
RANCANG BANGUN INSTRUMEN USG MINI UNTUK PRA-DIAGNOSIS GLUKOMA BERBASIS IMAGE PROCESSING

Wisnu Adi P

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Biomedis
Universitas Dian Nuswantoro
Email: wisnuadip@dsn.dinus.ac.id

Sari Ayu Wulandari

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Biomedis
Universitas Dian Nuswantoro
Email: sari.wulandari@dsn.dinus.ac.id

Daffa Mustafaro Irfansyach

Fakultas Teknik, Program Studi Teknik Biomedis
Universitas Dian Nuswantoro
Email: mustdaffa4891@gmail.com

ABSTRACT

Glaucoma is a visual disorder that causes damage to the nerves of the eye and progressive visual field loss. Blindness due to glaucoma is the leading cause of blindness worldwide, second only to cataracts. Lowering intraocular pressure is a key step in glaucoma treatment to prevent blindness and advanced progression. The main risk factors for glaucoma include age, genetic background, and elevated intraocular pressure. This research aims to develop an Ultrasound-based glaucoma detection tool using Arduino. Data processing methods include Invariant Moments, Principal Component Analysis (PCA), and Fuzzy C-Means (FCM). Sample data was obtained from 12 patients with glaucoma and 12 normal eyes, each taken 8 times. The results of this method have an accuracy of 80,21% in distinguishing normal and glaucoma eyes based on the image data taken. With this ultrasound-based glaucoma detection tool, it is expected to facilitate early detection of glaucoma disease and prevent further development that can lead to blindness. The use of artificial intelligence and image processing technology proves that data processing methods with Moment Invariant, PCA, and FCM can provide effective and accurate image analysis results in detecting glaucoma.

Keywords: *Glaucoma, Ultrasound, Invariant Moments, Principal Component Analysis and Fuzzy C-Means*

ABSTRAK

Glaukoma adalah gangguan penglihatan yang menyebabkan kerusakan pada saraf mata dan kehilangan lapang pandang progresif. Kebutaan akibat glaukoma menjadi penyebab utama kebutaan di seluruh dunia, kedua setelah katarak. Penurunan tekanan intraokular adalah langkah utama dalam perawatan glaukoma untuk mencegah kebutaan dan perkembangan tingkat lanjut. Faktor risiko utama glaukoma meliputi usia, latar belakang genetik, dan peningkatan tekanan intraokular. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan alat deteksi glaukoma berbasis Ultrasonografi menggunakan Arduino. Metode pengolahan data mencakup Momen Invariant, Principal Component Analysis (PCA), dan Fuzzy C-Means (FCM). Data sampel diperoleh dari 12 pasien dengan glaukoma dan 12 mata normal, masing-masing diambil 8 kali pengulangan. Hasil dari metode ini memiliki akurasi sebesar 80,21% dalam membedakan mata normal dan glaukoma berdasarkan data citra yang diambil. Dengan alat deteksi glaukoma berbasis Ultrasonografi ini, diharapkan dapat memfasilitasi deteksi dini penyakit glaukoma dan mencegah perkembangan lebih

lanjut yang dapat menyebabkan kebutaan. Penggunaan teknologi kecerdasan buatan dan pemrosesan citra membuktikan bahwa metode pengolahan data dengan Momen Invariant, PCA, dan FCM dapat memberikan hasil analisis citra yang efektif dan akurat dalam mendeteksi glaukoma.

Kata kunci: *Glaukoma, Ultrasonografi, Momen Invariant, Principal Component Analysis and Fuzzy C-Means*

1. PENDAHULUAN

Glaukoma, gangguan penglihatan yang disebabkan kerusakan saraf mata, memunculkan risiko kehilangan lapang pandang progresif dan menduduki peringkat penyebab kebutaan utama setelah katarak di seluruh dunia. Menurunkan tekanan intraokular kunci dalam pengobatan glaukoma guna mencegah kebutaan lanjut [1]. Glaukoma memiliki tanda-tanda seperti penipisan serat saraf retina, hilangnya sel ganglion retina, dan cupping cakram optik. Risiko utama meliputi usia, latar belakang genetik, dan peningkatan tekanan intraokular [2].

Pada 2040, diperkirakan 111,8 juta orang berusia 40-80 tahun menderita glaukoma, naik dari 76 juta pada 2020 dan 64,3 juta pada 2013 [3]. Di tahun 2019, 2,78% gangguan penglihatan di Indonesia disebabkan glaukoma. Asia Tenggara memiliki peringkat ketiga dengan 552.556 penderita [3]. Di tahun 2017, pasien glaukoma meningkat, mencapai 80.548 kasus baru [4].

Glaukoma disebabkan oleh tekanan intraokular tinggi, merusak saraf optik. Peningkatan tekanan disebabkan oleh akumulasi cairan mata abnormal karena defek dalam sistem drainase mata, yang dapat merusak serat saraf dan pembuluh darah. Glaukoma sering tak menunjukkan gejala awal, menjadikannya "pencuri penglihatan yang diam" [5].

Penggunaan USG mata sudah mulai digunakan untuk mendeteksi glaukoma secara dini. Selain USG mata, peneliti juga menggunakan alat lain seperti ophthalmoscope dan Ultrasound biomicroscopy [6]. Data yang digunakan dalam proses deteksi glaukoma ini berupa citra atau sinyal 1D yang berasal dari USG mata. Citra USG mata diambil dari berbagai sisi, ada yang dari arah depan (anterior) dan ada yang dari arah retina (unilateral Retinoblastoma) [7].

Secara umum, proses deteksi dini glaukoma menggunakan USG mata melibatkan beberapa tahap. Tahap awal adalah pre-processing, di mana biasanya dilakukan penghilangan noise pada gambar, segmentasi wilayah, penguatan tepi, peningkatan kontras, dan penyaringan adaptif. Tahap berikutnya adalah karakterisasi yang dapat dilakukan menggunakan metode seperti Ultrafast B-Mode, Flash Doppler, dan Plane-Wave Doppler [8]. Selanjutnya, dilakukan ekstraksi fitur dan klasifikasi dengan metode seperti SVM, Back Propagation Neural Network, dan ANFIS. Terdapat juga metode optimasi seperti DOMLS dan Modified K-Means Optimization Logic yang digunakan dalam proses klasifikasi [9].

Penelitian terkait yang dekat dengan topik ini adalah penelitian oleh V. Elizabeth Jesi dan rekan-rekan pada tahun 2021. Mereka menggunakan metode Depth Optimized Machine Learning untuk segmentasi dan klasifikasi glaukoma menggunakan gambar USG mata, dengan akurasi mencapai 98%. Penelitian lain oleh Ruby pada tahun 2014 juga mengkaji deteksi glaukoma dengan pemrosesan citra. Penelitian ini membandingkan berbagai metode klasifikasi, dan hasil terbaik diperoleh menggunakan metode Back Propagation Neural Network (BPNN) dengan akurasi 98,12%, sedangkan metode lain seperti SVM memiliki akurasi 97,77%, dan ANFIS 97,35% [10].

Pada tahun 2021, Xiaohong Guo melakukan penelitian tentang analisis citra multimodalitas dalam konteks pasien dengan toxocariasis ocular juvenile atipikal untuk mendeteksi glaukoma. Penelitian ini menggunakan berbagai jenis citra dan berhasil mencapai akurasi sebesar 77,8% dalam klasifikasi berbagai kondisi mata [11].

Teknologi telah mempengaruhi berbagai bidang, termasuk kecerdasan buatan dan promosi. Penelitian ini mengusulkan penggunaan Ultrasonografi melalui alat portabel berbasis Arduino untuk mendeteksi glaukoma, memungkinkan deteksi dini dan pemantauan. Faktor risiko meliputi jenis kelamin, ras, masalah penglihatan, dan penggunaan obat-obatan [5]. Penelitian ini membantu

pengembangan alat deteksi glaukoma yang lebih efisien dan akurat menggunakan Ultrasonografi berbasis Arduino.

Paper ini berisi pendahuluan yang membahas tentang latar belakang permasalahan. Metode dan Detail Eksperimen yang berisi tentang metode atau cara penelitian ini dilaksanakan. Hasil dan Diskusi yang membahas hasil penelitian dan pengujian. Kesimpulan menyampaikan hasil pengujian yang merujuk kepada referensi dari penelitian sebelumnya

2. METODOLOGI PENELITIAN

2.1. *Momen Invariant*

Momen invariant adalah metode pengolahan data yang digunakan untuk mengukur dan menganalisis hubungan spasial antara piksel-piksel dalam suatu objek pada citra. Proses ini bertujuan untuk mendapatkan informasi penting mengenai karakteristik geometris objek seperti luas area, posisi, orientasi, dan bentuknya sehingga memungkinkan pengenalan dan identifikasi objek secara unik dalam citra.

Tahap pertama dalam momen invariant adalah ekstraksi ciri dari citra yang ingin dianalisis. Pada tahap ini, citra diolah untuk meningkatkan informasi objek yang diinginkan. Selanjutnya, momen dari citra dihitung dengan menggunakan rumus momen orde-n terhadap x dan y ($m_{pq} = \sum(x^p \times y^q \times I(x, y))$) serta momen nol-nol

$$m_{00} = \sum(I(x, y)) \tag{2}$$

Momen m_{00} merupakan momen nol-nol, yang merupakan jumlah seluruh intensitas piksel dalam citra, sedangkan momen m_{pq} mewakili momen orde-n dari distribusi piksel dalam citra. Momen-momen tersebut dinormalisasi untuk mengurangi efek perubahan skala dan rotasi pada citra, dengan menggunakan rumus normalisasi momen yang mencakup

$$\begin{aligned} x_{bar} &= m_{10}/m_{00}, \\ y_{bar} &= m_{01}/m_{00} \end{aligned} \tag{3}$$

$$\begin{aligned} a &= x - x_{bar} \\ b &= y - y_{bar}. \end{aligned}$$

Rumus-rumus ini memungkinkan perpindahan pusat massa citra ke pusat massa koordinat sehingga menghilangkan pengaruh translasi dan memberikan invariansi terhadap translasi. Selanjutnya, momen normalisasi (*central moments*) dihitung dengan menggunakan rumus :

$$miu_{pq} = \sum(a^p \times b^q \times I(x, y)) \tag{4}$$

Central moments ini mencerminkan sifat geometris dari objek dalam citra dan menjadi dasar perhitungan momen invariant. Momen invariant kemudian dihitung dengan menggunakan persamaan momen invariant, yaitu :

$$eta_{pq} = \frac{miu_{pq}}{m_{00}^{(1+(p+q)/2)}} \tag{5}$$

Nilai-nilai eta_{pq} ini membentuk 7 vektor ciri (phi) yang mencakup informasi penting tentang karakteristik spasial objek pada citra, dengan rumus sebagai berikut :

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} + \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})\{3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} + \eta_{30})(\eta_{30} + \eta_{12})\{(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2\} \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03})\{3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2\} \end{aligned}$$

Vektor ciri (ϕ_i) ini menyimpan nilai-nilai momen invariant yang tidak berubah terhadap transformasi geometris, sehingga memberikan pendekatan yang kuat dalam analisis citra.

2.2. PCA (Principal Component Analysis)

Proses pengolahan data dengan metode PCA dimulai dengan menghitung matriks *varians kovarian* dari data *observasi*. *Varians* ($\text{Var}(x)$) dihitung untuk menemukan penyebaran data dalam set data glaukoma dan normal, yang akan digunakan untuk menentukan penyimpangan data dalam sampel. Selanjutnya, matriks *kovarian* $\text{Cov}(x,y)$ diperoleh dari sampel, di mana nilai-nilai kovariansi pada tiap cellnya dihitung berdasarkan variabel acak x dan y . Dengan rumus untuk menghitung *varians* ($\text{Var}(x)$) adalah sebagai berikut:

$$\text{var}(x) = \sigma^2 = \left(\frac{1}{n}\right) \sum (z_{ij} - \mu_j)^2 \quad (7)$$

Dengan σ adalah *varians*, n adalah jumlah data, \sum adalah penjumlahan, z_{ij} adalah nilai observasi ke- i dari variabel x , dan μ_j adalah rata-rata sampel dari variabel x dan rumus untuk menghitung matriks *kovarian* $\text{Cov}(x,y)$ adalah sebagai berikut:

$$\text{cov}(x,y) = \left(\frac{1}{n-1}\right) \sum (x_{ij} - \mu_{xj})(y_{ij} - \mu_{yj}) \quad (8)$$

dengan $\text{Cov}(x,y)$ adalah matriks *kovarian*, n adalah jumlah data, \sum adalah penjumlahan, x_{ij} adalah nilai observasi ke- i dari variabel x , μ_{xj} adalah rata-rata sampel dari variabel x , y_{ij} adalah nilai observasi ke- i dari variabel y , dan μ_{yj} adalah rata-rata sampel dari variabel y . langkah berikutnya dalam metode PCA adalah mencari *eigenvalues* dan *eigenvector* dari matriks *kovarian* yang telah diperoleh. Nilai *eigen* dan vektor *eigen* untuk matriks *kovarian* dihitung menggunakan rumus *eigenvalue decomposition* (EVD) berikut :

$$AX = XD \quad (9)$$

Rumus di atas merupakan *representasi* dari *Eigenvalue Decomposition* (EVD), dengan A adalah matriks $n \times n$ yang memiliki n *eigenvalues* (λ_n), D adalah *eigenvalues* dari *eigenvector*-nya, X adalah *eigenvector* dari matriks A , dan X^{-1} adalah *invers* dari *eigenvector* X .

Dari nilai *eigen* dan vektor *eigen* yang diperoleh, nilai proporsi *Principal Component* (PC) dapat ditentukan. Nilai proporsi PC menggambarkan persentase kontribusi masing-masing komponen utama terhadap variabilitas data. Rumus untuk menghitung nilai proporsi PC adalah sebagai berikut:

$$PC(\%) = \left(\frac{\text{nilai eigen}}{\text{jumlah eigenvalues}}\right) \times 100\% \quad (10)$$

Selanjutnya, dilakukan perhitungan bobot faktor (*factor loading*) berdasarkan *eigenvector* dengan menggunakan rumus:

$$Ax = \lambda x \quad (11)$$

Rumus di atas merepresentasikan kombinasi linear antara matriks A, *eigenvalue* (λ_n), dan *eigenvector* (x_n). Setiap *eigenvector* memiliki nilai *eigenvalue* yang sesuai, dan kombinasi linear ini membantu mengurutkan *eigenvector* berdasarkan kontribusi mereka terhadap variasi data. Dengan demikian, nilai proporsi PC dan bobot factor dari metode PCA akan memberikan informasi penting tentang komponen utama yang paling signifikan dalam data citra hasil ekstraksi ciri menggunakan metode Momen Invariant.

2.3. FCM (*Fuzzy C-Means*)

Metode *Fuzzy C-Means* (FCM) adalah sebuah algoritma pengelompokan data yang digunakan untuk mengklasifikasikan titik-titik data ke dalam kluster dengan memperhitungkan tingkat keanggotaan masing-masing data dalam kluster tersebut. Tahap pertama dalam algoritma FCM adalah inialisasi pusat kluster (v_j) dan nilai *fuzziness* (m), yang merupakan parameter penting dalam proses ini. Nilai m mengontrol tingkat kemampuan data untuk masuk ke dalam kluster lebih dari satu. Selanjutnya, FCM menghitung tingkat keanggotaan (u_{ij}) setiap data (x_i) dalam masing-masing kluster (v_j) dengan menggunakan rumus yang memanfaatkan perbandingan jarak antara data dengan pusat kluster. Proses perhitungan tingkat keanggotaan ini memanfaatkan parameter m untuk mengontrol tingkat kemampuan data untuk masuk ke dalam kluster lebih dari satu, dan rumus perhitungan tingkat keanggotaan dalam FCM adalah sebagai berikut:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{k=1}^c \left(\frac{\|x_i - v_j\|}{\|x_i - v_k\|} \right)^{\frac{2}{m-1}}} \quad (12)$$

Dalam rumus tersebut, u_{ij} menyatakan tingkat keanggotaan data x_i dalam kluster v_j , di mana c mengindikasikan jumlah kluster yang diinginkan dalam proses pengelompokan. Selanjutnya, FCM menggunakan perhitungan iteratif untuk menghitung tingkat keanggotaan dan memperbarui pusat kluster hingga mencapai konvergensi atau batas iterasi tercapai. Hasil dari algoritma FCM adalah data citra yang telah dikelompokkan ke dalam kluster berdasarkan tingkat keanggotaannya, yang selanjutnya dilakukan ekstraksi ciri-ciri menggunakan *Principal Component Analysis* (PCA) sebelum menerapkan algoritma FCM untuk pengelompokan data. Proses ini akan terus berulang secara iteratif hingga mencapai *konvergensi* atau batas iterasi tercapai, membantu menemukan pembagian kluster yang optimal berdasarkan tingkat keanggotaan data. Selain itu, hasil dari algoritma ini akan dievaluasi melalui perhitungan akurasi untuk mengukur seberapa baik hasil klasifikasi yang telah dilakukan, dengan menggunakan rumus akurasi sebagai berikut:

$$akurasi = \frac{benar}{keseluruhan} \times 100\% \quad (13)$$

Melalui langkah-langkah pengolahan data yang melibatkan FCM, PCA, dan perhitungan akurasi, sistem deteksi glaukoma dapat melakukan analisis yang mendalam dari data citra yang telah diambil, memberikan hasil yang akurat, dan memungkinkan deteksi dini penyakit glaukoma.

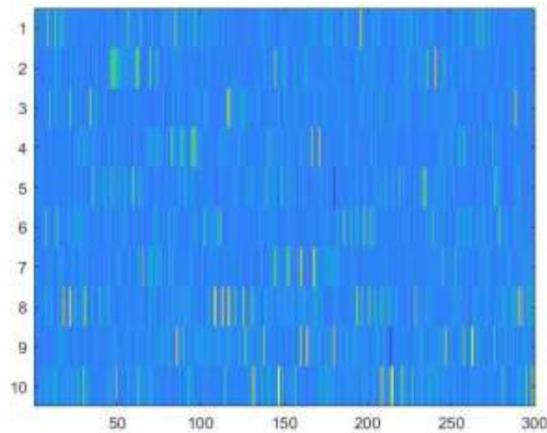
3. HASIL DAN DISKUSI

Instrumen penelitian ini yang dirancang terdiri dari *transduser transmitter* dan *receiver* terlihat pada Gambar 2.

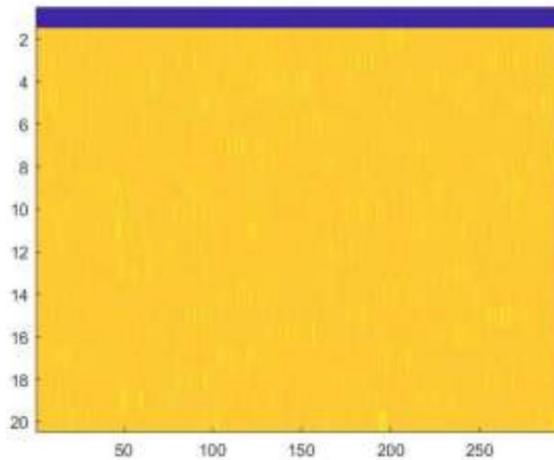


Gambar. 2. Instrumen

Instrumen menggunakan sensor ultrasonografi 5 MHz dengan bentuk minimalis dengan dimensi panjang 14 cm, lebar 13 cm dan tinggi 8.5 cm. Pengambilan sampel dilakukan pada 12 pasien dengan kondisi mata glaukoma dan 12 kondisi mata normal dan setiap sampel dilakukan pengulangan pengambilan data sebanyak 8 kali sehingga menghasilkan 96 sampel mata glaukoma dan 96 sampel mata normal. Data sampel kemudian di konversi menjadi gambar grayscale berukuran 1024x204 piksel yang dilakukan menggunakan MATLAB dan menghasilkan gambar-gambar berikut :



Gambar. 3. Gray-Scale Image of a Normal Eye



Gambar. 4. Gray-Scale Image of a Glaucoma Eye

Gambar 3 dan Gambar 4 merupakan gambar hasil konversi ADC to citra, dimana Gambar 3 merupakan contoh sampel mata normal dikonversi ke citra gray scale, dan Gambar 4 adalah contoh sampel mata kondisi glaukoma yang di konversi ke citra *gray scale*.

3.1. Momen invariant

Dari citra gray scale akan di cari momen invarian dan menghasilkan 7 vektor ciri, hasil perhitungan sampel mata normal terdapat pada Tabel 1. dan hasil sampel mata glaucoma ada pada Tabel 2.

Tabel 1. Hasil Momen Invarian Mata Normal

Data Ke	Momen Invariant						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,018956	0,000358	4,64E-13	4,62E-13	2,14E-25	8,73E-15	2,72E-28
2	0,018956	0,000358	9,00E-14	8,74E-14	7,75E-27	1,64E-15	3,48E-29
3	0,018956	0,000358	4,64E-13	4,62E-13	2,14E-25	8,73E-15	2,72E-28
4	0,018956	0,000358	9,00E-14	8,74E-14	7,75E-27	1,64E-15	3,48E-29
5	0,018962	0,000358	1,37E-16	1,36E-16	1,86E-32	2,57E-18	1,29E-33
6	0,019009	0,00036	1,32E-12	1,32E-12	1,74E-24	2,50E-14	3,77E-29
7	0,018956	0,000358	4,64E-13	4,62E-13	2,14E-25	8,73E-15	2,72E-28
8	0,01902	0,00036	1,27E-12	1,27E-12	1,62E-24	2,42E-14	-4,75E-28
...
96	0,019026	0,00036	1,72E-12	1,72E-12	2,97E-24	3,27E-14	-2,56E-28

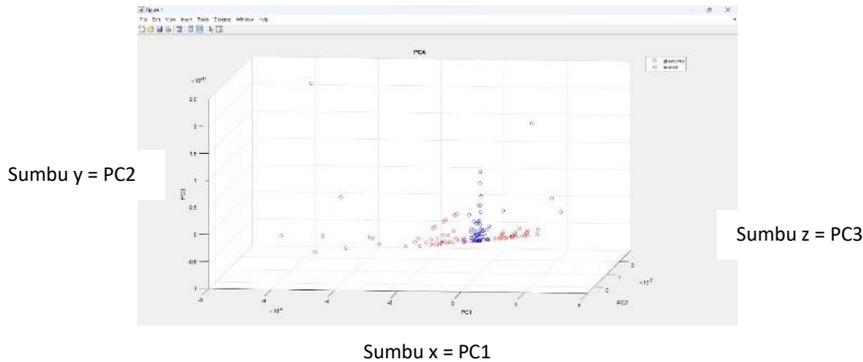
Tabel 2. Hasil Momen Invarian Mata Glaucoma

Data Ke	Momen Invariant						
	1	2	3	4	5	6	7
1	0,018894	0,000355	2,18E-13	2,16E-13	4,96E-26	4,05E-15	1,03E-28
2	0,018863	0,000354	8,15E-14	7,84E-14	6,27E-27	1,46E-15	3,47E-29
3	0,018832	0,000353	5,93E-15	2,39E-15	8,29E-30	2,75E-17	3,44E-30
4	0,018894	0,000355	2,18E-13	2,16E-13	4,69E-26	4,05E-15	1,03E-28
5	0,019022	0,000367	1,39E-15	1,22E-15	1,58E-30	2,18E-17	1,30E-32
6	0,019212	0,000367	2,64E-12	2,64E-12	6,98E-24	5,06E-14	-8,88E-28
7	0,018863	0,000354	8,15E-14	7,84E-14	6,27E-27	1,46E-15	3,47E-29
8	0,019054	0,000361	9,32E-15	8,08E-15	7,01E-29	1,50E-16	6,80E-31
...
96	0,018832	0,000353	5,93E-15	2,39E-15	8,29E-30	2,75E-17	3,44E-30

Tabel tabel diatas adalah hasil dari hasil perhitungan momen invariant yang memiliki 7 ciri pada setiap sampel nya. Tabel I. Merupakan hasil momen invariant dari sample mata normal dan tabel II. Merupakan hasil momen invariant dari sample mata glaukoma.

3.2. PCA (Principal Component Analysis)

Setelah mencari 7 vektor ciri pada setiap sampel mata normal dan mata glaukoma kemudian dilakukan PCA yang bertujuan untuk mengidentifikasi pola dan struktur dalam data vector ciri.

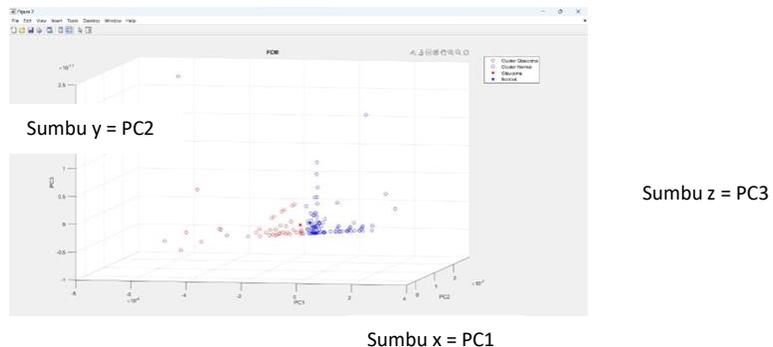


Gambar. 5. Principal Component Analysis

Pada Gambar 5. Adalah hasil 3 dimensi dari Principal Component Analysis 7 ciri momen invariant. Pada gambar tersebut titik berwarna biru adalah mata normal dan titik yang berwarna merah adalah mata glaukoma.

3.3. FCM (Fuzzy C-Means)

Setelah mendapatkan hasil Principal Component Analysis pada grafik 3 dimensi kemudian mencari pusat cluster dari kelompok mata normal dan glaukoma seperti yang terlihat pada gambar dibawah



Gambar. 6. Fuzzy C-Means

Pada gambar 6 dapat terlihat pusat cluster kelompok mata normal dan glaukoma, dimana tanda x di gambar yang berwarna biru merupakan cluster kelompok mata normal dan yang berwarna merah merupakan cluster kelompok glaukoma.

Dilanjutkan dengan perhitungan akurasi pada perhitungan diatas dan dihasilkan penelitian ini memiliki nilai akurasi sebesar 80,20833333333333% atau dibulatkan menjadi 80,21%.

4. KESIMPULAN

Dengan adanya alat deteksi glaukoma berbasis Ultrasonografi ini, diharapkan dapat memberikan kemudahan dalam melakukan deteksi dini penyakit glaukoma dan membantu mencegah perkembangan lebih lanjut yang dapat menyebabkan kebutaan. Dengan menggunakan teknologi kecerdasan buatan dan program komputer canggih, penelitian ini membuktikan bahwa metode pengolahan data dengan Momen Invariant, PCA, dan FCM dapat memberikan hasil yang efektif dan akurat dalam analisis citra untuk mendeteksi glaukoma, yaitu sebesar 80,21%.

Dengan perkembangan teknologi di bidang biomedis dan pemrosesan citra, diharapkan alat deteksi glaukoma ini dapat terus ditingkatkan dan diintegrasikan ke dalam sistem kesehatan untuk mendukung upaya deteksi dini penyakit mata yang lebih efisien dan efektif.

UCAPAN TERIMAKASIH

Penulis ingin mengucapkan rasa terima kasih yang tulus kepada berbagai pihak yang telah memberikan dukungan dan kontribusi dalam penelitian ini.

Juga kepada pihak-pihak yang telah memberikan dukungan finansial dalam penelitian ini. Dukungan finansial ini telah memungkinkan kami untuk mengakses peralatan dan sumber daya yang diperlukan untuk penelitian ini.

Tidak lupa, kami juga mengucapkan terima kasih kepada keluarga dan teman-teman yang telah memberikan dukungan moral dan motivasi selama proses penelitian ini.

REFERENSI

- [1] Garg, Anurag, et al. "Efficacy of repeat selective laser trabeculoplasty in Medication-Naive open-angle glaucoma and ocular hypertension during the light trial." *Ophthalmology* 127.4 (2020): 467-476.
- [2] Baudouin, Christophe, et al. "Inflammation in Glaucoma: From the back to the front of the eye, and beyond." *Progress in Retinal and Eye Research* 83 (2021): 100916.
- [3] Orlando, José Ignacio, et al. "Refuge challenge: A unified framework for evaluating automated methods for glaucoma assessment from fundus photographs." *Medical image analysis* 59 (2020): 101570.
- [4] Kemenkes RI, "infoDatin_glaukoma_2019.pdf." pp. 1–9, 2019.
- [5] Kreft, Daniel, et al. "Prevalence, incidence, and risk factors of primary open-angle glaucoma—a cohort study based on longitudinal data from a German public health insurance." *BMC Public Health* 19.1 (2019): 1-14.
- [6] Surve, A. et al. (2018) "Ultrasound biomicroscopy image patterns in normal upper eyelid and congenital ptosis in the Indian population." *Indian Journal of Ophthalmology*, 66(3), pp. 383–388. doi:10.4103/ijo.IJO_915_17.
- [7] Sutton, S. and Fisher, K.L. (2016) "Sonographic Detection of Unilateral Retinoblastoma." *Journal of Diagnostic Medical Sonography*, 32(4), pp. 228–233. doi:10.1177/8756479316650871.
- [8] Urs, R., Ketterling, J.A. and Silverman, R.H. (2016) "Ultrafast ultrasound imaging of ocular anatomy and blood flow," *Investigative Ophthalmology and Visual Science*, 57(8), pp. 3810–3816. doi:10.1167/iovs.16-19538

- [9] Elizabeth Jesi, V. et al. (2021) "Energetic Glaucoma Segmentation and Classification Strategies Using Depth Optimized Machine Learning Strategies." *Contrast Media and Molecular Imaging*, 2021. doi:10.1155/2021/5709257.
- [10] Ruby, J. et al. (2014) "Glaucoma Detection and Image Processing Approaches: A Review." *Journal of Current Glaucoma Practice*. "Intelligent Tracking and Management of Retinal Disorders Using Ballistic Optical Imaging" View project. "Medical Robots Superseding Speech Recognition and Deep Learning" View project.
- [11] Guo, X. et al. (2021) "Multimodality Image Analysis in a Cohort of Patients with Atypical Juvenile Ocular Toxocariasis," *Journal of Ophthalmology*, 2021. doi:10.1155/2021/4853531.