

Peningkatan Akurasi Algoritma *Support Vector Machine* Menggunakan *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* Pada Klasifikasi Citra Katarak dan Normal

Amara Febriyanti¹, Alamsyah²

^{1,2}Jurusan Teknik Informatika, FMIPA, Universitas Negeri Semarang, Indonesia Kampus Sekaran Gunungpati, Semarang 50229

*E-mail: ¹amarafebriyanti@students.unnes.ac.id, ²alamsyah@mail.unnes.ac.id

Diterima 2 Juli 2022

Disetujui 15 September 2022

Dipublikasikan 24 Oktober 2022

Abstrak

Penyakit mata katarak adalah salah satu penyebab utama gangguan penglihatan dan kebutaan di dunia. Penyakit katarak dapat diidentifikasi melalui citra medis untuk klasifikasi atau diagnosis gangguan pada mata. Pada penelitian ini, dilakukan *cropping* citra menggunakan ROI (*Region Of Interest*) dengan operasi morfologi pada citra mata pada tahap *pre-processing*. Pemilihan ROI di pupil mata karena bagian ini mempresentasikan daerah katarak pada mata sekaligus meningkatkan hasil ekstraksi fitur menggunakan operasi morfologi. Adapun metode klasifikasi yang digunakan adalah algoritma *Support Vector Machine*. Pada tahap klasifikasi, sistem akan menerima masukan berupa citra asli. Citra asli tersebut dilanjutkan dengan proses *pre-processing* dan ekstraksi fitur dengan operasi morfologi dan ROI. Selanjutnya, dilakukan proses peningkatan kualitas citra menggunakan *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT). Hasil DTCWT tersebut, kemudian mengubah matriks menjadi koefisien wavelet serta dihitung mean dan standar deviasi untuk setiap matriks. Hasil koefisien tersebut dijadikan sebagai input pada *Support Vector Machine*. Dari perhitungan akurasi klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM sebelum ditambah DTCWT menghasilkan akurasi 91,66% sedangkan klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM ditambah peningkatan kualitas citra DTCWT menghasilkan akurasi 96,16%.

Kata Kunci: *Image Processing*, *Support Vector Machine*, DTCWT

Abstract

Cataract is one of the leading causes of visual impairment and blindness in the world. Cataract disease can be identified through medical images for classification or diagnosis of eye disorders. In this study, image cropping was performed using ROI (Region Of Interest) with morphological operations on eye images at the pre-processing stage. The choice of ROI in the pupil of the eye because this section represents the cataract area in the eye while improving the results of feature extraction using morphological surgery. The choice of ROI in the pupil of the eye because this section represents the cataract area in the eye while improving the results of feature extraction using morphological surgery. The classification method used is the Support Vector Machine algorithm. At the classification stage, the system will receive input in the form of the original image. The original image is followed by pre-processing and feature extraction with morphological operations and Region Of Interest. Furthermore, the image is continued with the process of improving image quality using Dual-Tree Complex Wavelet Transform. The results of the DTCWT, then convert the matrix into wavelet coefficients and calculate the mean and standard deviation for each matrix. Then the results of these coefficients are used as input to the Support Vector Machine. From the calculation of the accuracy of cataract and normal image classification using SVM before adding DTCWT it resulted in an accuracy of 91.66% while the classification of cataract and normal images using SVM plus increasing DTCWT image quality resulted in an accuracy of 96.16%.

Keyword: *Image Processing*, *Support Vector Machine*, DTCWT

How to cite:

Febriyanti A., & Alamsyah. (2022). Peningkatan akurasi algoritma support vector machine menggunakan dual-tree complex wavelet transform pada klasifikasi citra katarak dan normal. *Indonesian Journal of Mathematics and Natural Sciences*, 45(2), 51-58.

PENDAHULUAN

Digital Image Processing (DIP) adalah disiplin ilmu yang berfokus pada teknologi pemrosesan gambar. Gambar yang dijelaskan di sini adalah foto diam (gambar) atau foto bergerak (dari *webcam*). Sementara citra ataupun *image*, sebutan lain untuk gambar, selaku salah satu komponen multimedia yang berfungsi penting sebagai wujud data visual. Citra dari sudut pandang matematis, ialah fungsi menerus ataupun *continue* dari intensitas sinar pada bidang 2 dimensi $f(x, y)$, dengan x serta y yakni koordinat spasial serta amplitude f pada pendamping koordinat (x, y) yang diartikan sebagai intensitas ataupun derajat keabuan citra pada titik tersebut.

Klasifikasi ialah teknik yang dapat digunakan untuk memprediksi data atau menggambarkan kelas data. Algoritma klasifikasi dapat digunakan untuk membantu para ahli medis dalam mendiagnosis suatu penyakit (Alamsyah & Fadila, 2021). *Support vector machine* (SVM) ialah salah satu metode klasifikasi pembelajaran terbimbing atau disebut *supervised learning*. SVM merupakan entitas matematika, algoritma untuk memaksimalkan fungsi matematika tertentu untuk kumpulan data yang diberikan (Noble, 2006). Konsep SVM dimulai dengan masalah klasifikasi dua kelas yang membutuhkan set pelatihan positif dan negatif (Larasati *et al.*, 2019). SVM akan mencoba untuk mendapatkan *hyperplane* (separator) terbaik untuk memisahkan dua kelas dan memaksimalkan margin dari dua kelas. Margin ialah jarak antara *hyperplane* dan mode terdekat untuk setiap kelas. Hal itu disebut *support vector*.

Dalam pemrosesan sinyal citra digital, transformasi *wavelet* sangat bereputasi untuk pemrosesan sinyal. Banyak riset menggunakan transformasi *wavelet* untuk menganalisis dan merekonstruksi sinyal. Salah satunya yakni menggunakan *dual-tree* pada filter *wavelet* untuk menghasilkan koefisien *wavelet* kompleks serta bagian real dan imajiner (Gunara *et al.*, 2007). Transformasi ini disebut dengan *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* (DTCWT).

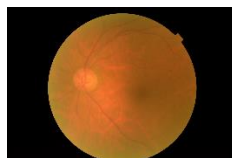
Salah satu hasil pengembangan aplikasi pengolahan citra yakni klasifikasi katarak dan mata normal. Katarak ialah kondisi medis yang ditandai dengan kekeruhan pada lensa mata yang mengakibatkan kebutaan. Katarak bisa disebabkan oleh beberapa faktor. Dari jumlah tersebut, faktor penuaanlah yang paling umum. Terkait dengan masalah ini, ada banyak penelitian yang ditujukan untuk analisis klinis, representasi visual dari berbagai fungsi organ dan jaringan, dan pemrosesan citra digital untuk intervensi medis. Sebagai tanggapan, para peneliti sekarang juga menggunakan sejumlah besar gambar digital untuk mengklasifikasikan atau mendiagnosis penyakit mata.

Berdasarkan uraian permasalahan diatas, fokus dari penelitian ini adalah peningkatan akurasi pada citra mata katarak dan normal. Pada tahap *pre-processing* citra dilakukan konversi ke *grayscale* kemudian dilanjutkan proses operasi morfologi sebagai ekstraksi fitur citra dan ROI. Selanjutnya tahap peningkatan kualitas citra menggunakan DTCWT (Sharma & Sungheetha, 2018). Setelah proses DTCWT, dilakukan klasifikasi dan peningkatan akurasi menggunakan SVM.

METODE

Dataset

Dataset yang dipakai dalam penelitian ini adalah “Cataract Dataset” yang diperoleh dari Kaggle dan bisa diunduh di <https://www.kaggle.com/datasets/jr2ngb/cataractdataset>. Dataset yang terkumpul sebanyak 400 data citra, dimana 300 merupakan data citra normal dan 100 data sisanya merupakan data citra katarak. File dalam format “PNG”. Beberapa *sample* data yang digunakan ditunjukkan pada Gambar 1 dan Gambar 2.



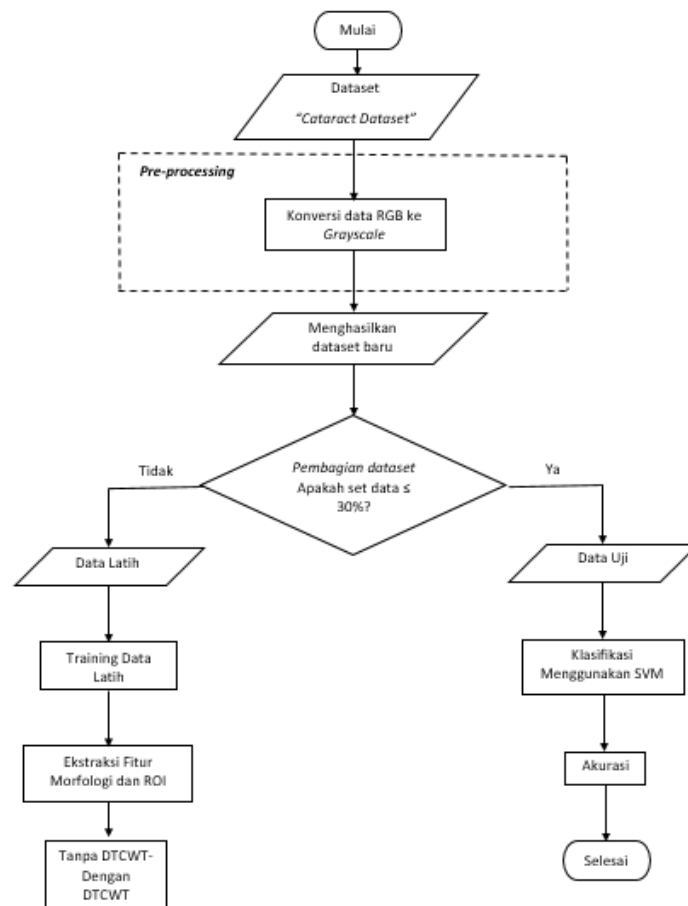
Gambar 1. Katarak



Gambar 2. Normal

Tahap Eksperimen

Pada tahap ini menggunakan DTCWT (*Dual-Tree Complex Wavelet Transform*) sebagai peningkatan kualitas citra dan *Support Vector Machine* (SVM) sebagai pengklasifikasi. Pada penelitian ini, konversi citra ke *grayscale* pada *pre-processing*. Selanjutnya dilakukan ekstraksi fitur citra menggunakan operasi morfologi dan *cropping* citra menggunakan ROI (*Region of Interest*). Adapun metode klasifikasi yang dipakai adalah algoritma SVM. Pada tahap klasifikasi, sistem akan menerima masukan berupa citra asli. Citra asli tersebut dilanjutkan dengan proses *pre-processing* dan ekstraksi fitur dengan operasi morfologi dan ROI, dilanjutkan dengan proses peningkatan kualitas citra menggunakan DTCWT yang sama dengan tahap pelatihan. Hasil DTCWT tersebut, kemudian mengubah matriks menjadi koefisien *wavelet* serta dihitung mean dan standar deviasi untuk setiap matriks. Kemudian hasil koefisien tersebut dijadikan sebagai input pada SVM yang telah di-*training* sebelumnya. Dari hasil klasifikasi selanjutnya diuji apakah terjadi peningkatan akurasi antara klasifikasi citra katarak dan normal dengan DTCWT. Flowchart yang digunakan pada metode ini ditunjukkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Flowchart sistem klasifikasi citra katarak dan normal

Operasi Morfologi

Operasi morfologi yakni seperangkat fungsi matematika yang dikenal sebagai filter nonlinier dalam pemrosesan gambar yang memproses gambar berdasarkan morfologi atau bentuknya. Filter nonlinier ini bergantung pada posisi relatif piksel, karena piksel tetangga mengubah nilai piksel. Tujuan dari operasi morfologi yakni untuk mendapatkan data tentang wujud suatu citra dengan menyesuaikan wujud serta dimensi dari struktur elemen-elemen.

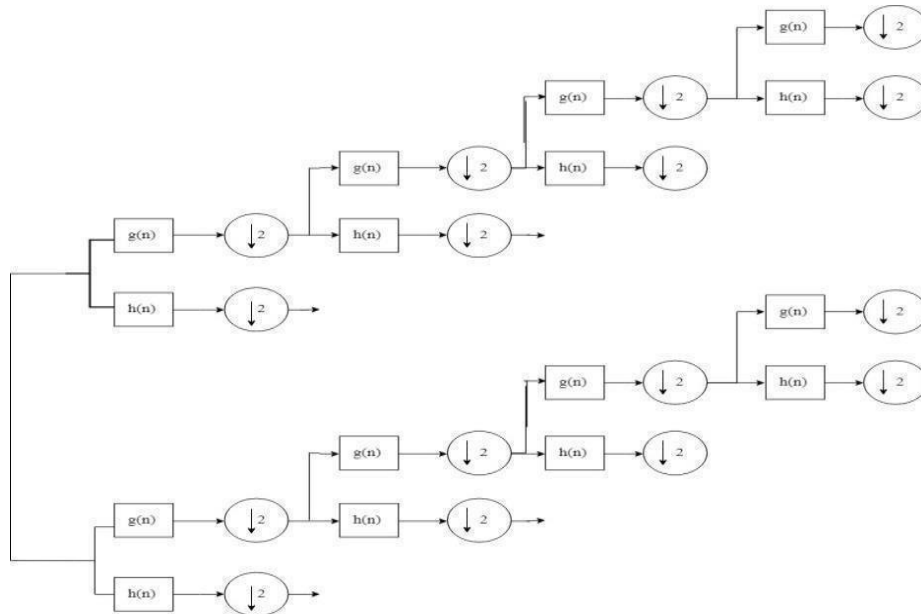
Region Of Interest

ROI (*Region of Interest*) ialah proses segmentasi citra dalam DIP (*Digital Image Processing*), yang bertujuan untuk memisahkan atau menghilangkan latar belakang guna menganalisis latar depan atau

objek yang diamati.

Dual-Tree Complex Wavelet transform

Transformasi *wavelet* dua dimensi (2D) diprediksi menjadi versi lanjutan dari transformasi *wavelet* satu dimensi (1D). Untuk mencapai ini, awalnya transformasi satu dimensi diterapkan disepanjang setiap baris dan kolom pada setiap tingkat dekomposisi struktural (Lavanya *et al.*, 2020). Gambar 4. Merupakan tahap dekomposisi citra DTCWT.



Gambar 4. Dekomposisi DTCWT

Support Vector Machine

Support Vector Machine (SVM) ialah algoritma pembelajaran mesin untuk klasifikasi biner (Kumari & Jagadev, 2017). Konsep SVM dimulai dengan masalah klasifikasi dua kelas yang membutuhkan set pelatihan positif dan negatif. SVM akan mencoba untuk mendapatkan *hyperplane* (separator) terbaik untuk memisahkan dua kelas dan memaksimalkan margin dari dua kelas. Margin ialah jarak antara *hyperplane* dan mode terdekat untuk setiap kelas. Hal itu disebut *support vector*.

Sequential training SVM yakni metode langsung yang ditemukan oleh Vijayakumar untuk menemukan *hyperlane* yang optimal. Berikut ini yakni langkah-langkah SVM *Sequential Training*:

1. Inisialisasi nilai $\alpha_i = 0$. Kemudian menghitung matriks *hessian* dengan Persamaan 1

$$D_{ij} = y_i y_j (K(x_i, x_j) + \lambda I) \tag{1}$$

Dengan $i, j = 1, 2, 3, \dots, n$.

Keterangan:

D_{ij} = matriks hessian

(x_i, x_j) = fungsi kernel yang digunakan

x_i = data ke- i

x_j = data ke- j

y_i = kelas data ke- i

y_j = kelas data ke- j

2. Perhitungan a , b , dan c , hingga $i = n$.
 - a. Perhitungan nilai E_i dengan Persamaan 2

$$E_i = \sum_{i=1}^n \alpha_i D_{ij} \tag{2}$$

- b. Perhitungan nilai $\delta \alpha_i$ pada Persamaan 3

$$\delta \alpha_i = \min \{ \max [\lambda (1 - E_i), -\alpha_i], C - \alpha_i \} \tag{3}$$

c. Perhitungan nilai α_i pada Persamaan 4

$$\alpha_i = \alpha_i + \delta\alpha_i \quad (4)$$

Keterangan :

E_i = nilai Error

α_i = nilai alpha ke- i

$\delta\alpha_i$ = nilai delta alpha

C = konstanta C

γ = konstanta gamma

3. Perulangan a , b , dan c hingga mencapai saat konvergen dengan syarat $\max(|\delta\alpha_i|) < s$ (epsilon) atau mencapai iterasi maksimum (*itermax*).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Sistem diimplementasikan dengan menggunakan perangkat lunak Matlab 2018b, dilakukan peningkatan kualitas citra pada DTCWT dan SVM untuk klasifikasi. Hasil penelitian yang didapatkan adalah operasi morfologi dan ROI, peningkatan kualitas citra DTCWT, serta klasifikasi SVM.

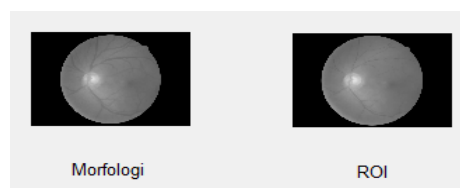
Operasi Morfologi dan ROI

Sebelum dilakukan klasifikasi, terlebih dahulu dilakukan ekstraksi fitur citra menggunakan operasi morfologi. Selanjutnya dilakukan *cropping* citra menggunakan ROI. ROI merupakan tahap citra yang diolah hanya pada daerah atau bagian tertentu dari citra. Pada bagian ROI memperjelas citra yang hanya akan diolah melalui proses '*regionprops*' yaitu memperjelas bagian dari morfologi yang didapat. Hasil dari proses ekstraksi fitur ini dapat dilihat pada Tabel 1, serta hasil dari citra operasi morfologi dan ROI dapat dilihat pada Gambar 5.

Tabel 1. Ekstraksi fitur

	<i>Stats</i>
<i>Area</i>	4478976
<i>Eccentricity</i>	0,7454
<i>Perimeter</i>	8462,9

Fungsi *Area* pada Tabel 1 digunakan untuk menghitung nilai skalar yang menentukan jumlah piksel aktual di wilayah citra tersebut. Selanjutnya perbandingan antara keliling dan lebar citra dilakukan dengan menggunakan fungsi *Perimeter*. Nilai *Eccentricity* merupakan nilai skalar yang menentukan eksentrisitas bentuk citra, yakni rasio jarak antara fokus bentuk citra dan jarak utamanya. Nilai *eccentricity* yakni antara 0 dan 1 sehingga yang didapat pada Tabel 1 nilai *eccentricity* tersebut yakni 0,7454. Sampel citra hasil operasi morfologi dan ROI disajikan pada Gambar 5.



Gambar 5. Sampel hasil operasi morfologi dan ROI

Peningkatan Kualitas Citra *Dual-Tree Complex Wavelet Transform*

Proses *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* ini bisa dilakukan untuk beberapa tahap. Adapun citra yang dipetakan dalam bentuk matriks tersebut yang digunakan selama proses DTCWT. Tabel 2 merupakan hasil dari proses *enhancement* dengan mengatur parameter positif 0,05, melakukan dekomposisi citra *recover* parameter, dan dekomposisi satu layer DTCWT. Fungsi *imfilter* digunakan untuk mengisi piksel-piksel citra diluar batas dengan mengasumsikan bahwa piksel-piksel tersebut ialah nol, yang dapat disebut sebagai bantalan nol. Ketika memfilter citra, bantalan nol dapat menghasilkan pita gelap disekitar tepi citra. Selanjutnya menggunakan metode padding batas alternatif untuk melakukan replikasi perbatasan dengan cara nilai setiap piksel diluar citra ditentukan

dengan mereplikasi nilai dari piksel perbatasan terdekat menggunakan argumen 'replicate'. I merupakan parameter positif yang bernilai 0,05. fungsi $V = \text{abs}(V - I * G)$ digunakan untuk mendapatkan nilai absolut untuk setiap elemen pada inputan. Dari proses peningkatan kualitas citra ini dengan menggunakan parameter positif 0,05 didapat nilai V yang ada pada Tabel 2.

Tabel 2. Sampel nilai V hasil proses *enhancement* dengan parameter positif 0,05

-0.00110647357841574	0.00485758228746978
-0.00117238685583525	0.00395377023031767
-0.00183317250366753	-0.000576448652488204
-0.000297338862600966	0.000675827066407599
-0.00111179165756637	0.00286582839108530
-0.000870375421698533	-0.000865908742328531
0.000264686258757377	0.000703766175671889

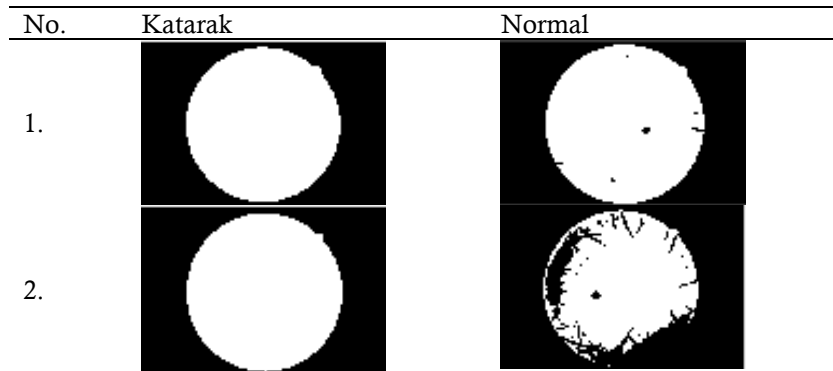
Setelah didapat nilai piksel dengan parameter positif 0,05, dilanjut dengan dekomposisi citra dan *recover* parameter. Satu set filter untuk tahap pertama pada dekomposisi citra menggunakan fungsi *Fsfarras.m* dimana fungsi ini menghasilkan nilai Faf dan Fsf dalam bentuk matriks yang akan digunakan pada tahap dekomposisi satu layer.

Tahap selanjutnya yaitu melakukan tahap dekomposisi citra satu layer atau tahap dekomposisi yang tersisa dengan DTCWT. Fungsi *dualfilt1* menyediakan filter analisis dan sintesis untuk tahap yang tersisa dari tahap filter yang sebelumnya. Dari dekomposisi ini, menghasilkan nilai keluaran seperti yang ada pada Tabel 3 yang nantinya akan digunakan untuk menghitung koefisien wavelet dan disimpan sebagai array sel w . Nilai V merupakan koefisien gelombang yang dihasilkan dari proses *image enhancement* menggunakan parameter positif 0,05 yang ada pada Tabel 2. Untuk $J=1$ merupakan jumlah tahapan dekomposisi. Nilai af dan sf merupakan filter sintesis pada tahap sebelumnya. Selanjutnya, nilai Faf dan Fsf ialah filter sintesis untuk tahap akhir. Tabel 3 merupakan beberapa sampel nilai keluaran dari tahap dekomposisi. Sampel citra katarak dan normal hasil dari *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* disajikan pada Tabel 4.

Tabel 3. *One layer decomposition dual-tree complex wavelet transform*

0.00114105162839939	0.000768082899874162	0.00173642056172134
+ 0.00225629078350190i	+ 0.00111147134624497i	+0.000762562229823796i
0.00112746052089723+	0.00108846766273694+	0.000128417549716955
0.000144282835062578i	0.000106139830105649i	+0.000925583330789705i
0.00126306962356271	0.00114465527287624+	0.000952657600283924
+ 0.00211633755681290i	0.00203663128247525i	+0.000744601238874020i
-9.79408033247936e-05	-0.000149237005574490	-0.000130567838253785
+ 5.61119678049762e05i	- 4.59443966024600e05i	+0.000181778790332964i
0.000250261772663391	0.00272615235865417	-0.000139758395070479
+ 6.25309458223724e05i	+ 0.00122173164524705i	- 8.94874541789620e-05i

Tabel 4. Sampel citra hasil DTCWT



Dari Tabel 4. terlihat bahwa hasil dari operasi morfologi ditambah *Dual-Tree Complex Wavelet Transform* memiliki hasil ekstraksi fitur bulat sempurna untuk mata katarak dan bentuk ciri khas mata untuk mata normal. Selanjutnya dari tahap DTCWT, dilakukan proses klasifikasi dengan *Support Vector Machine*.

Hasil Klasifikasi *Support Vector Machine*

Pengujian dilakukan dengan menguji gambar mata normal dan katarak memakai teknik SVM. Data uji yang dipakai yakni 55 data citra normal dan 5 data citra katarak dengan total data uji sebanyak 60 data. Hasil pengujian dari skenario berupa akurasi pola klasifikasi yang didapat dari data latih dan data uji. Hasil klasifikasi SVM tidak menggunakan DTCWT pada citra katarak dan normal mendapatkan akurasi 91,66%. Sedangkan akurasi menggunakan DTCWT pada citra katarak dan normal mendapat akurasi 96,16%, hal ini menandakan akurasi SVM lebih baik setelah melalui proses DTCWT. Pada sekitar tepian (sinyal step), DTCWT menghasilkan koefisien dengan magnituda yang berkaitan lebih mendekati tepian. DTCWT menghasilkan koefisien yang tetap pada sekitar singularitas.

Perbandingan Hasil Akurasi

Perbandingan hasil penelitian dengan penelitian sebelumnya dapat dilihat pada Tabel 5.

Tabel 5. Perbandingan akurasi dengan penelitian sebelumnya

Peneliti	Classifier	Accuracy
Gifran et al. (2019)	SVM + DWT	80%
Munarto & Yudono (2019)	SVM	81%
Patwari (2011)	<i>Digital Masks</i>	94,96%
Wirawan & Soelistio (2017)	Histogram	88,47%
Vetova (2019)	DTCWT	77,15%
Penelitian ini	SVM+DTCWT	96,16%

Berdasarkan Tabel 5, hasil penelitian yang dilakukan oleh penulis lebih baik dari hasil penelitian-penelitian sebelumnya.

SIMPULAN

Penelitian dilakukan dua pengujian yaitu klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM sebelum ditambah DTCWT dan klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM ditambah dengan DTCWT. Untuk klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM sebelum ditambah DTCWT menghasilkan akurasi 91,66% sedangkan klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM ditambah peningkatan kualitas citra DTCWT menghasilkan akurasi 96,16%. Hal ini menandakan klasifikasi citra katarak dan normal menggunakan SVM ditambah DTCWT menghasilkan akurasi yang lebih baik dibanding dengan klasifikasi SVM sebelum ditambah DTCWT.

DAFTAR PUSTAKA

- Alamsyah, A., & Fadila, T. (2021). Increased accuracy of prediction hepatitis disease using the application of principal component analysis on a support vector machine. *Journal of Physics: Conference Series*, 1968(1), 012016. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1968/1/012016>
- Gifran, N. A., Magdalena, R., & Fuadah, R. Y. N. (2019). Klasifikasi katarak menggunakan metode discrete wavelet transform dan support vector machine classification of cataract using discrete wavelet transform and support vector machine. *E-Proceeding of Engineering*, 6(2), 4170–4177
- Gunara, A., Tritosomoro, I. I., Raharjo, J., & Belakang, L. (2007). Analisa perbandingan reduksi noise pada citra antara discrete wavelet transform (DWT) dengan dual-tree complex wavelet transform (DTCWT). *Seminar Nasional Sistem Dan Informatika, November*, 130–136.
- Kumari, P., & Jagadev, N. (2017). Automatic cataract classification on retinal image using support vector machine. *International Journal of Advanced Research in Computer Science and Software Engineering*, 7(6), 852–857. <https://doi.org/10.23956/ijarcsse/v7i6/0159>
- Larasati, U. I., Muslim, M. A., Arifudin, R., & Alamsyah, A. (2019). Improve the accuracy of support vector machine using chi square statistic and term frequency inverse document frequency on movie review sentiment analysis. *Scientific Journal of Informatics*, 6(1), 138–149. <https://doi.org/10.15294/sji.v6i1.14244>
- Lavanya, P. V., Narasimhulu, C. V., & Prasad, K. S. (2020). Denoising images by dual-tree complex wavelet transform combined with meta heuristic optimization algorithms. *International Journal of Innovative Technology and Exploring Engineering*, 4(9), 2621–2627. <https://doi.org/10.35940/ijitee.e6837.029420>
- Munarto, R., & Yudono, M. A. S. (2019). Klasifikasi katarak objek optic disc citra fundus retina menggunakan support vector machine. *Jurnal Ilmiah Setrum*, 8(1), 84–95.
- Noble, W. S. (2006). What is a support vector machine. *Nature Biotechnology*, 24(12), 1565–1567. <https://doi.org/10.1038/nbt1206-1565>
- Patwari, A. U. (2011). *Detection , Categorization , and Assessment of Eye Cataracts Using Digital Image Processing*. June, 1–5.
- Sharma R, R., & Sungheetha, A. (2018). Dual tree complex wavelet transform, probabilistic neural network and fuzzy clustering based on medical images classification– a study. *International Journal of Advanced Engineering, Management and Science*, 4(12), 793–799. <https://doi.org/10.22161/ijaems.4.12.2>
- Vetova, S. (2019). Thyroid image classification algorithm using DT CWT. *AIP Conference Proceedings*, 2172(November). <https://doi.org/10.1063/1.5133484>
- Wirawan, V., & Soelistio, Y. E. (2017). Model klasifikasi mata katarak dan normal menggunakan histogram. *Jurnal ULTIMATICS*, 9(1), 33–36. <https://doi.org/10.31937/ti.v9i1.561>