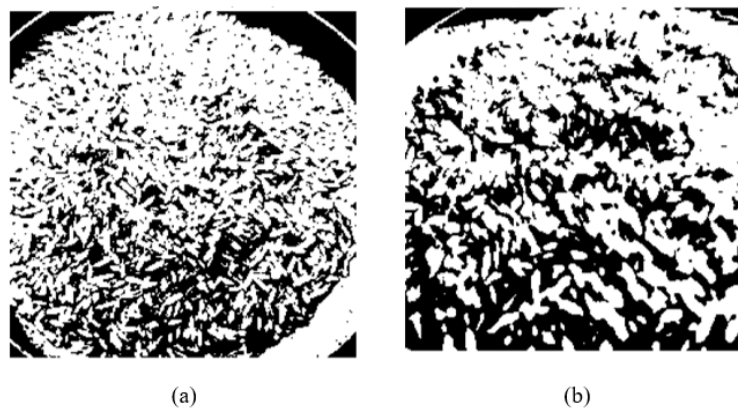
Gambar 5 Hasil *Grayscale* (a) Beras Normal dan (b) Beras Pemutih

3. Normalisasi Data: Nilai piksel *grayscale* dinormalisasi dari rentang 0-255 menjadi 0-1 untuk mencegah dominasi fitur dengan nilai besar. Normalisasi dilakukan dengan membagi nilai piksel dengan 255, dan hasilnya divisualisasikan untuk memastikan distribusi yang tepat. Gambar 6 menunjukkan hasil dari normalisasi.



Gambar 6 Hasil Normalisasi (a) Beras Normal dan (b) Beras Pemutih

4. Segmentasi Data: Metode *Thresholding* digunakan untuk memisahkan beras dari latar belakang. Citra dikonversi ke *grayscale*, dan piksel di atas ambang batas dianggap sebagai objek beras, menghasilkan masker biner yang diaplikasikan ke citra asli. Hasil segmentasi *Thresholding* pada sampel citra beras dapat dilihat pada Gambar 7.



Gambar 7 Hasil Segmentasi (a) Beras Normal dan (b) Beras Pemutih

5. Ekstraksi Fitur: Setelah *pra-processing*, fitur diekstraksi menggunakan *Gray Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), dan histogram warna. Fitur-fitur ini memberikan informasi penting untuk klasifikasi SVM. Gambar 4 menunjukkan ambang batas untuk klasifikasi beras normal dan beras pemutih.

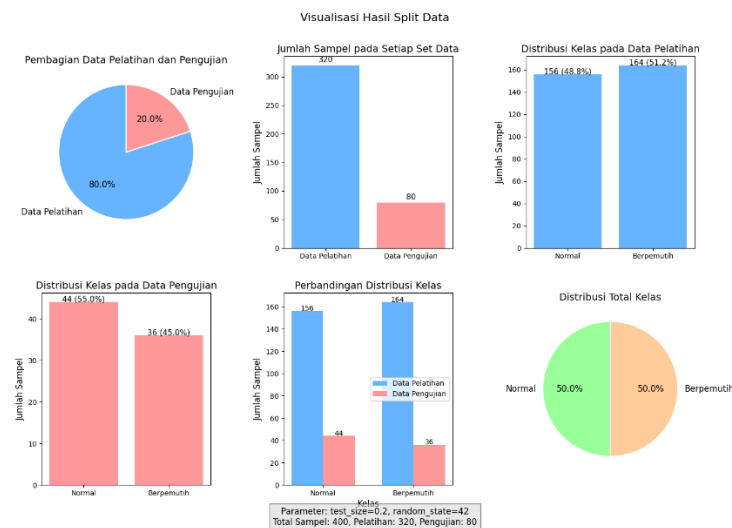
Fitur	Beras Normal	Beras Pemutih
<i>Contrast</i>	<0.15	>0.15
<i>Dissimilarity</i>	<0.15	>0.15
<i>Homogeneity</i>	>0.9	<0.9
<i>Energy</i>	>0.6	<0.6
<i>Corelation</i>	>0.7	<0.7

Gambar 8 Nilai Ambanng Batas Ekstrasi Fitur

Nilai hasil ekstraksi fitur digunakan untuk membedakan karakteristik antara beras normal dan beras berpemutih, memungkinkan model SVM untuk mendeteksi penggunaan bahan pemutih yang berbahaya bagi kesehatan konsumen.

C. Hasil Perancangan SVM

Setelah proses persiapan dataset dan ekstraksi fitur, langkah selanjutnya adalah pelatihan dan evaluasi model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM). Proses ini melibatkan pembagian data, pelatihan model, prediksi, dan evaluasi performa. Pembagian Data, Dataset dibagi menjadi dua komponen: data latih (80%) dan data uji (20%) menggunakan fungsi `train_test_split` dari library `scikit-learn`. Data pelatihan digunakan untuk melatih model agar mempelajari pola antara fitur (X) dan label (y), sementara data pengujian digunakan untuk mengevaluasi kemampuan model dalam mengklasifikasikan data yang belum pernah dilihat sebelumnya. Gambar 9 menunjukkan diagram pembagian data.



Gambar 9 Diagram Pembagian Dataset

D. Pelatihan Model SVM

Setelah ekstraksi fitur GLCM, langkah selanjutnya adalah melatih model klasifikasi menggunakan algoritma *Support Vector Machine* (SVM), yang merupakan metode pembelajaran mesin efektif untuk klasifikasi data dengan margin pemisah yang jelas. SVM mencari hyperplane di ruang fitur yang dapat memisahkan dua kelas data dengan margin terbesar, yaitu jarak antara hyperplane dan titik data terdekat dari masing-masing kelas (*support vectors*). Dengan memaksimalkan margin, SVM berupaya meningkatkan kemampuan generalisasi model terhadap data baru. Keunggulan SVM termasuk kemampuannya untuk menggunakan berbagai jenis kernel, dan dalam penelitian ini, kernel linear dipilih karena sederhana dan efisien untuk data yang dapat dipisahkan secara linier tanpa transformasi ke dimensi lebih tinggi, serta dataset yang memiliki jumlah fitur relatif sedikit, sehingga pemisahan linier cukup untuk klasifikasi yang baik. Hasil eksperimen awal menunjukkan bahwa kelas beras normal dan beras pemutih dapat dipisahkan dengan pendekatan linier. Penggunaan SVM dengan kernel linear memungkinkan proses pelatihan yang lebih cepat dan kompleksitas komputasi yang lebih rendah dibandingkan dengan kernel non-linear. Rumus untuk menentukan *hyperplane* dalam SVM dapat dinyatakan sebagai

$$f(x) = w^T x + b \quad (1)$$

W = vektor bobot

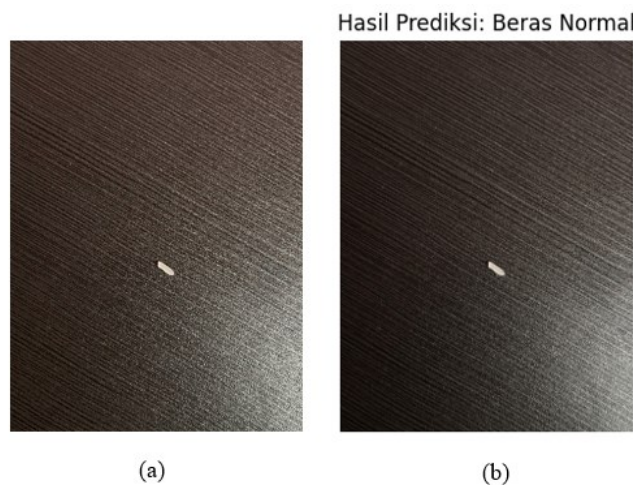
x = vektor fitur

b = bias

$f(x)$ = fungsi keputusan

E. Pengujian Model SVM

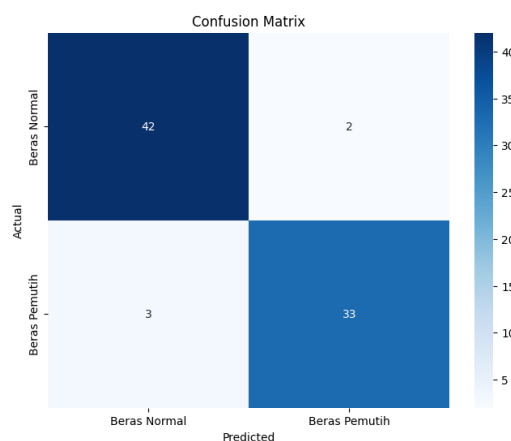
Setelah pelatihan model *Support Vector Machine* (SVM) selesai dan parameter optimal ditentukan, langkah selanjutnya adalah melakukan prediksi terhadap data uji yang telah dipisahkan selama proses *train-test split*. Tujuan prediksi adalah untuk mengevaluasi kemampuan generalisasi model dalam mengklasifikasikan data baru, memberikan gambaran objektif tentang performa model, karena model tidak belajar dari data uji selama pelatihan. Proses prediksi dilakukan dengan memproses setiap sampel dalam data uji untuk menentukan kelasnya, apakah beras normal atau beras berpemutih. Hasil prediksi dibandingkan dengan label yang ada (y_{test}) untuk mendapatkan akurasi dan metrik performa lainnya, serta untuk menilai apakah model mengalami underfitting atau overfitting. Tahap ini penting untuk menguji kinerja model terhadap data yang tidak dikenal. Selanjutnya, model diuji menggunakan data baru dari sumber eksternal, yang dibaca, diresize ke ukuran 256x256 piksel, dikonversi menjadi *grayscale*, dan diterapkan teknik CLAHE untuk meningkatkan kontras. Fitur-fitur penting diekstraksi, termasuk GLCM, HOG, dan histogram warna, dan digabungkan menjadi satu vektor fitur. Model SVM yang telah dilatih kemudian digunakan untuk memprediksi kelas citra baru, dan hasil prediksi ditampilkan bersama citra asli. Adapun hasil proses dari pengujian menggunakan data baru ditunjukkan pada Gambar 10 berikut.



Gambar 10 (a) Gambar Asli dan (b) Hasil Prediksi

F. Evaluasi Model SVM

Setelah pelatihan dan prediksi model *Support Vector Machine* (SVM) terhadap data uji, langkah selanjutnya adalah evaluasi performa model untuk menilai kemampuannya dalam mengklasifikasikan data baru. Evaluasi dilakukan menggunakan fungsi *classification_report()* dari pustaka *sklearn.metrics*. Dataset citra dalam penelitian ini terdiri dari dua kelas: Beras Normal (label 0) dan Beras Berpemutih (label 1), dengan total 400 citra yang terbagi merata antara kedua kelas. Dari total data, 20% atau 80 citra digunakan sebagai data uji, yang terdiri dari 44 citra beras normal dan 36 citra beras berpemutih. Hasil evaluasi performa model SVM menunjukkan bahwa model berhasil mengklasifikasikan sebagian besar data dengan tepat. Berdasarkan *confusion matrix*, dari 80 data uji, 75 citra berhasil diklasifikasikan dengan benar (42 *True Negative* dan 33 *True Positive*), sementara 5 citra salah diklasifikasikan (2 *False Positive* dan 3 *False Negative*). Hasil ini menunjukkan bahwa model cukup baik dalam mengenali kedua kelas. Gambar 11 menyajikan *confusion matrix* dalam bentuk heatmap yang menggambarkan performa model SVM pada klasifikasi citra beras.



Gambar 11 Confussion Matrix

Dari *confusion matrix* di atas, dihitung beberapa metrik untuk mengevaluasi performa klasifikasi :

1. Akurasi merupakan metrik yang menunjukkan seberapa besar prediksi model yang tepat dibandingkan dengan seluruh jumlah data uji. Adapun persamaan manual, yaitu:

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% = \frac{33 + 42}{33 + 42 + 2 + 3} \times 100\% = 93.75\% \quad (12)$$

2. *Precissic* ung berapa banyak dari semua prediksi positif yang benar. Langkah perhitungan manualnya, yaitu:

$$Precision = \frac{TN}{FN + TN} \times 100\% = \frac{42}{3 + 42} \times 100\% = 93.33\% \quad (13)$$

IV. KESIMPULAN DAN SARAN

A. Kesimpulan

Berdasarkan penelitian yang telah dilakukan, dapat disimpulkan bahwa analisis citra digital efektif untuk membedakan beras normal dan beras yang mengandung pemutih melalui tahapan pra-pemrosesan seperti *resizing*, *grayscale*, dan segmentasi, serta ekstraksi fitur menggunakan *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM), *Histogram of Oriented Gradients* (HOG), dan Histogram Warna, yang memungkinkan identifikasi karakteristik visual kedua jenis beras. Proses klasifikasi citra beras menggunakan SVM melibatkan pembagian data menjadi data *training* dan *testing*, di mana model SVM dilatih untuk menemukan *hyperplane* optimal yang memisahkan kedua kelas dan diuji dengan data pengujian untuk mengevaluasi efektivitas klasifikasi, menggunakan kernel linear. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model SVM memiliki akurasi tinggi dalam mendeteksi penggunaan pemutih pada beras, mencapai 93.75%, dengan metrik evaluasi lainnya, seperti *precision* dan *recall*, juga menunjukkan performa baik, mengindikasikan model ini dapat diandalkan untuk aplikasi nyata dalam pengawasan kualitas pangan.

B. Saran

Hasil penelitian menunjukkan bahwa beberapa elemen perlu ditingkatkan untuk meningkatkan akurasi deteksi objek. Disarankan untuk menggunakan metode segmentasi lanjutan, seperti *clustering* atau segmentasi berbasis *deep learning*, serta mengeksplorasi fitur tambahan seperti fitur warna dan frekuensi melalui transformasi wavelet. Penggunaan teknik seleksi fitur seperti PCA juga dapat membantu mencapai hasil yang lebih optimal. Untuk meningkatkan akurasi deteksi penggunaan pemutih pada beras, penting untuk menambah jumlah dan variasi dataset, termasuk variasi dalam pencahayaan, orientasi, dan latar belakang gambar, agar model lebih adaptif terhadap kondisi nyata. Meskipun model SVM yang diimplementasikan telah mencapai akurasi 93.75%, penelitian selanjutnya disarankan untuk membandingkan hasil deteksi dengan algoritma lain, seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN), *Random Forest*, atau metode *Deep Learning*, guna mengeksplorasi pendekatan terbaik dalam klasifikasi beras berbasis analisis citra.

PENGAKUAN

Naskah ilmiah ini adalah bagian dari penelitian Tugas Akhir milik Diah Nurlaila yang dibimbing oleh Adi Rizky Pratama dan Elsa Elvira Awal dengan judul Implementasi Metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk Mendeteksi Penggunaan Pemutih pada Beras.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Mochamad Sirojudin, Abdul Syukur, & Ricardus Anggi Pramunendar. (2020). Berbasis Backward Elimination. Magister Teknik Informatika, Universitas Dian Nuswantoro Semarang 2016, pp.1-5.
- [2] Badan Pusat Statistik. (2024). Luas Panen dan Produksi Padi di Indonesia Tahun 2024.
- [3] Agus Widada, Mualim, & Moh Gazali. (2023). Analisis Kandungan Klorin (Cl2) Pada Beras Yang Beredar Di Pasar Kota Bengkulu. Jurnal Mitra Rafflesia, Vol. 15(No. 1), pp.1-6.
- [4] Ziana Warsani, & Khairiyatun Sholihah. (2023). Identifikasi Kandungan Klorin Pada Beras Putih (*Oryza Sativa* L) yang Beredar di Pasa Tradisional Masbagik Kabupaten Lombok Timur. Jurnal Sains Dan Teknologi, Vol. 6(No. 3), pp.356-364. <https://doi.org/10.31764/justek.vXiY.ZZZ>
- [5] Siti Aminah, Ismail Marzuki, & Asmi Rasyid. (2019). Analisis Kandungan Klorin pada Beras yang Beredar Di Pasar Tradisional Makassar Dengan Metode Argentometri Volhard.
- [6] Ardiansyah, H., & Witanti, A. (2021). Identifikasi Beras Pemutih Dan Beras Tanpa Pemutih Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation. KONSTELASI : Konvergensi Teknologi Dan Sistem Informasi, pp.191-203.
- [7] Aditya Tri Laksono, Endryansyah, Puput Wanarti Rusmanto, & Muhammad Syariffuddien Zuhrie. (2022). Pengolahan Citra Digital Buah Murbei Dengan Algoritma LDA (Linear Discriminant Analysis). Indonesian Journal of Engineering and Technology, Vol. 4(No. 2), pp.71-78. <https://journal.unesa.ac.id/index.php/inajet>
- [8] Saidah, S., Adinegara, M. B., Magdalena, R., & Caecar, N. K. (2019). Identifikasi Kualitas Beras Menggunakan Metode k-Nearest Neighbor dan *Support Vector Machine*. TELKA - Telekomunikasi, Elektronika, Komputasi Dan Kontrol, 5(2), 114–121. <https://doi.org/10.15575/telka.v5n2.114-121>.
- [9] Putri Kurnia Handayani. (2021). Penerapan Algoritma *Support Vector Machine* (Svm) Untuk Analisis Pola Klasifikasi Pada Parkinson's Dataset. Indonesian Journal of Technology, Informatics and Science (IJTIS), Vol. 3(No. 1), pp.31-35. <https://doi.org/10.24176/ijtis.v3i1.7530>