

SISTEM PENGENALAN RETINA MENGGUNAKAN SELF ORGANIZING MAP UNTUK MENDETEKSI RETINOPATI DIABETIKA

Marsiska Ariesta P¹⁾, Iwan Setiawan W²⁾, Sri Mujiyono³⁾

¹Prodi Sistem Teknologi Informasi, Institut Teknologi Dan Bisnis Semarang

^{2,3}Prodi Teknik Informatika, Fakultas Komputer Dan Pendidikan, Universitas Ngudi Waluyo

E-mail : siskaloyal@gmail.com

ABSTRAK

Mata merupakan indera yang penting bagi manusia. Penyakit yang banyak merusak fungsi mata adalah retinopati diabetika. Retinopati diabetika merupakan komplikasi *mikrovaskular* yang dapat terjadi pada pasien diabetes dan menyerang fungsi penglihatan. Gejala klinis dari penyakit ini adalah munculnya *mikroaneurisma* yang merupakan pembengkakan pembuluh darah berukuran mikro dan dapat terlihat sebagai titik-titik kemerahan pada retina. Proses pengenalan retina mata dilakukan dengan mengambil data citra retina yang diolah dengan menggunakan *Operator Laplacian*. Kemudian dilakukan ekstraksi ciri dengan metode *Principal Component Analysis* (PCA). Data biner hasil PCA digunakan sebagai data masukan pada proses pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan *Self Organizing Map* (SOM). Hasil yang diperoleh melalui ekstraksi ciri PCA dengan variabel laju pelatihan (α)=0,6 , pengurangan α (δ)=0,5 , threshold=0,02 dan jarak similaritas= 1×10^{-15} , telah dihasilkan *Recognition Rate* sebesar 85% untuk kemungkinan terbaik dan 50% untuk kemungkinan terburuk.

Kata kunci : Pengenalan retina, *Principal Component Analysis*, *Self Organizing Map*, Retinopati Diabetika

ABSTRACT

Eyes are important human sense. Diseases that damage many function of eye is diabetic retinopathy. Diabetic retinopathy is a microvascular complication that can occur in patients with diabetic and attacking vision function. Clinical symptoms of this disease is the emergence of mikroaneurisma which is swelling of blood vessels are microscopic and can be seen as reddish dots on the retina. The retina recognition process was done by taking the retina image data were processed using the Laplacian operator. Then do the feature extraction using Principal Component Analysis (PCA). PCA results of binary data is used as an input to the process of Neural Networks Self Organizing Map (SOM). The training process in order to make a decision about whether diabetic retinopathy or not . Results obtained with feature extraction Principal Component Analysis (PCA) with the variables, learning rate (α) = 0.6 , reduction of alpha (δ) = 0.5 , threshold = 0.02 similarity and distance = 1×10^{-15} , has produced recognition rate by 85% for the best possible, and 50% for the worst possible.

Keyword : *Retina Recognition*, *Principal Component Analysis*, *Self Organizing Map*, *Diabetic Retinopathy*

PENDAHULUAN

Diabetes melitus atau kencing manis merupakan penyakit metabolik. Penyakit ini ditandai dengan kadar gula darah yang tinggi (hiperglikemia) akibat kurangnya kadar hormon insulin dalam tubuh. Kadar gula darah yang tinggi secara terus-menerus selama bertahun-tahun dapat menimbulkan komplikasi, terutama pada mata, jantung, dan ginjal. Komplikasi diabetes pada mata yang menjadi penyebab utama kebutaan adalah retinopati diabetes.

Retinopati Diabetes merupakan penyakit sistemik yang paling penting pada mata. Retinopati Diabetes akan menyebabkan gangguan ketajaman penglihatan, sehingga penglihatan penderita akan semakin menurun dan dapat menyebabkan kebutaan. Kemungkinan terjadinya retinopati diabetes pada penderita diabetes melitus cukup tinggi yaitu berkisar 40-50 %. Pada umumnya retinopati diabetes terjadi pada penderita *diabetes melitus* yang telah terjangkit selama 10 tahun [1].

Penyakit retinopati diabetes ini tidak bisa dideteksi langsung secara kasat mata karena tanda-tandanya berada di bagian saraf retina mata. Tanda-tanda penyakit ini hanya dapat dilihat menggunakan foto fundus tetapi memerlukan waktu yang relatif lama untuk mengetahui hasilnya. Untuk menyelesaikan permasalahan di atas maka pada penelitian ini dibuat suatu sistem yang dapat mengenali pola citra retina mata yang terjangkit retinopati diabetes dalam waktu yang relatif cepat.

Untuk merealisasikan tujuan diatas diperlukan sebuah model komputasi untuk mengubah pixel citra retina mata menjadi suatu ciri retina mata, sehingga dapat digunakan untuk mengenali beberapa ciri retina mata retinopati diabetes. Model komputasi yang akan digunakan untuk melakukan ekstraksi ciri dalam penelitian ini adalah *PCA (Principal Component Analysis)*. Dipilih model ini karena hasil outputnya hanya berupa nilai real tanpa ada imajiner sehingga dapat mengurangi perhitungan dan mempercepat dalam proses ekstraksi cirinya. Selain itu akurasi juga cukup baik yaitu sekitar 85,50% [2].

Proses pengenalan citra retina mata digunakan jaringan saraf tiruan *Self Organizing Map (SOM)*. Dipilih metode ini karena SOM sangat baik dalam menangani masalah pengenalan pola-pola kompleks dan akurasi lebih baik

dibanding metode jaringan saraf tiruan lain yaitu sebesar 94% [3].

Adapun batasan masalah pada sistem pengenalan retina mata ini adalah sebagai berikut:

- a. Data yang diinputkan berupa citra retina mata yang diambil dari rumah sakit mata Undaan Surabaya.
- b. Citra retina mata yang digunakan berformat JPEG.
- c. Data yang di training terdiri dari 50 buah data retina mata normal, 50 buah data retina mata retinopati diabetes preproliferatif dan 50 buah data retina mata retinopati diabetes proliferasif.
- d. Data retina mata yang digunakan adalah hasil foto fundus penderita retinopati diabetes usia 20-74 tahun yang mengidap diabetes militus selama kurun waktu 10-30 tahun.

Pada penelitian sebelumnya [4] tentang pengenalan pola citra retina menggunakan jaringan syaraf tiruan *backpropagation* untuk mendeteksi retinopati diabetes, digunakan deteksi tepi dengan operator sobel untuk proses awalnya dan menggunakan jaringan saraf tiruan *backpropagation* untuk proses pengenalan citra retina matanya. Dari hasil pelatihan yang dilakukan pada 20 pasien retinopati diabetes dihasilkan presentasi *mean square error* 3.125% dan *error* pengenalan sekitar 10 %. Sesuai data diatas maka didapatkan prosentase kebenaran pada *Backpropagation* yaitu 73%. Akurasi hasil yang diperoleh tergantung juga dari pemilihan area retina mata dan kebenaran dari *sample* yang menjadi acuan.

Sedangkan pada penelitian ini dibangun sistem yang dapat melakukan pengenalan retina mata retinopati diabetes menggunakan metode ekstraksi ciri PCA. Sebelum proses PCA, terlebih dahulu dilakukan deteksi tepi dengan operator Laplacian kemudian di negasi agar didapatkan ciri retina mata retinopati diabetes yang lebih jelas. Setelah itu dilakukan proses pengenalan retina mata retinopati diabetes dengan menggunakan jaringan saraf tiruan *Self Organizing Map (SOM)*. Dengan tujuan agar sistem dapat belajar dan mengenali citra dengan *error* yang lebih kecil dari penelitian sebelumnya.

METODE

Secara umum sistem pengenalan retina mata ini meliputi proses pelatihan dan pengenalan. Pada proses pelatihan, semua data pelatihan dilatih agar mendapatkan nilai bobot

yang sesuai, untuk digunakan pada proses pengenalan. Pada proses pengenalan citra retina mata yang akan dikenali, dimasukkan. kemudian diproses dan dicocokkan dengan data pada *database* agar diperoleh hasil citra retina mata tersebut terindikasi retinopati diabetes atau tidak.

Grayscale, Citra retina mata di konversi ke *grayscale*. Konversi Citra *True color* ke *Grayscale* mengubah nilai pixel yang semula mempunyai 3 nilai yaitu R, G, B menjadi satu nilai yaitu keabuan.

Negasi adalah proses mengubah nilai keabuan titik dalam citra dengan nilai “negatif” nya. Fungsi Transformasi Skala Keabuan (*Grayscale Transformation Function-GST Function*) memetakan tingkat keabuan input ke tingkat keabuan output.

Deteksi tepi (Edge Detection) pada suatu citra adalah suatu proses yang menghasilkan tepi-tepi dari obyek-obyek citra, tujuannya adalah untuk menandai bagian yang menjadi detail citra serta memperbaiki detail dari citra yang kabur, yang terjadi karena error atau adanya efek dari proses akuisisi citra. Proses pencarian edge dilakukan dengan menggunakan teknik spatial (proses konvolusi)

Normalisasi ukuran citra, dilakukan proses *resizing* sehingga citra retina mata mempunyai ukuran standart yaitu 92x112 pixel. Proses normalisasi dilakukan dengan menggunakan metode *bilinear interpolation*. Citra digital dengan dimensi $m \times n$ pixel dapat dianggap sebagai matriks dua dimensi. Matriks tersebut memiliki nilai $y_a[1..m][1..n]$ yang isinya adalah level grayscale dari pixel-pixel di dalam citra. Informasi lokasi dari pixel tersebut disimpan dalam array $x_{1a}[1..m]$ dan $x_{2a}[1..n]$.

Ekstraksi ciri dengan PCA, Dalam proses pengenalan retina mata akan terjadi ketidakefisienan jika pixel dalam citra retina mata langsung digunakan kedalam proses pengenalan dan identifikasi retinopati diabetes, sehingga diperlukan sebuah model komputasi untuk mengubah *pixel* dalam citra retina mata menjadi suatu ciri retina mata yang diinginkan, sehingga dapat digunakan dalam skala dan orientasi cira retina mata yang berbeda-beda. Model komputasi ini dikenal dengan nama ekstraksi ciri.

Ekstraksi ciri merupakan tahap yang berfungsi untuk menajamkan perbedaan-perbedaan pola sehingga akan memudahkan dalam pemisahan antar kelas pada proses klasifikasi. Proses ekstraksi ciri berbeda-beda

tergantung pola yang akan dikenalnya. Beberapa cara yang telah diteliti untuk ekstraksi ciri dalam proses pengenalan pola diantaranya ekstraksi ciri secara geometris, statistik, dan penggunaan jaringan syaraf tiruan.

PCA digunakan untuk mereduksi dari dimensi atau sekumpulan atau ruang gambar sehingga basis atau sistem koordinat yang baru dapat menggambarkan model yang khas dari kumpulan tersebut dengan lebih baik. Dalam hal ini model yang diinginkan merupakan sekumpulan citra retina mata yang dilatih. Basis baru tersebut akan dibentuk melalui kombinasi linier. Komponen dari basis retina mata ini tidak akan saling berkorelasi dan saling memaksimalkan perbedaan yang ada dalam tiap variasinya.

Sebelum PCA dapat dilakukan, maka dilakukan *lexicographical ordoring* untuk setiap citra retina mata yang akan diekstraksi di mana baris yang satu diletakkan disamping baris yang lain untuk membentuk vektor retina mata yang merupakan vektor kolom. Vektor-vektor retina mata tersebut disusun sedemikian rupa sehingga membentuk sebuah matriks X dengan ordo $(n \times m)$, dimana n adalah jumlah piksel $(w \times h)$ dan m adalah banyak gambar retina. Matriks inilah yang akan dijadikan inputan PCA

Normalisasi, ruang gambar terlalu redundan jika digunakan untuk menggambarkan citra retina mata. Redudansi ini terjadi karena tiap pixel dari gambar tiap retina mata berkorelasi dengan piksel lainnya dan untuk mencari komponen utama dilakukan perhitungan berdasarkan paper dari Dimitri Pissarenko [5], yaitu dari sebuah dataset mata pelatihan misalkan terdapat m citra pelatihan $X = [X_1, X_2, X_3, \dots, X_m]$ yang ukuran dimensinya diasumsikan sebagai $n = (w \times h)$ maka citra mata tersebut dapat dibentuk menjadi vektor kolom dengan ukuran $(n \times 1)$. Tiap nilai dari X_{nm} merupakan intensitas pixel pada suatu indeks pixel citra ke-n dari citra pelatihan ke-m. Selanjutnya vektor kolom tersebut dilakukan normalisasi dengan menggunakan rumus :

$$X = \frac{X_k}{\sqrt{\sum_{k=1}^N X_k^2}} \quad (1)$$

dimana X_k adalah vektor kolom dari matrik X berordo ($n*m$) dan N adalah dimensi dari ruang citra. Hasil dari perhitungan matrik adalah sebagai berikut :

$$X = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1m} \\ X_{21} & \dots & \dots & X_{2m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ X_{n1} & X_{n2} & \dots & X_{nm} \end{bmatrix} \quad (2)$$

Centering Dataset, setelah dilakukan normalisasi, matrik dari hasil perhitungan tersebut dilanjutkan dengan menghitung rata-rata matrik untuk mendapatkan matrik center dengan menggunakan rumus

$$\alpha_i = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M x_i \quad (3)$$

M adalah jumlah citra pelatihan

Kurangi matrik dataset hasil normalisasi dengan matrik rata-rata diatas. Sebelum proses mencari selisih tersebut kita harus menggandakan matrik rata-rata tersebut sebanyak jumlah dari citra pelatihan (M).

$$Y = \alpha - M \quad (4)$$

α = matriks rata-rata

Y = hasil matriks centering berordo ($n*m$)

Matrik kovarian adalah matrik simetris yang memiliki ordo sama dan merupakan sebuah pengukuran yang tidak hanya variansi tetapi kovariansi dari vektor-vektor kolom. Matrik kovarian dihitung dengan rumus:

$$A = Y^T * Y \quad (5)$$

A = Matrik Kovarian berordo ($m*m$)

Mencari nilai eigen (E) dan vektor eigen (V) dari matriks kovarian (A), dengan menggunakan basis yang dibentuk oleh ruang eigen, dapat dilakukan reduksi dimensi dengan melakukan transformasi linear dari suatu ruang dimensi tinggi ke dalam ruang berdimensi lebih rendah. Untuk menentukan dimensi yang lebih rendah dengan error atau *information loss* yang

minimum, yaitu dengan memilih sejumlah nilai eigen yang terbesar dari ruang berdimensi tinggi tersebut. Tahapan tersebut merupakan gambaran umum dari metode yang disebut PCA.

Urutkan vector nilai eigen (E) yang besesuaian dengan vektor eigen (V) dari besar ke kecil (*Descending*).

Hitung *principal component*.

$$P = Y * V * E^{-1/2} \quad (6)$$

P merupakan matrik dari hasil perkalian matrik dengan ordo ($n*m$)* ($m*m$) maka akan menghasilkan matrik berordo ($n*m$).

Transformasikan gambar ke ruang citra retina mata.

$$W = P^T * Y \quad (7)$$

Hasil transformasi ini merupakan gambar retina mata yang telah direduksi menjadi beberapa variabel yang diperlukan saja yang akan diinputkan ke jaringan saraf tiruan.

Jaringan SOM (Self-Organizing Map) Kohonen merupakan salah satu model jaringan syaraf yang menggunakan metode pembelajaran unsupervised. Jaringan SOM Kohonen terdiri dari dua lapisan (layer), yaitu lapisan input dan lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan input terhubung dengan setiap neuron pada lapisan output. Setiap neuron dalam lapisan output merepresentasikan kelas dari input yang diberikan. Setiap neuron output mempunyai bobot untuk masing-masing neuron input. Proses pembelajaran dilakukan dengan melakukan penyesuaian terhadap setiap bobot pada neuron output. Setiap input yang diberikan dihitung jarak euclidian-nya dengan setiap neuron output, kemudian cari neuron output yang mempunyai jarak minimum. Neuron yang mempunyai jarak yang paling kecil disebut neuron pemenang atau neuron yang paling sesuai dengan input yang diberikan.

$$d = \sqrt{\sum_i^n (W_i - X_i)^2} \quad (8)$$

d = jarak Euclidian
 Wi = bobot neuron ke-i
 Xi = input vektor ke Xi

Setelah mendapatkan neuron pemenang maka update nilai bobot neuron pemenang dan tetangganya dengan perhitungan sebagai berikut:

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t) \delta(t) * [X_i(t) - W_{ij}(t)] \quad (9)$$

dimana α adalah learning rate dan δ adalah pengurangan radius terhadap waktu atau fungsi tetangga, berapa jauh neuron tetangga dari neuron pemenang yang diambil. Secara garis besar algoritma SOM Kohonen sebagai berikut:

1. Inisialisasi, bobot (W_{ij}) dengan nilai random, tingkat pembelajaran (learning rate) , dan fungsi tetangga.
1. Masukkan input Xi
2. Hitung similaritasnya dengan menggunakan jarak Euclidian, dan pilih neuron pemenangnya.
3. Update bobot neuron pemenang dan tetangganya
4. Update tingkat pembelajaran dan kurangi fungsi tetangga.
5. Lakukan langkah 2 sampai 5 sampai nilai epoch tercapai

Pengukuran Akurasi Pengenalan Retina Mata, dalam pelaksanaannya, sebuah sistem pengenalan retina mata akan menghasilkan dua buah jenis *error* yang disebut *false acceptance* (FA) dan *false rejection* (FR). FA adalah sebuah kesalahan dimana seseorang yang gagal diidentifikasi (*impostor*) dapat diterima oleh sistem. FR adalah kesalahan yang terjadi dimana seseorang yang berhak, atau berhasil diidentifikasi, tetapi ditolak sistem. Untuk mengukur kesalahan tersebut diturunkan sebuah formulasi yang disebut dengan *False Acceptance Rate* (FAR) dan *False Rejection Rate* (FRR) sebagai berikut:

$$FAR = \frac{\text{banyaknya FA}}{\text{banyaknya akses yang dilakukan impostor}} \quad (10)$$

$$FRR = \frac{\text{banyaknya FR}}{\text{banyaknya akses yang dilakukan client}} \quad (11)$$

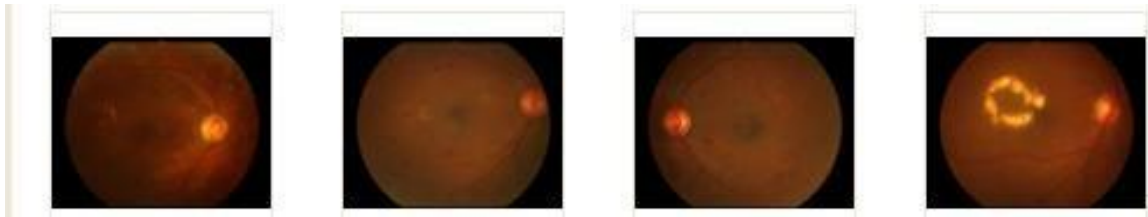
Untuk penentuan *total error rate* digunakan formula *Half Total..Error Rate* (HTER) yang mengkombinasikan kedua rasio di atas sebagai berikut:

$$HTER = \frac{FAR + FRR}{2} \quad (12)$$

Pada sistem verifikasi ideal, nilai FRR dan FAR adalah sekecil mungkin. Untuk itu perlu ditentukan sebuah nilai yang menjadi batas *threshold* pengambilan keputusan. Umumnya yang diambil adalah nilai pada saat mencapai *Equal Error Rate* (EER) yaitu saat FAR = FRR. Kondisi ini dapat divisualisasikan menggunakan *Receiver Operating Characteristic* (ROC) dan DET. Pada ROC, FAR menjadi fungsi dari FRR sedangkan DET merupakan transformasi non-linier dari ROC sehingga memudahkan proses perbandingan.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Data yang digunakan dalam penelitian ini terdiri dari sekumpulan citra untuk pelatihan (*training data set*) dan sekumpulan citra untuk pengujian (*testing data set*). Uji coba terhadap sistem ini dilakukan dengan menggunakan citra retina *true color* dengan format JPEG. Data uji coba merupakan hasil foto fundus yang diambil dari rumah sakit mata undaan Surabaya. Citra retina berukuran 1604x1216 pixel yang kemudian mengalami proses normalisasi menjadi berukuran 92x112 pixel. Jumlah citra retina yang digunakan sebanyak 150 citra retina yang terdiri dari 50 buah citra retina normal, 50 buah citra retina retinopati diabetes *proliferasif* dan 50 buah citra retina retinopati diabetes *preliferatif* dengan 10 variasi untuk setiap orangnya. Adapun *preprocessing* yang dilakukan berupa...*c.onvert to grayscale, resizing, negasi dan deteksi tepi.*



Gambar 1. Contoh citra retina dengan level *true color*, format JPEG dengan ukuran *pixel* 1604x1216



Gambar 2. Contoh citra retina hasil grayscale, resizing, negasi dan deteksi tepi, format JPEG dengan ukuran *pixel* 92x112

Proses perhitungan keakuratan adalah proses perhitungan tingkat keakuratan/kebenaran sistem dalam menerima atau menolak citra retina yang jenisnya telah terdaftar atau retina yang identitasnya tidak terdaftar.

Proses ujicoba dilakukan untuk menentukan keakuratan system dalam melakukan proses pengenalan. Pada proses ujicoba variable yang digunakan untuk pelatihan Jaringan Syaraf Tiruan *Self Organizing Map* (SOM) yaitu: laju pelatihan(α)=0,6 ,pengurangan $\alpha(\delta)$ =0,5 , threshold=0,02 dan jarak similaritas= 1×10^{-15} . Fungsi *threshold* yaitu untuk jarak Euclidian pada proses pencocokan/pengenalan. Sedangkan jarak similaritas berfungsi untuk membatasi iterasi perubahan bobot sehingga didapat bobot terbaik, walaupun epoch maksimum belum terpenuhi.

Hasil yang dicapai dari ujicoba dengan retina palsu/yang tidak terdaftar dan retina yang telah terdaftar pada tabel 1. Dengan Jumlah retina palsu/tidak terdaftar=20 dan jumlah retina yang telah terdaftar=20

Tabel 1. Persentase Nilai FAR dan FRR

Bobot PCA	Epoch maks	%FAR	%FRR
70	53	$10/20 \times 100\% = 50\%$	$11/20 \times 100\% = 55\%$
148	54	$17/20 \times 100\% = 85\%$	$17/20 \times 100\% = 85\%$

KESIMPULAN

Hasil yang diperoleh dalam proses pengenalan retina dengan metode jaringan syaraf tiruan SOM dengan ekstraksi ciri *PCA* dengan variabel: laju pelatihan(α)=0,6, pengurangan $\alpha(\delta)$ =0,5 , threshold = 0,02 dan jarak similaritas = 1×10^{-15} , telah dihasilkan *Recognition Rate* sebesar 85% untuk kemungkinan terbaik, dan 50% untuk kemungkinan terburuk. Hal ini menunjukkan bahwa metode jaringan syaraf tiruan SOM dengan ekstraksi ciri *Principal Component Analysis (PCA)* cukup baik digunakan dalam sistem pengenalan retina mata.

Nilai bobot PCA sangat mempengaruhi kinerja sistem pada proses pengenalan/pencocokan, karena nilai bobot PCA merupakan ciri dari jenis retina. Semakin banyak bobot PCA yang digunakan, maka semakin banyak pula ciri yang digunakan.

Penentuan nilai Threshold juga sangat mempengaruhi proses pencocokan/pengenalan karena nilai threshold digunakan sebagai batas jarak Euclidian dalam penentuan jenis retina mata. Penentuan nilai minimum jarak similaritas mempengaruhi jumlah iterasi atau epoch maksimum dalam penentuan bobot, sehingga iterasi akan berhenti bila jarak similaritas terpenuhi meskipun nilai masukan epoch maksimum belum terpenuhi.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Ilyas, S. Kedaruratan Dalam Ilmu Penyakit

Mata. Jakarta : Balai Penerbit Fakultas Kedokteran Universitas Indonesia. 2005.

model." *Computers and electronics in agriculture* 157 (2019): 417-426

- [2] R.Chellappa, C. L. Wilson, S.Sirohey S, "Human and machine recognition of faces: a survey", *Proceedings of the IEEE*, 83(5): 705-740, 2019.
- [3] Review article: W. Zhiqiang, L. Jun, A review of object detection based on convolutional neural network, in: 2017 36th Chinese Control Conference (CCC), 2017, pp. 11104– 11109. doi: 10.23919/ChiCC.2017.8029130
- [4] Journal article: Arya MC, Rawat A. A review on YOLO (You Look Only One)-an algorithm for real time object detection. *J Eng Sci*. 2020;11:554-7 [4] Review paper: Arya, Mukesh Chandra, and Anchal Rawat. "A review on YOLO (You Look Only One)-an algorithm for real time object detection." *J Eng Sci* 11 (2020): 554-7.
- [5] Conference: Redmon et al. in You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*. 2016. Review paper: Tsang, Sik-Ho. "Review: YOLOv2 & YOLO9000—You Only Look Once (Object Detection (accessed on 24 February 2019) (2019))u Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection
- [6] Conference: M. Takahashi, Y. Ji, K. Umeda and A. Moro, "Expandable YOLO: 3D Object Detection from RGB-D Images," 2020 21st International Conference on Research and Education in Mechatronics (REM), 2020, pp. 1-5, doi: 10.1109/REM49740.2020.9313886.
- [7] Journal article: Ju, M.; Luo, H.; Wang, Z.; Hui, B.; Chang, Z. The Application of Improved YOLO V3 in Multi-Scale Target Detection. *Appl. Sci*. 2019, 9, 3775.
- [8] Journal article: wei fang 1,2, (member, ieee), lin wang 1 , and peiming ren 1, "Tinier-YOLO: A Real-Time Object Detection Method for Constrained Environments.
- [9] Journal article: Yi, Zhang, Shen Yongliang, and Zhang Jun. "An improved tiny-yolov3 pedestrian detection algorithm." *Optik* 183 (2019): 17-23.FANG 1,2, (Member, IEEE), lin wang 1 , and peiming ren 1, "Tinier-YOLO: A Real-Time Object Detection Method for Constrained Environments.
- [10] Journal article: Tian, Yunong, et al. "Apple detection during different growth stages in orchards using the improved YOLO-V3
- [11] Article: Shafiee, Mohammad Javad, et al. "Fast YOLO: A fast you only look once system for real-time embedded object detection in arXiv:1709.05943 (2017). video." arXiv preprint
- [12] Journal article: George, Jose, Shibon Skaria, and V. V. Varun. "Using YOLO based deep learning network for real time detection and localization of lung nodules from low dose CT scans." *Medical Imaging 2018: Computer-Aided Diagnosis*. Vol. 10575. SPIE, 2018.mad Javad, et al. "Fast YOLO: A fast you only look once system for real-time embedded object detection in video." arXiv preprint arXiv:1709.05943 (2017).
- [13] Pramono, M. "Pengenalan Pola Citra Retina Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan Backpropagation untuk Mendeteksi Retinopati Diabetes". *Prosiding Seminar Nasional Aplikasi Teknologi*. Yogyakarta, 17 Juni.2016.
- [14] Pissarenko, D, Eigenface for Face Recognition, <http://openbio.sourceforge.net/resources/eigenfaces/eigenfaces-html/facesOptions.html>, 2019
- [15] Hidayatno, A., Isnanto, R.R., dan Buana, D.K.W. " Identifikasi Tanda Tangan Menggunakan Jaringan Saraf Tiruan Perambatan Balik (Backpropagation)". *Jurnal Teknologi* 1,2:100–106. Desember 2018.
- [16] Putra, D. *Sistem Biometrika Konsep Dasar, Teknik analisis Citra, dan Tahapan Membangun Aplikasi Sistem Biometrika*. Yogyakarta: Andi.

