

# Pemanfaatan Teknik Data Mining Dalam Menentukan Standar Mutu Jagung

## *The Utilization Data Mining Technique in Determining the Quality Standard of Corn*

Alfa Saleh<sup>1</sup>, Meilinda Maryam<sup>2</sup>

<sup>1,2</sup>Jln. K. L. Yos Sudarso KM 6.5 No.3A, Tanjung Mulia, Medan, Indonesia

<sup>1</sup>Jurusan Teknik Informatika, Universitas Potensi Utama, Medan

<sup>2</sup>Jurusan Teknik Industri, Universitas Potensi Utama, Medan

e-mail: <sup>1</sup>alfa@potensi-utama.ac.id, <sup>2</sup>meilinda@potensi-utama.ac.id

### **Abstrak**

Sebagai salah satu perusahaan pengolahan pakan ternak berbahan dasar jagung, PT. Indojoya Agrinusa berusaha untuk menjaga kualitas produk-produk terbaik yang akan dipasarkan. tentu hal tersebut tidak terlepas dari usaha untuk meningkatkan mutu ataupun kualitas yang menjadi tolak ukur pelanggan dalam memilih barang atau produk mana yang akan digunakan untuk keperluan masing-masing. Belum adanya penentuan standar mutu jagung yang tersistem sehingga perusahaan lambat dalam menentukan standar mutu jagung serta cukup menghambat proses produksi pakan ternak pada perusahaan tersebut. Pada Penelitian terdahulu, telah dilakukan pengujian menggunakan teknik data mining khususnya metode Naive Bayes dalam menentukan standar mutu jagung, di mana penerapan metode tersebut menghasilkan tingkat akurasi rata-rata sebesar 83.33 %. sementara pada penelitian ini, pengujian dilakukan dengan menggunakan metode Decision Tree (C 4.5) dan Support Vector Machine (SVM) untuk menemukan metode yang lebih efektif dan akurat dalam menentukan mutu jagung sehingga layak untuk diproduksi. Hasil akurasi yang didapatkan oleh metode Decision Tree (C 4.5) meningkat dari hasil pengujian sebelumnya menjadi 86.17%, sementara hasil akurasi yang didapatkan dari penerapan metode Support Vector Machine (SVM) juga meningkat dari hasil pengujian sebelumnya yang menggunakan metode Naive Bayes menjadi 94.03%. Sehingga dapat disimpulkan bahwa penggunaan metode Support Vector Machine (SVM) lebih baik dibandingkan metode Naive Bayes dan Decision Tree (C 4.5).

**Kata kunci**—Mutu Jagung, Data Mining, Naive Bayes, Decision Tree, Support Vector Machine

### **Abstract**

As one of the corn-based feed processing companies, PT. Indojoya Agrinusa strives to maintain the quality of the best products that will be marketed. of course, this is inseparable from efforts to improve the quality that becomes a benchmark for customers in choosing which products to use for their individual needs. The absence of a systemic determination of corn quality standards so that the company is slow in determining the quality standards of corn and sufficiently inhibits the animal feed production process in the company. In previous studies, testing has been carried out using data mining techniques, especially the method of Naive Bayes in determining corn quality standards, where the application of the method resulted in an accuracy rate of 82.33%. while in this study, testing was carried out using the Decision Tree (C 4.5) and Support Vector Machine (SVM) methods to find a more effective and accurate method of determining the quality of corn so that it was feasible to produce. The accuracy results obtained by the Decision

*Tree method (C 4.5) increased from the previous test results become 86.17%, while the accuracy results obtained from the application of the Support Vector Machine (SVM) method also increased from the previous test results using the Naïve Bayes method becomes 94.03%. So it can be concluded that the use of the Support Vector Machine (SVM) method is better than the Naïve Bayes and Decision Tree methods (C 4.5).*

**Keywords**— The Quality of Corn, Data Mining, Naïve Bayes, Decision Tree, Support Vector Machine

## 1. PENDAHULUAN

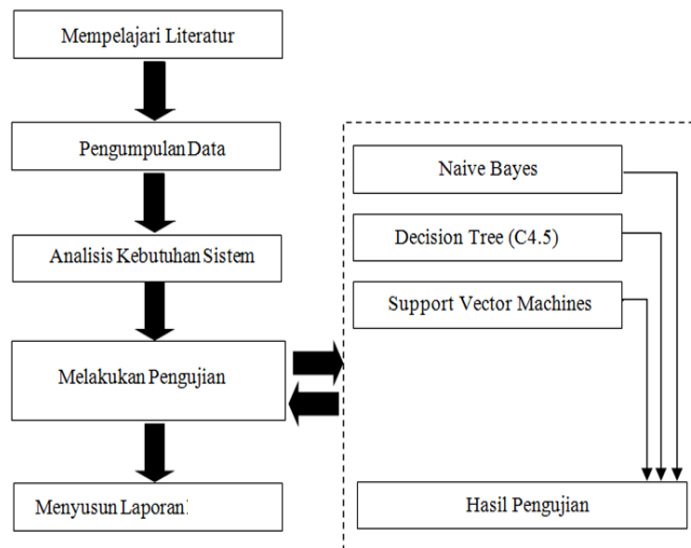
Jagung adalah pangan padi-padian yang sangat penting dalam pola konsumsi masyarakat Indonesia sejak lama[1]. Selain itu, Jagung juga merupakan bagian dari subsektor tanaman pangan yang memberikan andil bagi pertumbuhan industri hulu dan pendorong industri hilir yang kontribusinya pada pertumbuhan ekonomi nasional cukup besar. Tanaman jagung juga merupakan salah satu komoditi strategis dan bernilai ekonomis serta mempunyai peluang untuk dikembangkan karena kedudukannya sebagai sumber utama karbohidrat dan protein setelah beras. Di beberapa daerah di Indonesia, jagung dijadikan sebagai bahan pangan utama juga sebagai sumber bahan pakan ternak dan memiliki andil terbesar dibandingkan dengan bahan lain[2]. Perusahaan PT. Indojoya Agrinusa, sebagai salah satu perusahaan pengolahan pakan ternak berbahan dasar jagung, berusaha untuk menjaga kualitas produk-produk terbaik yang akan dipasarkan. Seiring dengan pesatnya perkembangan teknologi dan informasi, tentu menjadi peluang besar bagi setiap dunia usaha untuk mengembangkan dan mempromosikan barang atau produk yang dihasilkan, kesemuanya tidak terlepas dari mutu ataupun kualitas yang menjadi tolak ukur pelanggan dalam memilih barang atau produk mana yang akan digunakan untuk keperluan masing-masing. Adapun masalah yang terdapat pada PT. Indojoya Agrinusa adalah belum adanya penentuan standar mutu jagung yang tersistem sehingga perusahaan lambat dalam menentukan standar mutu jagung sehingga cukup menghambat proses produksi pakan ternak pada perusahaan tersebut. Serta diperlukan perbaikan terhadap sistem pengambilan keputusan yang sedang berjalan pada PT. Indojoya Agrinusa. Pada Penelitian terdahulu, telah dilakukan pengujian menggunakan teknik data mining dengan penerapan metode Naive Bayes dalam menentukan standar mutu jagung. Metode Naïve Bayes ini telah banyak digunakan diberbagai bidang[3][4][5] untuk mengatasi berbagai penggalan informasi. di mana pada penelitian terdahulu, penerapan metode ini menghasilkan tingkat akurasi prediksi mutu jagung sebesar 82 %. Penentuan standar mutu jagung pada PT. Indojoya Agrinusa berdasarkan pada beberapa kriteria yang dijadikan acuan penentuan standar mutu jagung meliputi : Bau, Kadar Air, Butir Rusak dan Butir Warna Lain. Sementara itu, tingkat standar mutu jagung dibagi menjadi 4 tingkatan : Mutu Tingkat pertama yaitu mutu jagung paling baik, kemudian ada mutu tingkat kedua, tingkat ketiga dan tingkat keempat.

Pada penelitian ini akan diuji beberapa metode/algoritma data mining, yaitu metode Naive Bayes dan Metode Decision Tree (C4.5). selain metode naïve bayes, Metode Decision Tree (C 4.5) dan Support Vector Machine (SVM) juga telah banyak diimplementasikan dalam menggali informasi dari tumpukan data[6-9], pada penelitian ini akan dilakukan pengujian dari ketiga metode tersebut untuk menganalisis algoritma/metode data mining mana yang memiliki akurasi terbaik dalam menentukan standar mutu jagung, sehingga hasil akurasinya dapat dijadikan acuan atau dasar dalam pembuatan sistem pendukung keputusan yang dapat membantu perusahaan tersebut dalam menentukan standar mutu jagung yang nantinya akan memudahkan proses penentuannya sehingga waktu produksi pakan ternak lebih teratur dan efisien.

## 2. METODE PENELITIAN

### 2.1 Tahapan Penelitian

Berikut adalah penjabaran urutan – urutan kegiatan penelitian dilihat pada gambar 1 :



Gambar 1 Alur Penelitian

Adapun penjelasan dari gambar di atas sebagai berikut :

#### 1. Mempelajari Literatur

Pada tahap ini, peneliti melakukan literatur review untuk mempelajari serta melakukan eksplorasi lebih dalam dan menggali permasalahan yang sedang diteliti. Literatur atau referensi ini akan menjadi pedoman untuk melakukan penelitian agar membantu dan memudahkan proses penelitian. Dari tahap ini, peneliti akan menentukan tujuan yang akan dicapai pada penelitian ini.

#### 2. Pengumpulan Data

Metode pengumpulan data dilakukan secara kolektif, adapun data yang akan diteliti pada penelitian ini adalah data buah jagung. Dimana data criteria yang menjadi acuan dalam penentuan standar mutu jagung meliputi meliputi : Bau, Kadar Air, Butir Rusak dan Butir Warna Lain. Sementara itu, tingkat standar mutu jagung dibagi menjadi 4 tingkatan : Mutu Tingkat pertama yaitu mutu jagung paling baik, kemudian ada mutu tingkat kedua, tingkat ketiga dan tingkat keempat.

#### 3. Analisis Kebutuhan Sistem

Pada tahap ini data yang telah dikumpulkan akan dianalisis, untuk mendata kebutuhan apa saja yang dibutuhkan pada penelitian ini. Baik secara fisik maupun sistem.

#### 4. Melakukan Pengujian

Pada tahap ini, dilakukan pengolahan data yang telah dikumpulkan, dimana hal tersebut dilakukan untuk mencari hubungan antara setiap variabel/kriteria yang mendukung dalam penentuan standar mutu jagung dengan melakukan pengujian menggunakan metode Naïve Bayes, Decision Tree (C4.5) dan Support Vector Machine (SVM) dengan tujuan untuk menghasilkan tingkat akurasi prediksi yang digunakan sebagai dasar pembuatan sistem pendukung keputusan menentukan standar mutu jagung.

## 5. Menyusun Laporan

Setelah tahap pengujian dilakukan, maka hasil pengujian tersebut akan didokumentasikan dalam bentuk laporan sebagai bahan acuan dalam mendukung pengambil keputusan.

## 2.2 Naïve Bayes

Naive Bayes merupakan sebuah metode klasifikasi probabilistik sederhana yang menghitung sekumpulan probabilitas dengan menjumlahkan frekuensi dan kombinasi nilai dari dataset yang diberikan. Algoritma menggunakan teorema Bayes dan mengasumsikan semua atribut independen atau tidak saling ketergantungan yang diberikan oleh nilai pada variabel kelas [10]. Naive Bayes didasarkan pada asumsi penyederhanaan bahwa nilai atribut secara kondisional saling bebas jika diberikan nilai output. Dengan kata lain, diberikan nilai output, probabilitas mengamati secara bersama adalah produk dari probabilitas individu. Persamaan dari Naive Bayes adalah [3]:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) \cdot P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Di mana,  $P(H|X)$  adalah Probabilitas hipotesis H berdasar kondisi X (posteriori probabilitas),  $P(X|H)$  adalah Probabilitas X berdasarkan kondisi pada hipotesis H,  $P(H)$  adalah Probabilitas hipotesis H (prior probabilitas) serta  $P(X)$  adalah Probabilitas X, dengan ketentuan X adalah Data dengan class yang belum diketahui dan H adalah Hipotesis data merupakan suatu class spesifik. Untuk menjelaskan metode Naive Bayes, proses klasifikasi memerlukan sejumlah petunjuk untuk menentukan kelas apa yang cocok bagi sampel yang dianalisis tersebut. Karena itu, metode Naive Bayes di atas disesuaikan sebagai berikut :

$$Posterior = \frac{prior \times likelihood}{evidence} \quad (2)$$

Dimana, Posterior merupakan peluang masuknya sampel karakteristik tertentu dalam kelas tertentu, prior merupakan peluang munculnya kelas tertentu dan likelihood merupakan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel pada kelas tertentu serta evidence merupakan peluang kemunculan karakteristik-karakteristik sampel secara global. Untuk klasifikasi dengan data kontinyu digunakan rumus Densitas Gauss :

$$P(X = x_i | Y = y_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{ij}} e^{-\frac{(x_i - \mu_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2}} \quad (3)$$

Di mana, P adalah Peluang,  $X_i$  adalah Atribut ke i,  $x_i$  adalah Nilai atribut ke i, Y adalah Kelas yang dicari,  $y_i$  adalah Sub kelas Y yang dicari,  $\mu$  adalah nilai mean, menyatakan rata – rata dari seluruh atribut dan  $\sigma$  adalah Deviasi standar, menyatakan varian dari seluruh atribut.

## 2.3 Decision Tree (C 4.5)

Decision tree adalah klasifikasi yang dinyatakan sebagai partisi rekursif instance ruang, dapat disebut juga sebagai pohon berakar. Pohon keputusan ini terdiri dari simpul yang membentuk pohon yang berakar, artinya itu adalah pohon yang diarahkan dengan simpul yang disebut akar yang tidak masuk tepi. Semua simpul lain memiliki satu tepi yang masuk. Sebuah

simpul dengan keluar tepi disebut node internal atau uji. Semua node lainnya disebut daun juga dikenal sebagai node terminal atau keputusan. Di pohon keputusan, masing-masing simpul internal membagi ruang menjadi dua atau lebih sub-ruang [11]. Salah satu metode decision tree adalah C4.5. Ada beberapa tahap dalam membuat sebuah pohon keputusan dengan algoritma C4.5 yaitu :

1. Mempersiapkan data training, dapat diambil dari data histori yang pernah terjadi sebelumnya dan sudah dikelompokkan dalam kelas-kelas tertentu.
2. Menentukan akar dari pohon dengan menghitung nilai gain yang tertinggi dari masing-masing atribut atau berdasarkan nilai index entropy terendah. Sebelumnya dihitung terlebih dahulu nilai index entropy, dengan rumus[12].

$$Entropy(S) = - \sum_{j=1}^C p(S,j) \log p(S,j) \quad (4)$$

Dimana  $C$  menunjukkan jumlah kelas, dan  $p(S,j)$  adalah proporsi instance dalam  $S$  yang ditugaskan ke kelas  $j$ .

3. Untuk menghitung nilai gain suatu atribut digunakan rumus seperti yang tertera dalam persamaan berikut

$$Gain(S,T) = Entropy(S) - \sum_{values(T_j)} \frac{|T_{S,v}|}{|T_S|} Entropy(S_v) \quad (5)$$

di mana Nilai  $T_S$  adalah himpunan nilai  $S$  di  $T$ ,  $T_S$  adalah himpunan bagian dari  $T$  yang diinduksi oleh  $S$ , dan  $T_{S,v}$  adalah himpunan bagian dari  $T$  di mana atribut  $S$  memiliki nilai  $v$ .

## 2.4 Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah algoritma supervised learning yang kuat, serta telah diaplikasikan diberbagai bidang seperti pada bidang biofotonik, pengenalan pola, dan klasifikasi [13-14]. Awalnya, SVM dikembangkan untuk dua klasifikasi kelas tetapi salah satu nya dapat diterapkannya pada masalah yang melibatkan beberapa kelas dengan menggunakan strategi one-versus-one dan one-versus-all. Dalam kasus masalah biner, tujuan dasar SVM adalah untuk menentukan batas antara kelompok data dan untuk memaksimalkan jarak garis batas (atau memisahkan hyperplane jika ada beberapa dimensi) dari titik data yang terletak paling dekat dengannya. Titik data terdekat ini, yang terletak di kedua sisi garis atau hyperplane, disebut sebagai vektor dukungan. Ini mengarah pada kemampuan generalisasi yang baik dari classifier yang berpotensi dapat menghasilkan hasil yang lebih baik pada sampel yang tidak terlihat. Dalam hal data yang tidak dapat dipisahkan secara linier, fungsi matematika (juga disebut fungsi kernel) digunakan untuk mengubah data ke ruang dimensi yang lebih tinggi sehingga dapat dipisahkan secara linear di ruang baru. Untuk masalah yang terpisah secara linear, persamaan SVM linear dapat ditulis sebagai [14]:

$$f(x) = \sum_{i=0}^N a_i y_i x_i^T \cdot x + \beta_0 \quad (6)$$

di mana  $x_i$  adalah instan dengan label  $y_i$ ,  $\alpha$  merupakan pengali Lagrange dan  $\beta_0$  merupakan bias. Untuk masalah yang tidak dapat dipisahkan secara linear, persamaan di atas dapat dimodifikasi untuk kernel SVM sebagai:

$$f(x) = \sum_{i=0}^N \alpha_i y_i K(x_i, x) + \beta_0 \quad (7)$$

Di sini  $N$  mewakili jumlah support vectors, sedangkan  $K(x_i, x)$  adalah fungsi kernel

### 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap pembahasan, data yang diperoleh akan diuji dengan beberapa metode/algorithm, namun sebelum melakukan pengujian, data yang diperoleh akan disaring (*data cleaning*) untuk meniadakan data yang tidak diperlukan sesuai dengan kriteria-kriteria yang dibutuhkan. Sementara itu hasil dari proses *data cleaning* akan dijadikan sebagai data latih (*data training*), data latih di atas diperoleh dari data penetapan standar mutu jagung yang telah dilakukan oleh pihak PT. Indojoya Agrinusa sebelumnya yang akan dijadikan dasar dalam penentuan pola klasifikasi dari beberapa metode Data Mining yang digunakan pada penelitian ini. adapun data latih yang telah dihasilkan dapat dilihat pada tabel 1 berikut :

Tabel 1. Data Latih Penentuan Standar Mutu Jagung

No	Bau	Kadar Air	Butir Rusak	Butir Warna Lain	Mutu
1	Tidak Berbau	Rendah	Sedikit	Sedikit	I
2	Tidak Berbau	Sedang	Sedikit	Sedikit	I
3	Tidak Berbau	Tinggi	Sedikit	Sedikit	I
4	Berbau Asam	Rendah	Sedikit	Sedikit	I
5	Berbau Asam	Sedang	Sedikit	Sedikit	II
6	Berbau Asam	Tinggi	Sedikit	Sedikit	II
7	Berbau Asing	Rendah	Sedikit	Sedikit	III
8	Berbau Asing	Sedang	Sedikit	Sedikit	III
9	Berbau Asing	Tinggi	Sedikit	Sedikit	III
10	Tidak Berbau	Rendah	Sedikit	Sedang	I
11	Tidak Berbau	Sedang	Sedikit	Sedang	I
12	Tidak Berbau	Tinggi	Sedikit	Sedang	I
13	Berbau Asam	Rendah	Sedikit	Sedang	I
14	Berbau Asam	Tinggi	Sedikit	Sedang	III
15	Berbau Asam	Sedang	Sedikit	Sedang	II
16	Berbau Asing	Rendah	Sedikit	Sedang	III
17	Berbau Asing	Tinggi	Sedikit	Sedang	IV
18	Berbau Asing	Sedang	Sedikit	Sedang	III
19	Tidak Berbau	Rendah	Sedikit	Banyak	II
20	Tidak Berbau	Sedang	Sedikit	Banyak	II
...	...	...	...	....	...
100	Berbau Asam	Rendah	Banyak	Sedikit	IV

Berdasarkan tabel 1 di atas, Telah dilakukan pengujian dengan beberapa metode antara lain metode Naïve Bayes, Decision Tree (C 4.5) dan Support Vector Machine (SVM). Pengujian pertama dilakukan dengan 80 data uji, di mana hasil klasifikasi dari metode-metode data Mining tersebut dapat dilihat pada tabel 2 berikut ini :

Tabel 2 Perbandingan Hasil Akurasi pada Pengujian 80 Data

Methods	Correctly Classified Instances	Uncorrectly Classified Instances	Correctly Classified Percentage	Uncorrectly Classified Percentage
Naïve Bayes (NB)	66	14	82.5%	17.5%
Decision Tree (C 4.5)	68	12	85%	15%
Support Vector Machine (SVM)	75	5	93.75%	6.25%

Dari pengujian ke 80 data di atas, didapatkan hasil akurasi untuk metode Naïve Bayes adalah sebesar 82.5% atau ada 66 dari 80 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara ada 14 dari 80 data yang gagal diklasifikasi dengan benar atau persentasi error untuk metode tersebut adalah sekitar 17.5%. di sisi lain, untuk metode Decision Tree (C 4.5), terdapat 68 dari 80 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar atau persentase keberhasilannya sekitar 85%, selanjutnya dari 80 data terdapat 12 data yang gagal diklasifikasikan dengan benar atau persentasi error metode tersebut sekitar 15%. Kemudian, untuk metode Support Vector Machine (SVM) didapatkan persentase keberhasilan sebesar 93.75% di mana terdapat 75 dari 80 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya terdapat 5 dari 80 data yang gagal diklasifikasikan dengan persentase error sebesar 6.25%. pada table 3 berikut dapat dilihat hasil pengujian dengan menggunakan 100 data.

Tabel 3 Perbandingan Hasil Akurasi pada Pengujian 100 Data

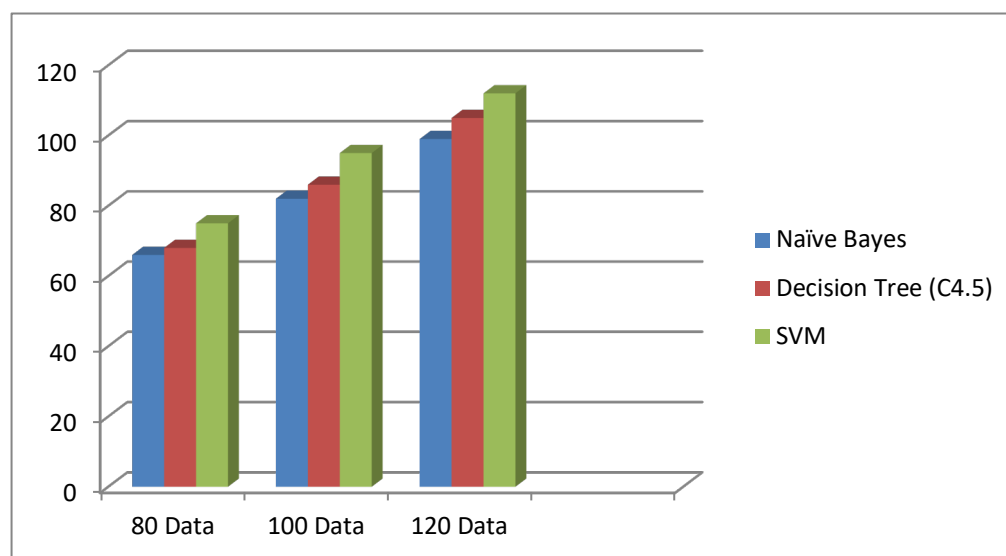
Methods	Correctly Classified Instances	Uncorrectly Classified Instances	Correctly Classified Percentage	Uncorrectly Classified Percentage
Naïve Bayes (NB)	82	18	82%	18%
Decision Tree (C 4.5)	86	14	86%	14%
Support Vector Machine (SVM)	95	5	95%	5%

Untuk pengujian ke 100 data di atas, didapatkan hasil akurasi untuk metode Naïve Bayes adalah sebesar 82% atau ada 82 dari 100 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara ada 18 dari 100 data yang gagal diklasifikasi dengan benar atau persentasi error untuk metode tersebut adalah sekitar 18%. di sisi lain, untuk metode Decision Tree (C 4.5), terdapat 86 dari 100 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar atau persentase keberhasilannya sekitar 86%, selanjutnya dari 80 data terdapat 14 data yang gagal diklasifikasikan dengan benar atau persentasi error metode tersebut sekitar 14%. Kemudian, untuk metode Support Vector Machine (SVM) didapatkan persentase keberhasilan sebesar 95% di mana terdapat 95 dari 100 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya terdapat 5 dari 100 data yang gagal diklasifikasikan dengan persentase error sebesar 5%. pada table 4 berikut dapat dilihat hasil pengujian terakhir dengan menggunakan 120 data.

Tabel 4 Perbandingan Hasil Akurasi pada Pengujian 120 Data

Methods	Correctly Classified Instances	Uncorrectly Classified Instances	Correctly Classified Percentage	Uncorrectly Classified Percentage
Naïve Bayes (NB)	99	21	82.5%	17.5%
Decision Tree (C 4.5)	105	15	87.5%	12.5%
Support Vector Machine (SVM)	112	8	93.33%	6.67%

pada pengujian ke 120 data di atas, didapatkan hasil akurasi untuk metode Naïve Bayes adalah sebesar 82.5% atau ada 99 dari 120 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara ada 21 dari 120 data yang gagal diklasifikasi dengan benar atau persentasi error untuk metode tersebut adalah sekitar 17.5%. di sisi lain, untuk metode Decision Tree (C 4.5), terdapat 105 dari 120 data yang berhasil diklasifikasikan dengan benar atau persentase keberhasilannya sekitar 87.5%, selanjutnya dari 120 data terdapat 15 data yang gagal diklasifikasikan dengan benar atau persentasi error metode tersebut sekitar 12.5%. Kemudian, untuk metode Support Vector Machine (SVM) didapatkan persentase keberhasilan sebesar 93.33% di mana terdapat 112 dari 120 data berhasil diklasifikasikan dengan benar, sementara hanya terdapat 8 dari 120 data yang gagal diklasifikasikan dengan persentase error sebesar 6.67%. adapun diagram yang menggambarkan rekapitulasi hasil pengujian dari ketiga metode di atas dapat dilihat pada gambar 2 berikut ini :



Gambar 2 Diagram Hasil Rekapitulasi Pengujian Metode

Berdasarkan gambar di atas, dapat dilihat hasil akurasi metode Support Vector Machine (SVM) lebih baik dibandingkan dengan Metode Naïve Bayes maupun Decision Tree(C 4.5). dengan hasil persentase rata-rata dari 3 (tiga) kali pengujian menggunakan jumlah data yang berbeda, didapatkan persentase keberhasilan metode Support Vector Machine sebesar 94.03%, sementara itu, persentase rata-rata untuk keakuratan hasil klasifikasi metode Decision Tree (C 4.5) adalah sebesar 86.17% dan yang terakhir persentase keberhasilan rata-rata untuk metode Naïve Bayes adalah sebesar 82.33%.



#### 4. KESIMPULAN

Setelah melakukan pengujian pada penelitian ini, maka ada beberapa kesimpulan yang dapat diambil antara lain:

1. untuk menentukan standar mutu jagung diperlukan beberapa kriteria pendukung yang dijadikan acuan meliputi kriteria Bau, Kadar Air, Butir Rusak dan Butir Warna Lain, setiap kriteria memiliki nilai yang dijadikan sebagai dasar dalam melakukan pengujian menggunakan beberapa metode data mining untuk menggali informasi di dalamnya pada penelitian ini seperti Support Vector Machine (SVM), Metode Naïve Bayes maupun Decision Tree.
2. Hasil pengujian pada kasus penentuan standar mutu jagung berdasarkan beberapa variasi jumlah data, disimpulkan bahwa pengujian menggunakan pendekatan metode Support Vector Machine (SVM) lebih baik dibandingkan metode Metode Naïve Bayes maupun Decision Tree (C4.5), dengan nilai persentase keakuratan hasil klasifikasi sebesar 94.03% lebih besar dibandingkan nilai persentase hasil klasifikasi metode Metode Naïve Bayes yang hanya sebesar 82.33% maupun Decision Tree (C4.5) sebesar 86.17% untuk rata-rata hasil pengujian yang dilakukan dengan 80 data, 100 data dan 120 data. dengan begitu, pendekatan dengan metode Support Vector Machine (SVM) dapat digunakan dalam membangun sistem pendukung keputusan untuk menentukan standar mutu jagung yang akan memudahkan pihak perusahaan dan mempercepat proses produksi pakan ternak.

#### 5. SARAN

Berdasarkan kesimpulan di atas, terdapat beberapa saran yang telah dirangkum untuk dapat dikembangkan pada penelitian berikutnya meliputi : pertama, sebaiknya dilakukan pengujian kembali menggunakan metode lain selain metode data mining yang digunakan pada penelitian ini untuk menemukan metode yang lebih efektif dan akurat dalam menentukan standar mutu jagung serta sebaiknya juga menambahkan data latih (*Data Training*) dan Data uji (*Data Tested*) agar hasil pengujian metode data mining yang digunakan lebih baik dan akurat. Kedua, adanya aplikasi ataupun teknologi yang mampu menerapkan pendekatan metode data mining tersebut (*Support Vector Machine*) dalam menentukan standar mutu jagung secara otomatis sehingga akan lebih memudahkan perusahaan dalam memilih dan memilah bahan dasar jagung berdasarkan standar mutu nya dengan lebih efektif dan efisien.

#### UCAPAN TERIMA KASIH

Peneliti mengucapkan banyak terima kasih kepada Direktorat Riset dan Pengabdian Masyarakat Direktorat Jenderal Penguatan Riset dan Pengembangan Kementerian Riset, Teknologi dan Pendidikan Tinggi Republik Indonesia (KEMENRISTEKDIKTI) yang telah mendanai penelitian ini.

#### DAFTAR PUSTAKA

- [1] Sumarwan, U. (2016). Perubahan Pola Konsumsi Pangan Beras, Jagung dan Terigu Konsumen Indonesia Periode 1999-2009 dan Implikasinya Bagi Pengembangan Bahan Bakar Ramah Lingkungan Berbasis Pangan. *Jurnal Pangan*, 19(2), 157-168.

- [2] Dewanto, F. G., Londok, J. J., Tuturoong, R. A., & Kaunang, W. B. (2017). Pengaruh Pemupukan Anorganik Dan Organik Terhadap Produksi Tanaman Jagung Sebagai Sumber Pakan. *Zootec*, 32(5).
- [3] Saleh, A., & Nasari, F. Implementation Equal-Width Interval Discretization in Naive Bayes Method for Increasing Accuracy of Students' Majors Prediction. *Lontar Komputer: Jurnal Ilmiah Teknologi Informasi*, 104-113.
- [4] Harahap, F., Harahap, A. Y. N., Ekadiansyah, E., Sari, R. N., Adawiyah, R., & Harahap, C. B. (2018, August). Implementation of Naïve Bayes Classification Method for Predicting Purchase. In 2018 6th International Conference on Cyber and IT Service Management (CITSM) (pp. 1-5). IEEE.
- [5] Jiang, W., Shen, Y., Ding, Y., Ye, C., Zheng, Y., Zhao, P., ... & Zhang, X. (2018). A naive Bayes algorithm for tissue origin diagnosis (TOD-Bayes) of synchronous multifocal tumors in the hepatobiliary and pancreatic system. *International journal of cancer*, 142(2), 357-368.
- [6] Perea, R. G., Poyato, E. C., Montesinos, P., & Díaz, J. R. (2019). Prediction of irrigation event occurrence at farm level using optimal decision trees. *Computers and Electronics in Agriculture*, 157, 173-180.
- [7] Maji, S., & Arora, S. (2019). Decision Tree Algorithms for Prediction of Heart Disease. In *Information and Communication Technology for Competitive Strategies* (pp. 447-454). Springer, Singapore.
- [8] Khan, S., Ullah, R., Khan, A., Ashraf, R., Ali, H., Bilal, M., & Saleem, M. (2018). Analysis of hepatitis B virus infection in blood sera using Raman spectroscopy and machine learning. *Photodiagnosis and photodynamic therapy*, 23, 89-93.
- [9] Manavalan, B., Shin, T. H., & Lee, G. (2018). PVP-SVM: sequence-based prediction of phage virion proteins using a support vector machine. *Frontiers in microbiology*, 9, 476.
- [10] Patil, T. R., Sherekar, M. S., 2013, Performance Analysis of Naive Bayes and J48 Classification Algorithm for Data Classification, *International Journal of Computer Science and Applications*, Vol. 6, No. 2, Hal 256-261
- [11] Haris, M., Hidayat, B., & Oscandar, F. (2019). Deteksi Usia Berdasarkan Citra Panoramik Pulpa Gigi Molar Pertama Mandibula Dengan Menggunakan Discrete Wavelet Transform (dwt) Dan Klasifikasi Decision Tree. *eProceedings of Engineering*, 6(1).
- [12] Dai, W., & Ji, W. (2014). A mapreduce implementation of C4. 5 decision tree algorithm. *International journal of database theory and application*, 7(1), 49-60.
- [13] E. Widjaja, W. Zheng, and Z. Huang, "Classification of colonic tissues using near-infrared Raman spectroscopy and support vector machines," *Int. J. Oncol.* 32(3), 653–662 (2008)
- [14] M. Tahir, A. Khan, and A. Majid, "Protein subcellular localization of fluorescence imagery using spatial and transform domain features," *Bioinformatics* 28(1), 91–97 (2012)