

LAPORAN TUGAS BESAR DATA MINING

Klasifikasi Biji Kismis Menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk Memudahkan Pekerjaan Karyawan

Arfyani Deiaستی¹⁾, Alpina Damayanti²⁾, Bintang Annisa Maharani³⁾, Hanna Septiani⁴⁾

Program Studi Sains Data, Jurusan Sains, Institut Teknologi Sumatera

Email : arfyani.120450006@student.itera.ac.id¹⁾, alpina.120450054@student.itera.ac.id²⁾,
bintang.120450002@student.itera.ac.id³⁾, hanna.120450064@student.itera.ac.id⁴⁾

Abstrak

Kismis merupakan buah yang bernutrisi dimana dalam setiap 40 gram kismis terdapat kandungan karbohidrat sebanyak 28.5 gram. Karbohidrat tersebut dijadikan sebagai sumber energi untuk setiap orang yang mengkonsumsinya. Ada beberapa jenis kismis diantaranya besni dan kecimen yang diproduksi oleh Negara Turki. Kedua jenis tersebut akan diklasifikasikan dan dikembangkan melalui metode klasifikasi. Metode klasifikasi yang sangat baik dibandingkan metode konvensional, adalah metode Support Vector Machine (SVM). SVM merupakan metode klasifikasi *supervised learning*. Metode SVM merupakan algoritma yang bekerja menggunakan pemetaan nonlinear untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Tujuan penelitian adalah mendapatkan model klasifikasi yang mempunyai akurasi tinggi atau error yang kecil dalam melakukan klasifikasi jenis biji kismis untuk membantu para karyawan. Tahap akhir dari klasifikasi kismis dengan menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy*. Dalam perhitungan ini sekaligus dikonversikan kedalam bentuk persentase. Dimana untuk *precision* dengan nilai 0.84 atau 84%, *recall* dengan nilai 0,93 atau 34%, dan *accuracy* dengan nilai 0.88 atau 88%. Hasil pada akurasi model sudah mencapai tingkat yang sangat baik yaitu 88% dari maksimal akurasi 100%. Artinya klasifikasi biji kismis dengan menggunakan metode SVM berhasil.

Kata Kunci : Klasifikasi Kismis, *Supervised Learning*, SVM

I. PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Kismis adalah sumber karbohidrat terkonsentrasi dan camilan bergizi, mengandung antioksidan, kalium, serat, dan zat besi. Turki adalah salah satu negara yang menempati urutan teratas dalam produksinya. Biasanya proses pemilihan biji kismis masih menggunakan cara-cara tradisional. Namun, ini bisa memakan waktu dan mahal. Selain itu, prosedur buatan manusia dari metode tradisional dapat menjadi tidak konsisten dan lebih tidak efisien. Situasi dan masalah negatif ini adalah alasan utama untuk mengembangkan metode alternatif dalam mengevaluasi

Salah satu studi yang dilakukan dalam beberapa tahun terakhir menggunakan SVM adalah Yu dkk. (2011), membaginya menjadi empat kelas menurut warna, bentuk, dan tingkat kerutan menggunakan support vector machine (SVM) untuk klasifikasi kismis. Dengan menggunakan fitur warna dan tekstur pada gambar kismis, mereka telah mencapai akurasi klasifikasi sekitar 95%, yang merupakan tingkat klasifikasi tertinggi oleh algoritma SVM. Berkaca pada studi kasus yang pernah dilakukan oleh peneliti sebelumnya maka penelitian kali ini berjudul klasifikasi biji kismis menggunakan Metode *Support Vector Machine* (SVM) untuk memudahkan pekerjaan karyawan.

Pada penelitian ini dikembangkan sistem machine vision untuk mengklasifikasikan varietas kismis Besni dan Kecimen yang diproduksi di Turki. Apakah dengan menggunakan SVM dapat membantu klasifikasi biji kismis, Lalu apa saja parameter SVM terbaik yang akan digunakan untuk mengklasifikasi biji kismis, dan bagaimana hasil dari model terbaik serta nilai akurasi yang diperoleh ?.

1.3 Data

Tabel 1. Dataset[illegible]

896	83248,000	430,077	247,839	0,817	85839,000	0,669	1129,072	Besni
897	87350,000	440,736	259,293	0,809	90899,000	0,636	1214,252	Besni
898	99657,000	431,707	298,837	0,722	106264,000	0,741	1292,828	Besni
899	93523,000	476,344	254,176	0,846	97653,000	0,659	1258,548	Besni
900	85609,000	512,082	215,272	0,907	89197,000	0,632	1272,862	Besni

Keterangan :

1. Area : Memberikan jumlah piksel dalam batas kismis.
1. Perimeter : Ini mengukur lingkungan dengan menghitung jarak antara batas kismis dan piksel di sekitarnya.
2. Major Axis Length : Memberikan panjang sumbu utama, yang merupakan garis terpanjang yang dapat ditarik pada kismis.
3. Minor Axis Length : Memberikan panjang sumbu kecil, yang merupakan garis terpendek yang dapat ditarik pada kismis.
4. Eksentrisitas : Ini memberikan ukuran eksentrisitas elips, yang memiliki momen yang sama dengan kismis.
5. Area Cembung : Memberikan jumlah piksel kulit cembung terkecil dari wilayah yang dibentuk oleh kismis.
6. Luas : Memberikan rasio wilayah yang dibentuk oleh kismis dengan total piksel dalam kotak pembatas.
7. Kelas : Kecimen dan Besni kismis

II. METODE

2.1 Gambaran Umum

Metode yang digunakan dalam klasifikasi biji kismis adalah algoritma SVM. SVM adalah salah satu metode alternatif yang merupakan metode klasifikasi supervised learning. Metode SVM merupakan algoritma yang bekerja menggunakan pemetaan nonlinear untuk mengubah data pelatihan asli ke dimensi yang lebih tinggi. Contoh metode learning yang memanfaatkan **kernel function** adalah SVM yaitu berupa *supervised learning* dan *binary classification*. SVM banyak diterapkan untuk menyelesaikan berbagai persoalan linear dan nonlinear yang terkait dengan **classification**. Terdapat karakteristik SVM sebagai berikut :

- a. Bersifat non-probabilistic
- b. Membagi data menjadi dua kategori
- c. Masing-masing kelompok data dibatasi oleh hyperplane

Hyperplane merupakan pemisah terbaik antara kedua kelas untuk mendapatkan hasil terbaik pada *input space* di SVM dengan mengukur margin *hyperplane* tsb dan mencari titik

maksimalnya. Jarak antara *hyperplane* tersebut dengan *pattern* terdekat dari masing-masing *class* disebut *margin*. Support Vector merupakan *Pattern* yang paling dekat.

Misalkan terdapat $\{x_1, \dots, x_n\}$ adalah data set dan $y_i \in \{+1, -1\}$ adalah label kelas dari data x_i maka kelas dari data pengujian x dapat ditentukan berdasarkan nilai dari fungsi keputusan:

Keterangan :

$$f(x_d) = \sum_{i=1}^{ns} a_i y_i x_i x_d + b, \quad (1)$$

x_i = support vector

ns = jumlah support vector

x_d = data yang akan diklasifikasikan.

Dalam mengatasi permasalahan yang tidak bisa diklasifikasikan menggunakan linear SVM, kita dapat memodifikasikan cara dengan menambahkan fungsi *kernel* didalamnya. Karena, dengan memetakan data x ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi dengan fungsi $\Phi(x)$ sehingga pada ruang vektor yang baru ini, *hyperplane* dapat di konstruksikan. Selanjutnya, perhitungan untuk menemukan titik-titik support vektornya bergantung pada dot product dari data yang sudah ditransformasikan pada ruang berdimensi yang baru. Namun, Sulitnya menemukan fungsi transformasi dari Φ . Oleh karena itu, menurut **Mercer** perhitungan dot product tersebut dapat digantikan dengan fungsi kernel (x_i, x_j) dimana fungsi tersebut mendefinisikan transformasi Φ secara implisit. Inilah yang disebut dengan “kernel trick”. Yang dirumuskan dengan :

$$(x_i, x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j) \quad (2)$$

Sehingga, klasifikasi data x :

$$\begin{aligned} f(\Phi(x)) &= \sum_{i=1, x_i \in SV}^n a_i y_i \Phi(x) \cdot \Phi(x_i) \\ &= \sum_{i=1, x_i \in SV}^n a_i y_i K(x, x_i) + b \end{aligned} \quad (3)$$

Kernel yang biasa digunakan :

- Kernel Polynomial

$$(x_i, x_j) = (x_i x_j + 1)$$

- Kernel Gaussian

$$K(x_i, x_j) = \exp(- \|x_i - x_j\|^2 / 2a^2)$$

- Kernel Sigmoid

$$(x_i, x_j) = \tanh(ax_i x_j + \beta)$$

Algoritma SVM

1. Inisialisasi, $\alpha_i = 0$

2. Hitung matriks $D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda^2)$

3. Lakukan 3 langkah untuk $i = 1, 2, \dots, l$

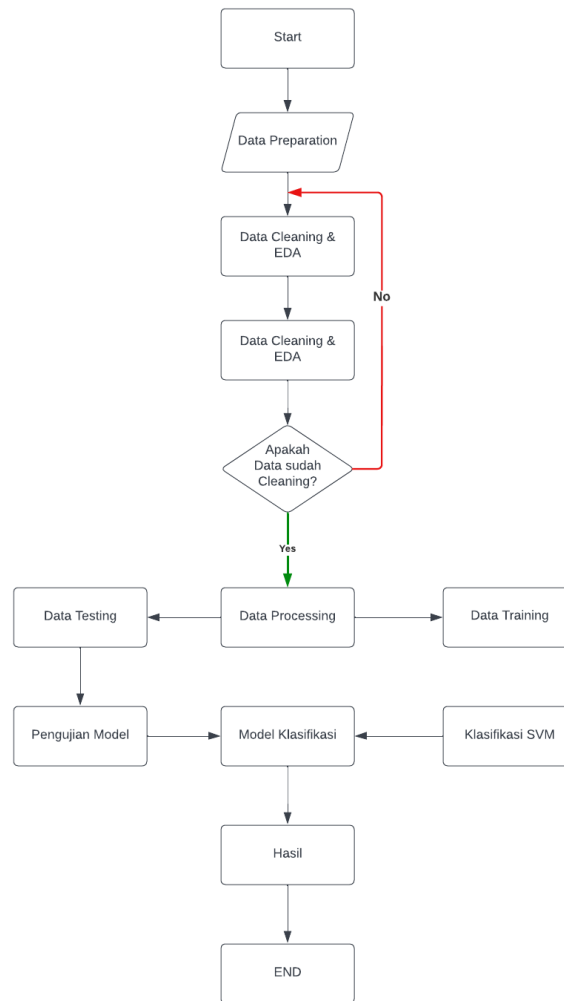
$$\text{a. } E_i = \sum_{j=1}^l \alpha_j D_{ij} \quad (4)$$

$$\text{b. } \delta\alpha_i = \min\{\max[\gamma(1 - E_1), -\alpha_i], C - \alpha_i\} \quad (5)$$

$$\text{c. } \alpha_i = \alpha_i + \delta\alpha_i \quad (6)$$

4. Kembali ke langkah 2 sampai α mencapai konvergen

2.2 Flowchart sistem



Gambar 1. Flowchart System

Penjelasan flowchart adalah sebagai berikut :

1. Data Preparation

Pada tahap ini dilakukannya proses pencarian data, pemilihan data, penataan, hingga pengorganisasian data yang disimpan dan akan dipersiapkan untuk memudahkan proses penambangan (*mining*). Dimana salah satu tahapannya adalah import data yang digunakan dalam mempersiapkan data untuk tahap selanjutnya.

2. Data Cleaning dan EDA

Data cleaning adalah proses pembersihan data, dimana dilakukan pengecekan terhadap data untuk dilakukan sebuah tindakan. Misalnya penghapusan atau modifikasi data. Pada proses ini hal pertama yang dilakukan adalah mengubah nama masing-masing kolom, lalu mengecek tipe data, dan data yang kehilangan nilai. Selanjutnya melihat pendistribusian data apakah seimbang atau tidak.

EDA (Exploratory Data Analysis) adalah proses yang digunakan untuk mengetahui lebih jauh tentang dataset. Misalnya distribusi, frekuensi, korelasi, dan lainnya. Pada proses ini hal yang dilakukan adalah melihat korelasi antar setiap parameter dan pendistribusian tiap data berdasarkan jenis kelasnya dan juga tiap parameter dari data raisin.

3. Data Processing

Data Processing adalah rangkaian pengolahan untuk menghasilkan informasi atau menghasilkan pengetahuan dari data asli. Misalnya dapat berupa proses menghitung, membandingkan, mengklasifikasikan, mengurutkan, mengendalikan atau mencari di storage. Pada tahap ini dilakukan pengklasifikasian pada jenis kismis, dimana untuk Kecimen disimbolkan oleh 0 (nol), sedangkan Besni disimbolkan dengan 1 (satu).

4. Data Testing dan Data Training

Data pada algoritma ini umumnya dibagi menjadi 2 bagian, yaitu data training dan data testing. Data training nantinya akan digunakan untuk melatih algoritma dalam mencari model yang sesuai, sedangkan data testing akan dipakai untuk menguji dan mengetahui performa model yang didapatkan pada tahapan testing. Dilakukan pula split data menggunakan rasio sebesar 90% sebagai data training dan 10% sebagai data testing.

5. Pengujian Model

Tahap ini dilakukan dengan menguji data training dan juga data testing dalam model yang ingin digunakan yaitu SVM. Pengujian pertama menggunakan polynomial kernel dengan PBF kernel. Dimana pada pengujian ini disesuaikan juga dengan parameter yang ingin diuji. Contohnya adalah variabel, nilai c , dan juga γ . Pengujian model bertujuan untuk melihat nyata atau tidak pengaruh variabel yang dipilih terhadap variabel

6. Model klasifikasi

Tahap ini adalah tahap untuk melakukan klasifikasi pemodelan dengan parameter-parameter terbaik. Klasifikasi ini dapat dipertimbangkan berdasarkan fungsi, struktur, dan acuan waktu. Artinya pada proses ini menggunakan variabel, nilai c , dan nilai γ yang terbaik untuk mendapatkan nilai akurasi terbaik.

2.3 Evaluasi Matriks

Proses evaluasi ini menggunakan *Confusion Matrix* dengan *classification report* yang menghasilkan nilai *accuracy*, *precision*, dan *recall*. Dimana keberhasilan model dihitung dari jumlah perkiraan yang benar. *Accuracy* adalah persentase perbandingan data yang diprediksi benar dengan data keseluruhan. *Precision* adalah tingkat keakuratan antara data prediksi benar positif yang diminta dengan hasil prediksi yang diberikan oleh model. Sedangkan *recall* adalah keberhasilan model dalam menemukan kembali sebuah informasi.

2.4 Cross Validation

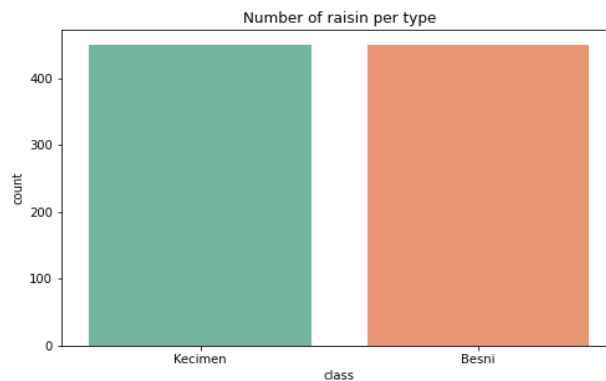
Pada tahap ini merupakan metode prediksi kesalahan yang dikembangkan dengan tujuan untuk meningkatkan kebenaran dalam proses klasifikasi. Proses ini juga disebut sebagai bahan

evaluasi kinerja model atau algoritma yang dipisah menjadi dua subset yaitu data proses pembelajaran atau data validasi/evaluasi.

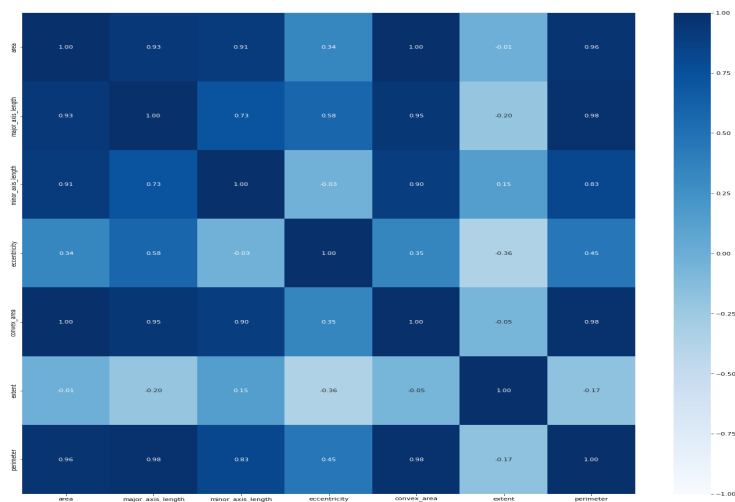
III. HASIL DAN ANALISIS

3.1 Hasil Data cleaning dan EDA

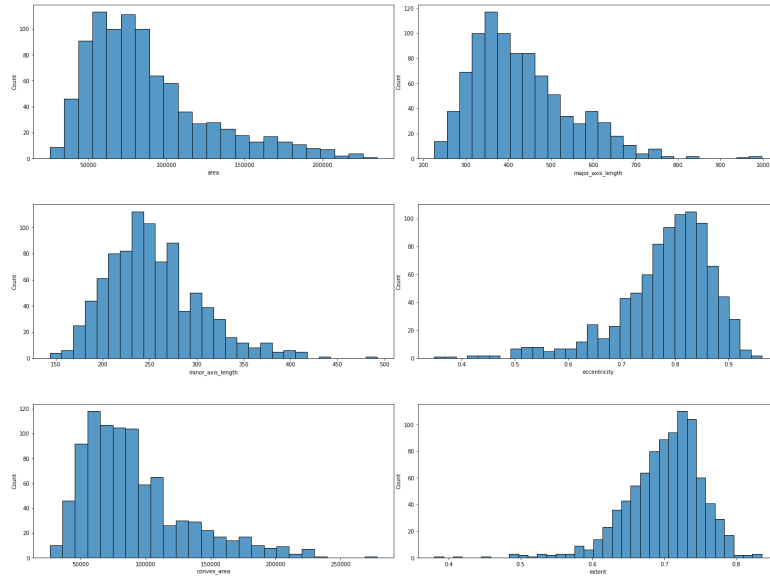
Tahap awal yang dilakukan sebelum ke processing data adalah proses pembersihan data. Hasil dari proses ini tidak ditemukannya data dengan tipe yang tidak sesuai. Semua data raisin terisi atau tidak ada yang kehilangan nilai. Pendistribusian data raisin juga merata atau disebut seimbang pada setiap class. Pada proses EDA dapat dilihat tingkat pendistribusian yang merata pada variabel class dapat dilihat pada **gambar 2** dimana untuk jenis kecimen dan besni sama-sama bernilai 450 data. Berdasarkan tabel korelasi tiap variabel di mana antara tiap variabel memiliki korelasi yang berbeda. Semakin gelap warna pada **gambar 3**, maka korelasinya akan semakin tinggi dan sebaliknya.



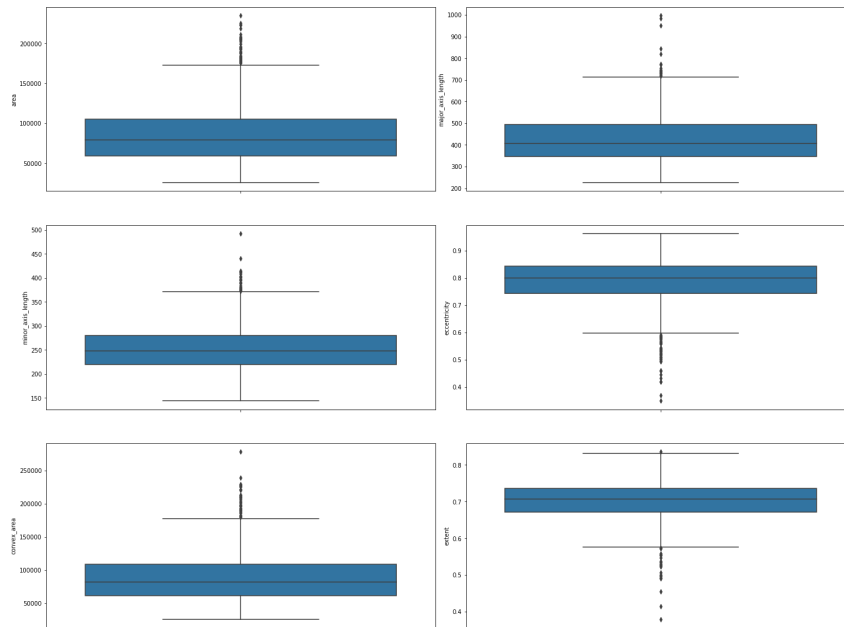
Gambar 2. Plot data raisin berdasarkan tipe



Gambar 3. Korelasi matrix antar variabel pada data raisin



Gambar 4. Plot distribusi nilai di setiap parameter data raisin



Gambar 5. Boxplot di setiap parameter data raisin

Pada hasil visualisasi **gambar 4** terlihat persebaran data dengan frekuensinya di masing-masing variabel yang ada pada dataset raisin. Bentuk plot cenderung hampir sama. Selanjutnya pada **gambar 5** menunjukkannya visualisasi boxplot. Dari visualisasi tersebut dapat terlihat outlier yang ada pada tiap-tiap variabel. Baik outlier maksimum ataupun minimum. Dari boxplot juga kita dapat melihat rata-rata tiap variabel, dimana untuk area dan juga convex area memiliki rata-rata yang hampir sama.

3.2 Hasil Preprocessing

Hasil penelitian yang telah diujikan pada tahap ini menggunakan metode klasifikasi SVM. Sebelum masuk ke tahap pengujian dilakukan tahap preprocessing. Dimulai dengan pemeriksaan struktur data, dimana semua kolom sudah memiliki tipe yang sesuai. Lalu mengubah data pada kolom class menjadi 0 dan 1. Dimana kecimen bernilai 0 dan besni bernilai 1. Berikut adalah hasil dari data set yang sudah dilakukan preprocessing.

Tabel 2. Dataset Model yang digunakan

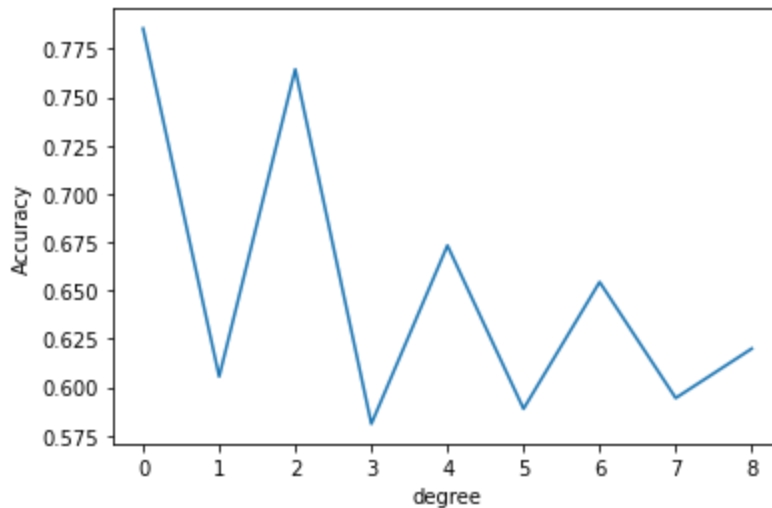
	area	major_axis_length	minor_axis_length	eccentricity	convex_area	extent	perimeter	class
1	87524,000	442,246	253,291	0,820	90546,000	0,759	1184,040	0
2	75166,000	406,691	243,032	0,802	78789,000	0,684	1121,786	0
3	90856,000	442,267	266,328	0,798	93717,000	0,638	1208,575	0
4	45928,000	286,541	208,760	0,685	47336,000	0,700	844,162	0
5	79408,000	352,191	290,828	0,564	81463,000	0,793	1073,251	0
...
896	83248,000	430,077	247,839	0,817	85839,000	0,669	1129,072	1
897	87350,000	440,736	259,293	0,809	90899,000	0,636	1214,252	1
898	99657,000	431,707	298,837	0,722	106264,000	0,741	1292,828	1
899	93523,000	476,344	254,176	0,846	97653,000	0,659	1258,548	1
900	85609,000	512,082	215,272	0,907	89197,000	0,632	1272,862	1

3.3 Tahap Hasil Pengujian

Setelah dilakukan preprocessing, lakukan pengujian dataset terhadap model SVM. Pertama untuk parameter pada model SVM kernel polynomial. Pengujian menggunakan kernel polinomial dari 1 sampai 9. Dilakukan pula split data menggunakan rasio sebesar 90% sebagai data training dan 10% sebagai data testing. Berikut hasil akurasi dari beberapa kernel polinomial yang digunakan pada pengujian.

Tabel 3. Hasil Akurasi pada parameter kernel polinomial

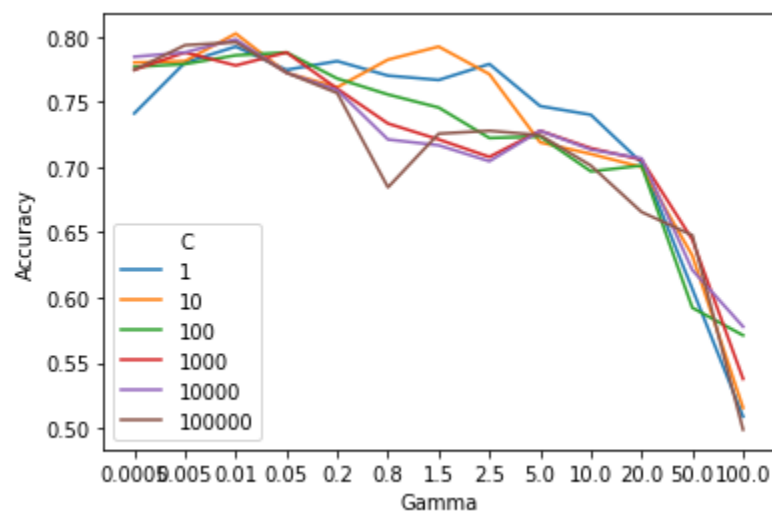
Kernel Polinomial	Hasil Akurasi
1	0.77
2	0.605
3	0.737
4	0.601
5	0.694
6	0.586
7	0.665
8	0.59
9	0.616



Gambar 6. Plot pengujian pada kernel polinomial

Dari hasil visualisasi **Gambar 6** yang didapat, bisa disimpulkan bahwa akurasi yang dengan menggunakan parameter kernel polinomial belum cukup baik. Dikarenakan akurasi tertinggi hanya pada nilai 0.77 atau 77%. Sedangkan yang diharapkan akurasi pada model bisa lebih dari 80%.

Pengujian dengan menggunakan parameter RBF kernel. Pada parameter ini menggunakan nilai gamma dengan spesifikasi 0.0005, 0.005, 0.01, 0.05, 0.2, 0.8, 1.5, 2.5, 5, 10, 20, 50, dan 100. Dengan nilai c yaitu 1, 10, 100, 1000, 10000, 100000. Dari pengujian parameter gamma dan nilai c diperoleh nilai akurasi yang belum sesuai dengan yang diharapkan. Dapat dilihat juga pada gambar 2 bahwa akurasi akan turun dengan cepat jika nilai gamma menurun, terlebih pada gamma 5. Sedangkan nilai c yang lebih besar tidak berarti akurasi akan lebih baik seperti yang terlihat pada gambar 2.



Gambar 3. Plot pengujian pada RBF kernel

Pengujian selanjutnya dengan menggunakan RBF kernel namun gamma yang digunakan konstan yaitu 0.05. dengan nilai c yaitu 1, 10, 100, 1000, 10000, 100000. Ditambahkan dengan nilai range hasil adalah 10 sehingga diperoleh hasil rata-rata akurasi 0.87 atau 87%. dari hasil ini sudah cukup baik namun diuji sekali lagi dengan c menggunakan nilai rata-ratanya dan gamma masih menggunakan 0.05.

Tabel 4. Hasil model dengan akurasi terbaik

	precision	recall	f1-score	support
Besni	0.84	0.93	0.88	45
Kecimen	0.93	0.82	0.87	45
accuracy			0.88	90
macro avg	0.88	0.88	0.88	90
weighted avg	0.88	0.88	0.88	90

Dari hasil pada Tabel 4 dapat dilihat nilai kinerja dari penggunaan metode *SVM* dengan menghitung nilai *precision*, *recall*, dan *accuracy*. Dalam perhitungan ini sekaligus dikonversikan kedalam bentuk persentase. Dimana pada class Besni untuk *precision* dengan nilai 0.84 atau 84%, *recall* dengan nilai 0.93 atau 93%, dan *accuracy* dengan nilai 0.88 atau 88%. Sedangkan pada class Kecimen untuk *precision* dengan nilai 0.93 atau 93%, *recall* dengan nilai 0.82 atau 82%, dan *accuracy* dengan nilai 0.87 atau 87%. Hasil pada akurasi model sudah mencapai tingkat yang sangat baik yaitu 88% dari maksimal akurasi 100%. Artinya nilai sebenarnya dengan nilai prediksi sudah hampir sesuai.

Tabel 5. Hasil Confusion matrix

42	3
8	37

Dari hasil tersebut dapat disimpulkan bahwa dari data test yang coba diprediksi terdapat 42 memprediksi benar bahwa biji tersebut berjenis besni, dan 3 lainnya memprediksi salah yang seharusnya berjenis besni tetapi diprediksi berjenis kecimen. Selanjutnya diprediksi terdapat 8 memprediksi salah bahwa biji tersebut berjenis besni yang seharusnya berjenis kecimen, dan 37 lainnya memprediksi benar memprediksi berjenis kecimen. Dari hasil klasifikasi tersebut juga didapatkan nilai akurasi untuk masing-masing data train dan data test adalah 0.88 atau 88% dan 0.87 atau 87%.

IV. KESIMPULAN

Penelitian ini dilakukan dikembangkan untuk membedakan antara dua varietas kismis yang berbeda yaitu kismis jenis Kecimen dan jenis Besni yang sama-sama di tanam di Turki. Berdasarkan penelitian yang dilakukan menggunakan metode *SVM* dapat ditarik kesimpulan dari sebagai berikut :

1. Penerapan metode *SVM* untuk mengklasifikasikan jenis biji kismis dapat membantu pemilik untuk membedakan setiap jenisnya dengan parameter-parameter yang ada.
2. Model dibuat dengan memperhitungkan semua variabel yang ada seperti : Area, MajorAxisLength, Minor Axis Length, Eccentricity, Convex Area, Extent, dan Perimeter.
3. Dari hasil klasifikasi tersebut juga didapatkan nilai akurasi untuk masing-masing data train dan data test adalah 0.88 atau 88% dan 0.87 atau 87%. Selanjutnya hasil yang diperoleh dengan akurasi klasifikasi mencapai 88%. Artinya penelitian ini berhasil dilihat dari tingkat keakurasiannya yang cukup tinggi. Sehingga metode klasifikasi ini bisa diterapkan untuk menentukan jenis kismis atau jenis tanaman lain.

V. REFERENSI

- Ilkay, C., Murat, K., & Sakir, T. (2020). Classification of Raisin Grains Using Machine Vision and Artificial Intelligence Methods. *Gazi Muhendislik Bilimleri Dergisi*, 6(3), 200–209. <https://dergipark.org.tr/tr/download/article-file/1227592>
- Jacobus, A.(2014). Penerapan Metode Support Vector Machine pada Sistem Deteksi Intrusi Secara Real-time. *Indonesian Journal of Computing and Cybernetics Systems*, Vol.8, No.1, p.13-24
- Matematika. “Dukungan Mesin Vektor untuk Klasifikasi Biner,” mathworks.com, 2020. [Online]. Tersedia: <https://ch.mathworks.com/help/stats/support-vectormachines-for-binary-classification.html#bsr5b42>. [Diakses: November. 29, 2022].
- Nagdeve, M. (2019, Juni 3). Nutritional Benefits of Eating Raisins Every Day. Diambil kembali dari Organic Facts: <https://www.organicfacts.net/health-benefits/fruit/healthbenefits-of-raisins.html>.
- Widodo, A., & Yang, B. S. (2007). Support vector machine in machine condition monitoring and fault diagnosis. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 21(6), 2560–2574. <https://doi.org/10.1016/j.ymssp.2006.12.007>
- Yu, X., Liu, K., Wu, D., dan He, Y., “Kismis klasifikasi kualitas menggunakan dukungan kuadrat terkecil mesin vektor (LSSVM) berdasarkan warna gabungan dan fitur tekstur, ” *Teknologi bioproses makanan*, jilid 5(5), hlm. 1552-1563, 2012. Doi: 10.1007/s11947- 011-0531-9

VI. LAMPIRAN

Berikut kami lampirkan kode yang telah dibuat pada percobaan kali ini :

<https://colab.research.google.com/drive/1QgeaGVw6GotuSC8mntyjpYGTd-qfN8O>

Dataset :

https://docs.google.com/spreadsheets/d/1qEem2gri7s3RlhECTDPmAen-Do4CGx2d/edit?usp=share_link&oid=111357422457056890203&rtpof=true&sd=true

PPT :

https://www.canva.com/design/DAFSplKHhMA/c9nSjeMIGHkb0sBwQ3nhtw/view?utm_content=DAFSplKHhMA&utm_campaign=designshare&utm_medium=link2&utm_source=sharebutton

Tabel Pembagian Tugas

No	Nama	NIM	Sebagai	Deskripsi Tugas
1	Arfyani Deiastuti	120450006	Ketua Kelompok	Mencari Dataset dan mengaplikasikan algoritma di google colab, Membuat abstrak, Pendahuluan, Metode, Hasil dan pembahasan, Kesimpulan, Mengisi PPT
2	Alpina Damayanti	120450054	Anggota 1	Mencari jurnal, Membuat Metode & Referensi, Membuat dan Mengisi PPT
3	Bintang Annisa Maharani	120450002	Anggota 2	Membuat Pendahuluan, Mengisi PPT
4	Hanna Septiani	120450064	Anggota 3	Membuat Abstrak dan Menambahkan Pendahuluan, Mengisi PPT