Jurnal Elektronika dan Teknik Informatika Terapan (JENTIK)
Volume 4 Nomor 3 SEPTEMBER 2026
e-ISSN : 2988-0874; p-ISSN : 2988-0866, Hal 402-425
DOI: https://doi.org/10.59061/jentik.v4i3.1566
Tersedia: https://e-journal.poltek-kampar.ac.id/index.php/JENTIK

MODEL KLASIFIKASI DENGAN METODE *EARTH MOVER'S DISTANCE* (EMD) PADA CITRA DIPSTICK URINALISIS

Khairul Hafidh[1], Helfi Nasution[2], Alfian Abdul Jalid[3], Fauzan Asrin[4], Eka Ardiani Putri[5]

[1,2,3,4]Informatika, Universitas Tanjungpura,Pontianak,Indonesia
[5] Pendidikan Dokter, Universitas Tanjungpura,Pontianak,Indonesia
*hafidh@informatika.untan.ac.id[1], helfinas@informatika.untan.ac.id[2], fianjld@informatika.untan.ac.id[3], asrin@informatika.untan.ac.id[4], ekaardianiputri@medical.untan.ac.id[5],
Alamat: Jalan Prof. Dr. H. Hadari Nawawi Pontianak 78124
Korespondensi penulis: hafidh@informatika.untan.ac.id

Abstract. *Visual interpretation of urinalysis dipsticks is susceptible to operator subjectivity and variations in ambient lighting conditions. Previous studies employing digital image processing have predominantly relied on direct comparisons of local RGB pixel values, which may be affected by variations in illumination intensity and color non-uniformity across reagent areas. This study aims to implement the Earth Mover's Distance (EMD) as a metric for measuring holistic color-distribution similarity in an embedded system based on a Raspberry Pi 5B and Pi Cam. The system incorporates a controlled-illumination acquisition enclosure to ensure consistent image acquisition conditions. A total of 79 urine sample images were preprocessed by cropping the Region of Interest (ROI) to 30x40 pixels and extracting the mean values of the RGB color components to construct a knowledge base for each parameter class. EMD-based classification was performed by estimating the minimum transportation cost required to transform the color distribution of a test sample toward the corresponding distributions in the knowledge base, without requiring complex deep learning model training. The evaluation results indicate that EMD performance is influenced by the degree of color separability among categories. The Protein parameter achieved the highest performance, with an accuracy of 98.73% and a Macro F1-Score of 99.12%, followed by the pH parameter with an accuracy of 91.14% and a Macro F1-Score of 86.91%. The Glucose parameter achieved an accuracy of 84.81% and a Macro F1-Score of 83.38%, primarily due to overlapping color characteristics among the positive classes. Nevertheless, Glucose exhibited the fastest computational time, requiring 0.1919 s to process a test image sample. These findings demonstrate that the application of EMD under controlled illumination can maintain consistent color representation for urinalysis dipstick interpretation. Owing to its computational efficiency, the proposed EMD-based approach shows potential as a proof-of-concept at Technology Readiness Level (TRL) 3 for the development of low-cost urinalysis point-of-care testing (POCT) devices.*

Keywords: *Earth Mover's Distance, Point-of-Care Testing, Raspberry Pi, Urinalysis Dipstick.*

Abstrak. Pembacaan *dipstick* urinalisis secara visual rentan terhadap subjektivitas operator dan variasi kondisi pencahayaan lingkungan. Penelitian terdahulu yang menerapkan pengolahan citra digital umumnya melakukan perbandingan nilai RGB piksel secara lokal, sehingga berpotensi dipengaruhi oleh variasi intensitas pencahayaan dan ketidakseragaman warna pada area reagen. Penelitian ini bertujuan untuk mengimplementasikan *Earth Mover's Distance* (EMD) sebagai metrik kemiripan distribusi warna secara holistik pada sistem tertanam (*embedded system*) berbasis Raspberry Pi 5B dan Pi Cam. Sistem dilengkapi dengan kotak akuisisi dengan kondisi pencahayaan terkendali untuk menjaga konsistensi proses akuisisi citra. Sebanyak 79 sampel citra urine dipraproses melalui pemotongan *Region of Interest* (ROI) berukuran 30x40 piksel dan ekstraksi nilai rata-rata komponen warna RGB untuk membangun basis pengetahuan pada setiap kelas parameter. Proses klasifikasi berbasis EMD dilakukan dengan mengevaluasi biaya transportasi minimum yang diperlukan untuk mentransformasikan distribusi warna citra uji terhadap distribusi warna pada basis pengetahuan, tanpa memerlukan proses pelatihan *deep learning* yang kompleks. Hasil evaluasi menunjukkan bahwa kinerja EMD dipengaruhi oleh tingkat keterpisahan (*separability*) distribusi warna

Naskah Masuk: 30 Agustus 2026; Revisi: 19 September 2026; Diterima: 24 September 2026; Terbit: 30 September 2026

antarkategori. Parameter Protein menghasilkan kinerja tertinggi dengan akurasi sebesar 98,73% dan *Macro F1-Score* sebesar 99,12%, diikuti parameter pH dengan akurasi sebesar 91,14% dan *Macro F1-Score* sebesar 86,91%. Sementara itu, parameter Glukosa memperoleh akurasi sebesar 84,81% dan *Macro F1-Score* sebesar 83,38% yang dipengaruhi oleh adanya tumpang tindih (*overlapping*) karakteristik warna pada kelas positif. Meskipun demikian, parameter Glukosa menunjukkan waktu komputasi tercepat, yaitu 0,1919 detik untuk memproses sampel citra uji. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penerapan EMD pada kondisi pencahayaan terkendali mampu mempertahankan konsistensi representasi warna pada pembacaan *dipstick* urinalisis. Dengan efisiensi komputasinya, metode EMD berpotensi menjadi *proof-of-concept* pada Tingkat Kesiapterapan Teknologi (TKT) 3 untuk mendukung pengembangan perangkat *point-of-care testing* (POCT) urinalisis berbiaya rendah.

Kata kunci: Dipstick Urinalisis, *Earth Mover's Distance*, *Point-of-Care Testing*, Raspberry Pi

1. LATAR BELAKANG

Pendahuluan

Pemeriksaan urinalisis menggunakan test strip (*dipstick*) merupakan salah satu metode pemeriksaan awal yang praktis karena mampu memberikan informasi mengenai berbagai parameter kimia urine secara cepat dan sederhana. Parameter yang dapat dianalisis meliputi glukosa, protein, pH, darah, leukosit, nitrit, keton, bilirubin, urobilinogen, dan berat jenis. Pemeriksaan *dipstick* banyak digunakan dalam skrining gangguan ginjal, diabetes melitus, infeksi saluran kemih, dan kondisi metabolik lainnya (Hitzeman, Greer, & Carpio, 2022; Chambliss & Van, 2022). Meskipun praktis, pembacaan *dipstick* secara visual dilakukan dengan membandingkan perubahan warna bantalan reagen dengan bagan referensi sehingga hasilnya dapat dipengaruhi oleh pencahayaan, karakteristik kamera, waktu pembacaan, serta subjektivitas operator(Wardenaar et al., 2022). Kondisi tersebut mendorong pengembangan sistem berbasis pengolahan citra dan computer vision untuk meningkatkan objektivitas dan konsistensi pembacaan(Fazry, Furqan, & Rifki, 2025; Hafidh & Asrin, 2023).

Perkembangan kamera digital dan *smartphone* memungkinkan proses pembacaan *dipstick* dilakukan secara otomatis(Kibria, Ali, & Khan, 2022) mengembangkan sistem *point-of-care urinalysis* berbasis *smartphone* yang memanfaatkan citra digital untuk memperoleh informasi warna dari hasil pemeriksaan. Kim & Cho (2022) juga mengembangkan sistem analisis urine berbasis *smartphone* dengan memanfaatkan nilai RGB dan model pembelajaran berbasis *machine learning*(Rosmawarni et al., 2025). Hasil penelitian menunjukkan bahwa analisis RGB dapat digunakan untuk memperoleh hasil pemeriksaan yang lebih objektif dibandingkan pengamatan visual. Penelitian (Jang et al., 2023) menunjukkan bahwa informasi hasil *dipstick* dapat dikombinasikan dengan

machine learning untuk mendukung deteksi kondisi klinis, sehingga memperlihatkan potensi penggunaan algoritma komputasi dalam meningkatkan interpretasi hasil urinalisis.

Pendekatan berbasis *machine learning* juga dikembangkan untuk mengatasi variasi warna pada citra *dipstick*.Xu et al. (2024) mengembangkan *platform* berbasis *smartphone* yang menggunakan fitur warna dan algoritma *machine learning* untuk melakukan identifikasi beberapa parameter urinalisis. Hasil tersebut menunjukkan bahwa ruang warna dapat menjadi representasi penting dalam proses klasifikasi. Pada penelitian (Utami et al., 2022) menggunakan fitur RGB dan algoritma *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk melakukan klasifikasi tingkat dehidrasi berdasarkan warna urine. Penelitian tersebut menunjukkan bahwa karakteristik warna citra urine dapat dimanfaatkan sebagai fitur klasifikasi menggunakan algoritma yang relatif sederhana.

Meskipun demikian, pendekatan yang menggunakan nilai warna secara langsung masih memiliki keterbatasan ketika terjadi perubahan intensitas atau distribusi warna. Nilai RGB atau HSV pada satu piksel hanya merepresentasikan karakteristik lokal sehingga belum tentu menggambarkan keseluruhan distribusi warna pada area reagen. Salah satu pendekatan yang dapat digunakan untuk mengatasi permasalahan tersebut adalah *Earth Mover's Distance* (EMD). EMD merupakan metrik berbasis *Optimal Transport* yang mengukur biaya minimum untuk mengubah satu distribusi menjadi distribusi lainnya. Dengan demikian, EMD tidak hanya membandingkan perbedaan nilai fitur pada posisi yang sama, tetapi juga mempertimbangkan perpindahan massa antarbagian distribusi (Chi Zhang et. al, 2023;Zhou et al, 2022).

Penelitian (Chi Zhang et al., 2023) menunjukkan bahwa EMD dapat digunakan sebagai ukuran kemiripan dalam klasifikasi citra dengan mempertimbangkan hubungan antarbagian representasi. Zhou et al.(2022) mengembangkan *Instance to Prototype Earth Mover's Distance* untuk mengukur kesesuaian distribusi antara sampel dan prototipe. Hasil tersebut menunjukkan bahwa EMD mampu merepresentasikan perbedaan distribusi secara lebih informatif dibandingkan pengukuran jarak langsung. Penelitian (Jin et al., 2022) juga mengembangkan modifikasi EMD untuk klasifikasi citra dengan jumlah sampel terbatas. Sementara itu, (Wang et al., 2023) memanfaatkan penyelarasan distribusi untuk meningkatkan kemampuan klasifikasi pada kondisi distribusi data yang berbeda.

Selain klasifikasi, EMD telah digunakan pada berbagai permasalahan pengolahan citra yang memerlukan perbandingan distribusi. Sun et al.(2022) memanfaatkan informasi distribusi fitur untuk mengukur hubungan antara representasi citra. Meng et al. (2025) mengembangkan pendekatan aproksimasi EMD untuk mengurangi beban komputasi pada pencarian jarak. Penelitian tersebut penting bagi implementasi EMD pada perangkat dengan sumber daya terbatas karena perhitungan EMD secara langsung dapat membutuhkan waktu komputasi yang relatif besar. Lavi et al.(2025) juga menunjukkan penerapan EMD dalam analisis citra hiperspektral, yang memperlihatkan bahwa metrik berbasis distribusi dapat digunakan untuk menangkap karakteristik data citra yang kompleks.

Berdasarkan penelitian terdahulu, pengembangan sistem urinalisis berbasis citra telah banyak memanfaatkan ekstraksi warna, *smartphone imaging*, dan algoritma *machine learning*. Namun, sebagian besar pendekatan masih menggunakan nilai RGB/HSV secara langsung atau pencocokan warna konvensional (Kibria et al., 2022). Di sisi lain, penelitian mengenai EMD telah menunjukkan kemampuannya dalam membandingkan distribusi fitur pada berbagai tugas klasifikasi citra (Chi Zhang et al., 2023) – (Lavi et al., 2025). Berdasarkan penelusuran literatur yang dilakukan, penerapan EMD sebagai metode utama untuk mengukur kemiripan distribusi warna pada citra *dipstick* urinalisis masih terbatas. Kondisi tersebut menjadi research gap yang mendasari penelitian ini.

Penelitian ini mengusulkan klasifikasi citra *dipstick* urinalisis menggunakan EMD untuk parameter glukosa, pH, dan protein. Berbeda dengan pendekatan yang membandingkan nilai warna secara langsung, EMD mempertimbangkan rerata warna warna tiap komponen RGB secara keseluruhan sehingga diharapkan lebih mampu menangani variasi intensitas dan pergeseran distribusi warna. Penggunaan EMD juga memungkinkan pengembangan metode klasifikasi yang relatif sederhana tanpa proses pelatihan model yang kompleks. Selanjutnya, implementasi pada Raspberry Pi diarahkan untuk menghasilkan sistem *point-of-care* berbiaya rendah dengan kebutuhan komputasi yang relatif ringan.

2. KAJIAN TEORITIS

Kajian teoritis ini disusun dalam tabel 1 state of the art dibawah ini:

Tabel 1. *State of the art* penelitian

No.	Penelitian	Objek	Metode	Fitur / Representasi	Keterbatasan	Posisi Penelitian
1	(Kibria et al., 2022)	*Dipstick* urine	Smartphone imaging	Warna citra	Belum menggunakan analisis distribusi	Dasar akuisisi citra *dipstick*
2	(Kim & Cho, 2022)	Urinalisis	Machine learning	RGB	Sensitif terhadap variasi intensitas	Mengembangkan representasi warna berbasis distribusi
3	(Xu et al., 2024)	*Dipstick* urine	Machine learning	Fitur/ruang warna Lab/HSV	Belum menggunakan EMD	Dasar pemanfaatan fitur warna untuk klasifikasi
4	(Utami et al., 2022)	Warna urine	KNN	RGB	Membandingkan nilai warna secara langsung	Menggunakan pendekatan jarak berbasis distribusi
5	(Chi Zhang et al., 2023)	Citra	EMD	Distribusi fitur	Belum diterapkan pada *dipstick*	Dasar penggunaan EMD untuk kemiripan distribusi
6	(Meng et al., 2026)	Citra CIFAR-10, NUS-WIDE, dan Paris-6k	EMD	RGB	Belum diterapkan pada *dipstick*	Belum diterapkan pada *dipstick*
7	Penelitian diusulkan	*Dipstick* urine	EMD	Rerata RGB	—	Klasifikasi glukosa, pH,

						protein pada Raspberry Pi

Perkembangan sistem urinalisis otomatis berbasis citra digital diawali oleh penelitian (Kibria et al., 2022) yang memanfaatkan *smartphone imaging* untuk memperoleh informasi warna dari *dipstick* urine sebagai dasar proses akuisisi citra. Pendekatan ini kemudian dikembangkan lebih lanjut oleh Kim & Cho (2022) serta (Xu et al., 2024) melalui penerapan algoritma *machine learning* berbasis fitur ruang warna dan nilai RGB. Hasil penelitian tersebut membuktikan bahwa analisis warna komputasional mampu memberikan hasil pemeriksaan yang lebih objektif dibandingkan pengamatan visual manual. Sejalan dengan hal tersebut, (Utami et al., 2022) memperlihatkan bahwa ekstraksi fitur warna RGB dapat dikombinasikan dengan algoritma klasifikasi sederhana seperti *K-Nearest Neighbor* (KNN) untuk mengidentifikasi karakteristik warna urine.

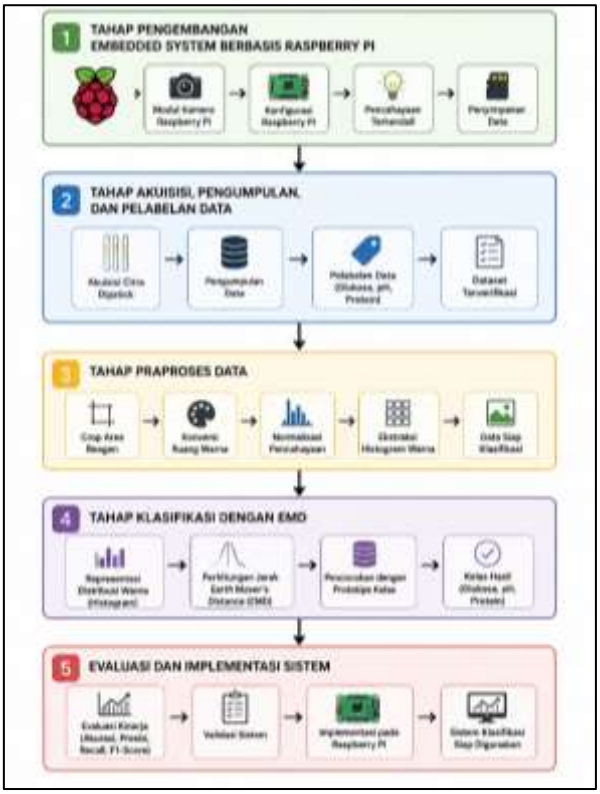
Meskipun demikian, pendekatan yang diterapkan oleh (Kim & Cho, 2022) maupun (Utami et al., 2022) masih memiliki keterbatasan mendasar, yaitu ketergantungan pada pembandingan nilai warna RGB secara langsung (fitur piksel lokal). Cara ini sangat sensitif dan rentan terhadap variasi intensitas cahaya lingkungan serta ketidakrataan distribusi warna pada area reagen. Di sisi lain, (Chi Zhang et al., 2023) telah membuktikan bahwa metrik *Earth Mover's Distance* (EMD) efektif dalam mengukur kemiripan citra berbasis distribusi fitur secara holistik, sehingga tidak hanya membandingkan nilai piksel tunggal tetapi juga memperhitungkan pergeseran massa distribusi warna secara keseluruhan. Kendati demikian, penerapan metrik EMD sebagai metode utama pengukur kemiripan distribusi warna belum pernah dieksplorasi secara khusus pada citra *dipstick* urinalisis (Xu et al., 2024; Chi Zhang et al., 2023). Penelitian (Meng et al., 2026) menggunakan ruang warna RGB (Red, Green, Blue) untuk citra berwarna. Pada representasi tersebut, warna citra diperlakukan sebagai distribusi titik dalam ruang 3 dimensi RGB, kemudian EMD digunakan untuk mengukur jarak antara distribusi citra

Berdasarkan *research gap* tersebut, penelitian yang diusulkan mengambil posisi untuk menutup celah penelitian dengan menerapkan metode EMD berbasis representasi rerata warna RGB pada citra *dipstick* urine. Berbeda dari penelitian-penelitian sebelumnya, sistem ini difokuskan untuk mengklasifikasikan tiga parameter penting urinalisis yaitu glukosa, pH, dan protein yang diimplementasikan secara langsung pada

perangkat *embedded* Raspberry Pi. Pendekatan ini diharapkan mampu menghasilkan sistem pembacaan *dipstick* otomatis yang tahan terhadap variasi intensitas pencahayaan tanpa membutuhkan komputasi berlebihan.

3. METODE PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan melalui lima tahapan yang mulai dari pengembangan sistem akuisisi citra hingga evaluasi kinerja model klasifikasi. Rangkaian tahapan tersebut dirancang untuk menghasilkan sistem pembacaan *dipstick* urinalisis berbasis *Earth Mover's Distance* (EMD) yang mampu mengidentifikasi kemiripan dalam ruang warna RGB, sekaligus mendukung implementasi sistem berbiaya rendah pada perangkat Raspberry Pi.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Sebagaimana gambar 1 diatas, tahapan dalam penelitian ini diantaranya: 1) tahap pengembangan *embedded system* berbasis Raspberry Pi; 2) tahap akuisisi, pengumpulan, dan pelabelan data; 3) tahap praproses data; 4) tahapan klasifikasi dengan EMD; dan 5) evaluasi dan implementasi sistem. Adapun skenario tiap tahapan dapat dilihat sebagai berikut:

Pengembangan *Embedded System* berbasis Raspberry Pi

Tahap pertama difokuskan pada pengembangan *embedded system* berbasis Raspberry Pi sebagai platform akuisisi dan pemrosesan citra *dipstick* urinalisis. Sistem dibangun melalui integrasi perangkat keras dan perangkat lunak agar mampu menghasilkan citra dengan kualitas yang konsisten. Perangkat keras terdiri atas sebuah kotak akuisisi (*acquisition box*) yang dilengkapi kamera, sumber pencahayaan LED 3 Watt menghasilkan pencahayaan 60 lux, slot penempatan *dipstick*, serta Raspberry Pi 5B RAM 4GB sebagai unit pengendali dan pemroses data serta terhubung dengan pengakuisisi data citra berupa Kamera Pi Cam kedalaman 5MP. Desain kotak akuisisi dibuat tertutup untuk meminimalkan pengaruh cahaya lingkungan yang dapat menyebabkan perubahan karakteristik warna pada citra. Sementara itu, perangkat lunak dikembangkan menggunakan bahasa pemrograman Python untuk mengendalikan proses pengambilan citra, penyimpanan data, serta pengolahan awal sebelum analisis dilakukan. Sebagai bagian dari tahap ini, dilakukan kalibrasi pencahayaan guna memastikan distribusi intensitas cahaya di dalam kotak akuisisi tetap seragam sehingga kualitas citra yang dihasilkan lebih stabil.

Pengumpulan Data

Tahap berikutnya adalah pengumpulan, akuisisi, dan pelabelan data. Adapun dipstik urinalisis URS-3 yang terdiri dari 3(tiga) parameter yaitu Glukosa, pH dan Protein (Gambar 2).



Gambar 2. *Dipstick* Urinalysis URS-3 (3 Parameter)

Pengumpulan data sendiri dilakukan di Klinik Pratama UNTAN pada tanggal 11-15 Juni 2026 dengan surat zin pengumpulan data bernomor 6774/UN22.22/TU.00.00/2026. Adapun sampel urine berasal dari sedian sampel urine

pasien yang memeriksakan narkoba. Rumus yang digunakan untuk menghitung sampel dapat dilihat pada rumus Lemeshow sebagaimana persamaan 1 hingga 2 dibawah ini:

$$n = \frac{Z^2 \times p \times (1-p)}{d^2} \quad (1)$$

Dengan tingkat kepercayaan 95% (Z=1,96), proporsi p=0,5, dan batas kesalahan (d) sebesar 12,5%, diperoleh:

$$n = \frac{(1{,}96)^2 \times 0{,}5 \times (1{,}-05)}{(0{,}125)^2} = 61{,}46 \quad (2)$$

Berdasarkan hasil persamaan 2 didapatkan jumlah sampel minimum adalah 62 sampel urin. Proses akuisisi dilakukan menggunakan sistem yang telah dikembangkan sehingga seluruh citra diperoleh pada kondisi pencahayaan yang terkontrol. Pendekatan ini bertujuan untuk menjaga konsistensi representasi warna antar sampel sekaligus mengurangi variasi yang berasal dari faktor eksternal. Seluruh citra yang diperoleh kemudian dikumpulkan dan diberi label berdasarkan kategori hasil pemeriksaan sesuai standar referensi *dipstick* urinalisis. Dataset yang telah melalui proses verifikasi selanjutnya digunakan sebagai data referensi (basis pengetahuan) maupun data uji dalam pengembangan dan pengujian model klasifikasi.

Praproses Data dan Pembentukan Basis Pengetahuan

Sebelum dilakukan proses klasifikasi, seluruh citra diproses melalui tahapan praproses untuk meningkatkan kualitas data dan mengurangi gangguan (non target) yang dapat memengaruhi hasil analisis. Tahapan ini meliputi segmentasi dengan teknik *Region of Interest* (Hossain et al., 2023) (area reagen target) sebesar 30x40 pixel agar informasi yang dianalisis hanya berasal dari bagian *dipstick* yang mengandung perubahan warna. Segmentasi dilakukan dengan memisahkan area reagen dari latar belakang sehingga proses analisis warna dapat dilakukan secara lebih akurat. Data tiap reagent pada tiap parameter dilakukan ekstraksi rerata masing-masing nilai citra RGB. Ekstraksi data yang terkumpul dihitung nilai rerata nilai tiap kelas/parameter dipstik urinalisis selanjutnya dibentuk dalam basis pengetahuan. Hasil dari tahapan ini berupa citra yang telah disegmentasi, diekstraksi dan basis pengetahuan sehingga siap digunakan pada proses klasifikasi.

Klasifikasi dengan EMD

Proses klasifikasi dilakukan menggunakan metode *Earth Mover's Distance* (EMD) sebagai metrik kemiripan distribusi warna. Adapun formula dalam *Earth Mover's Distance* (EMD) (Rubner et al, 2000) sebagaimana rumus 3 dibawah ini:

$$EMD(P,Q) = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij} d_{ij}}{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij}} \quad (3)$$

dimana:

- P= basis pengetahuan (data latih)
- Q= data uji
- f_{ij}= flow (massa yang dipindahkan)
- d_{ij}= jarak antar fitur

Pada tahap ini, setiap area reagen direpresentasikan dalam bentuk ekstraksi dari rerata pixel tiap-tiap komponen *Red*, *Green* dan *Blue* yang menggambarkan distribusi intensitas warna pada citra. Selanjutnya, dilakukan klasifikasi menggunakan teknik metric learning(Z. Zhang et al., 2018), yaitu menentukan kelas berdasarkan ukuran jarak atau kemiripan pada ruang fitur rerata nilai tiap-tiap komponen uji dibandingkan dengan rerata nilai tiap-tiap komponen citra basis pengetahuan menggunakan EMD untuk memperoleh nilai kemiripan antar distribusi warna. Setiap citra direpresentasikan sebagai vektor fitur tiga dimensi berupa nilai rerata RGB, yaitu x = [R,G,B]. Jarak antarfitur (*ground distance*) dihitung menggunakan jarak Euclidean pada ruang RGB. *Flow* f_{ij} merepresentasikan massa distribusi yang dipindahkan dari fitur citra uji menuju fitur pada basis pengetahuan melalui optimasi transportasi dengan biaya minimum. Nilai EMD diperoleh dari total biaya transportasi minimum yang dinormalisasi terhadap total massa yang dipindahkan. Nilai EMD digunakan untuk memperoleh kemiripan antar-distribusi warna, dengan kelas ditentukan berdasarkan nilai EMD terkecil terhadap distribusi basis pengetahuan. Berbeda dengan metode berbasis jarak konvensional yang hanya membandingkan selisih nilai fitur, EMD mengevaluasi biaya minimum yang diperlukan untuk mentransformasikan satu distribusi ke distribusi lainnya sehingga mampu memberikan representasi kemiripan yang lebih komprehensif. Nilai kemiripan tersebut digunakan sebagai dasar penentuan kelas hasil pemeriksaan *dipstick* di tiap-tiap parameter dipstik urinalisis. Seluruh proses klasifikasi diimplementasikan pada Raspberry Pi 5B sehingga sistem dapat melakukan pembacaan *dipstick* secara otomatis

tanpa memerlukan proses pelatihan model yang kompleks sebagaimana pada pendekatan *deep learning*.

Evaluasi dan Implementasi Sistem

Tahap terakhir merupakan evaluasi dan implementasi sistem untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan hasil pemeriksaan *dipstick* urinalisis. Evaluasi dilakukan dengan membandingkan hasil klasifikasi otomatis terhadap hasil pembacaan manual yang digunakan sebagai *ground truth*. Kinerja sistem dianalisis menggunakan beberapa metrik evaluasi, yaitu akurasi, presisi, *recall*, *F1-score*, dan *confusion matrix*, sehingga diperoleh gambaran yang komprehensif mengenai kemampuan model dalam membedakan setiap kategori hasil pemeriksaan. Hasil pengujian tersebut menjadi dasar untuk menilai efektivitas metode *Earth Mover's Distance* (EMD) dalam pembacaan *dipstick* urinalisis serta mengevaluasi kelayakan sistem sebagai proof-of-concept pada Tingkat Kesiapan Teknologi (TKT)-3. Dengan demikian, penelitian ini diharapkan menghasilkan sistem pembacaan *dipstick* urinalisis yang objektif, konsisten, berbiaya rendah, dan memiliki potensi untuk dikembangkan lebih lanjut sebagai perangkat *point-of-care* diagnosting.

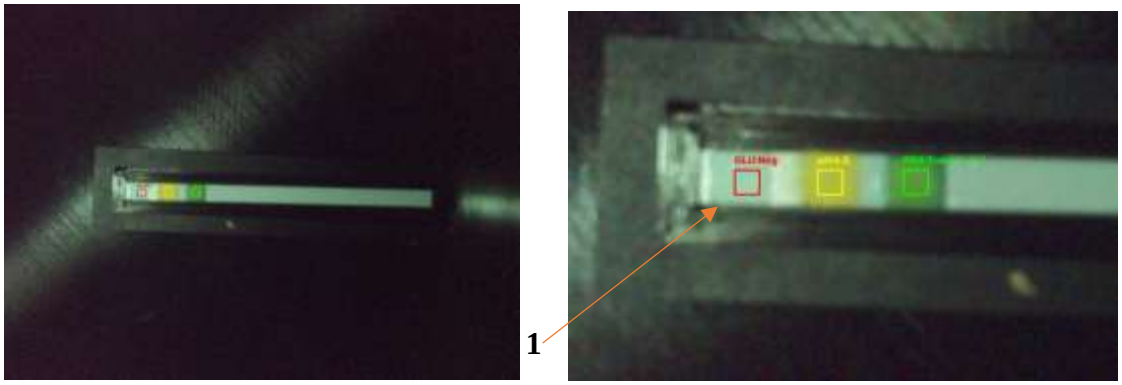
4. HASIL DAN PEMBAHASAN

Pengembangan *Embedded System* berbasis Raspberry Pi 5B dengan alat akuisisi berupa kamera Pi Cam dengan resulusi 5MP yang menghasilkan hardware berdimensi 23cm(p)x14cm(l)x20cm(t) berbahan PLA+ dengan pencahayaan menggunakan LED 3Watt yang menghasilkan pencahayaan 60 Lux sebagaimana gambar 3 dibawah ini:



Gambar 3. Tampak Alat dan Proses Pengambilan Data

Pengumpulan data dari tanggal 11-15 Juni 2026 telah mendapatkan data sebesar 82 sampel sediaan urine pasien yang mana identitasnya diberikan penomoran *citra 1.jpg* hingga *citra 82.jpg* dan citra dipstik urinalisis yang mana telah melebihi target sebesar 62 sampel. Dari 82 data terkumpul, dihilangkan data sebesar 3 citra dikarenakan rusak. Untuk menjamin keandalan acuan data (*ground truth*), pelabelan setiap parameter dipstick dilakukan melalui verifikasi visual independen oleh tim peneliti medis (Fakultas Kedokteran UNTAN) berdasarkan bagan warna standar manufaktur URS-3 (Gambar 2) di bawah pengondisian penerangan ruangan yang terkontrol. Label terverifikasi ini dijadikan sebagai basis pengetahuan acuan (*knowledge base*) dan label evaluasi data uji



(a) **(b)**

Gambar 4. Hasil Praproses hingga Klasifikasi EMD: a) Original; dan b) Diperbesar

Citra yang diakuisisi berdimensi 2.592x1942 piksel (gambar 4.a) yang selanjutnya dilakukan praproses dengan segmentasi *Region of Interest* (ROI) pada area reagen sebesar 30×40 piksel (total 1.200 piksel per area reagen) (lihat gambar 4.b.1). Ukuran 30x40 piksel dinilai aman (tidak melebihi citra pad reagen). Ekstraksi fitur dilakukan dengan menghitung distribusi komponen warna *Red*, *Green*, dan *Blue* (RGB) serta rerata nilai piksel tiap kelas parameter. Di mana d_{ij} (persamaan 3) merepresentasikan jarak dasar (*ground distance*) Euclidean antar-vektor fitur warna RGB pada ruang warna 3D, dan f_{ij} adalah aliran massa (*flow*) optimal yang meminimalkan total biaya transportasi. Pendekatan ini memastikan perbandingan kemiripan warna tidak tereduksi menjadi sekadar jarak linier sederhana, melainkan memperhitungkan pergeseran struktur distribusi warna secara menyeluruh.Setelah penghapusan data yang rusak terhimpun 79 data yang dapat diolah. Adapun agregat data hasil pengamatan tiap paarameter dapat dilihat pada grafik 5 dibawah ini.



Gambar 5. Sebaran data terkumpul per tiap kelas

Selanjutnya dilakukan proses ekstraksi nilai rerata dari 79 data terkumpul pada komponen *Red*, *Green* dan *Blue* pada setiap citra target per tiap parameter. Setelah itu dibentuk 3 basis pengetahuan yang berasal dari 3 parameter. Basis pengetahuan dibentuk dari nilai rerata setiap kelas pada masing-masing parameter berdasarkan 79 data, kemudian nilai tersebut direratakan untuk memperoleh nilai representatif sebagaimana penelitian hal yang sama dilakukan oleh (Leyferman et.al, 2023) yang dapat dilihat pada tabel 2 hingga 4 hal tersebut .

Tabel 2. Basis Pengetahuan Parameter Glukosa

Kelas	**Mean R**	**Mean G**	**Mean B**
Neg	128.6773	171.4137	202.8845
5(Trace)	130.8375	149.1434	180.5675
15(+)	144.1299	173.9636	206.2757

Tabel 3. Basis Pengetahuan Parameter pH

Kelas	**Mean R**	**Mean G**	**Mean B**
5	128.9178	158.7850	104.0043
6	169.1581	178.5517	54.6759
6.5	155.0341	199.2390	149.8477
7	173.2863	187.4063	74.8938
7.5	169.4057	182.3770	68.2243

Tabel 4. Basis Pengetahuan Parameter Protein

Kelas	**Mean R**	**Mean G**	**Mean B**
Neg	128.6773	202.8845	171.4137
5(Trace)	130.8375	180.5675	149.1434
15(+)	144.1299	206.2757	173.9636

Sebagai contoh perhitungan dengan mengambil citra no 16 dengan rerata R,G, dan B secara berturut-turut adalah 156.385, 211.340625, dan 175.033125, Maka perhitungan terhadap basis pengetahuan (tabel 2) :

$$X = [156.385, , 211.340625\ 175.033125]$$
$$156.385 + 211.340625 + 175.033125 = 542.75875$$

Sehingga distribusi masing-masing komponen RGB:

$$P = \left[\frac{156.385}{542.75875}, \frac{211.340625}{542.75875}, \frac{175.033125}{542.75875}\right]$$

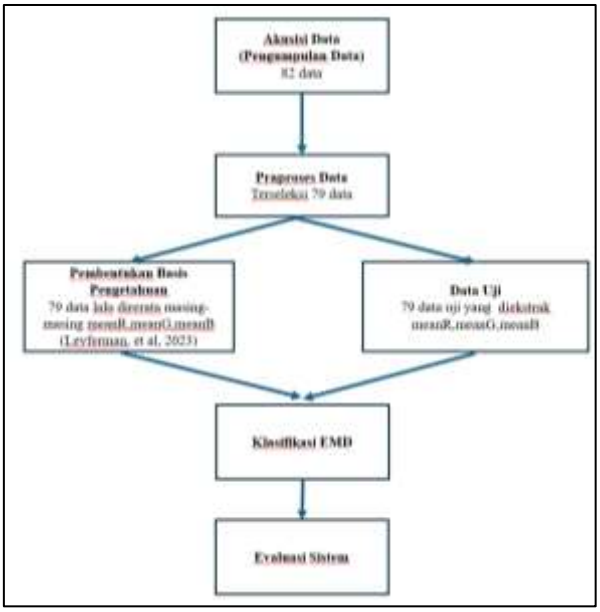
Artinya, distribusi citra nomor 16 sebagaimana Tabel 5 dibawah ini:

Tabel 5. Distribusi tiap Komponen RGB

Komponen	Distribusi
R	0,28813
G	0,38938
B	0,32249

Nilai RGB setiap kelas pada basis pengetahuan (Tabel 2-4) juga dinormalisasi dengan cara yang sama. Selanjutnya, jarak distribusi citra uji terhadap setiap kelas dihitung sebagaimana rumus (3) mendapatkan hasil perhitungan berupa $EMD_{Neg} = 0.08088$; $EMD_{5(trace)} = 0.06958$;dan $EMD_{15(+)} = 0.07089$, sehingga hasil klasifikasi ini adalah kelas '5(trace)' yang memiliki jarak terpendek.

Adapun proses/representasi model klasifikasi mulai dari pengumpulan data hingga ini dapat dilihat pada diagram 6 dibawah ini:

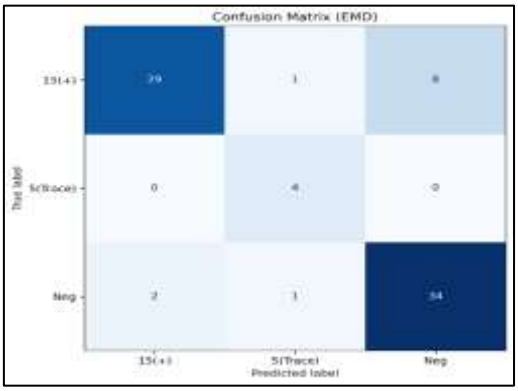


Gambar 6. Diagram Sistem

Sebagaimana gambar 6 diatas, data yang terkumpul berjumlah 82 data citra dipstik urinalisis selanjutnya dilakukan praproses sebagaimana menghasilkan 79 citra yang terseleksi. Selanjutnya data yang terseleksi dilakukan ekstraksi R,G,B dengan mengambil nilai mean R,mean G, dan Mean B yang mana akan menjadi data uji. Untuk basis pengetahuan, masing-masing kelas didapatkan berasal dari rerata mean R, mean G, dan mean B sehingga didapatkan parameter glukosa (3 kelas), parameter pH (5 kelas) dan parameter protein (3 kelas) sebagaimana tabel 2-4 diatas sebagaimana penelitian hal yang sama dilakukan oleh (Leyferman et. al, 2023) dengan mereratakan nilai sebagai acuan basis pengetahuan. Selanjutnya dilakukan evaluasi sistem untuk analisis *confusion matrix* dan evaluasi model klasifikasi secara keseluruhan.

Analisis *Confusion Matrix* Parameter Glukosa

Adapun analisis *confusion matrix* parameter glukosa dapat dilihat pada gambar 7 dibawah ini.



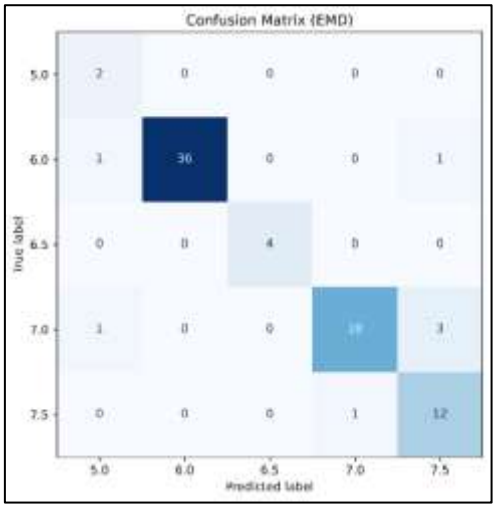
Gambar 7. *Confusion Matrix* Parameter Glukosa

Confusion matrix EMD parameter glukosa pada gambar 7 menunjukkan kinerja klasifikasi glukosa dari citra RGB dipstik urinalisis. Dari 79 sampel, 67 diklasifikasikan benar, sehingga akurasi mencapai 84,81%. Kelas 15(+) memiliki 29 prediksi benar dari 40 sampel (*recall* 72,5%), dengan 1 sampel bergeser menjadi 5(*Trace*) dan 8 menjadi Neg. Pola ini menunjukkan bahwa kesalahan utama terjadi pada kelas positif, terutama ketika perubahan warna pad relatif sulit dibedakan dari kategori Neg. Sebaliknya, kelas 5(Trace) teridentifikasi seluruhnya (4/4; *recall* 100%), walaupun precision hanya 66,7% karena terdapat dua sampel dari kelas lain yang diprediksi Trace. Kelas Neg juga menunjukkan performa kuat, yaitu 34/37 benar (*recall* 91,9%). Nilai macro-F1 sekitar 83,38%, menunjukkan kinerja klasifikasi yang seimbang antar-kelas, meskipun masih membutuhkan peningkatan pemisahan pada kelas positif rendah.

Temuan ini sejalan dengan (Kim & Cho, 2022), yang menunjukkan bahwa nilai RGB dapat digunakan untuk mengestimasi perubahan konsentrasi glukosa pada dipstik, dengan hubungan linear yang baik. (Balbach et al., 2021) menekankan pentingnya kalibrasi dan transformasi warna untuk mengurangi pengaruh pencahayaan. Selanjutnya, (Pohanka & Zakova, 2024) menunjukkan bahwa analisis RGB berbasis kamera dapat memberikan deteksi glukosa yang andal pada dipstik. Dengan demikian, hasil EMD mendukung kelayakan RGB, tetapi standardisasi pencahayaan, waktu pembacaan, dan kalibrasi warna tetap sangat penting.

Analisis *Confusion matrix* pH

Adapun analisis *confusion matrix* parameter pH dapat dilihat pada gambar 8 dibawah ini.



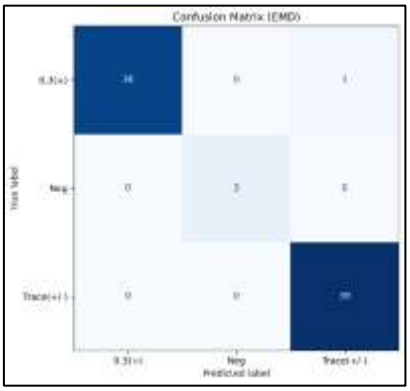
Gambar 8. *Confusion Matrix* Parameter pH

Confusion matrix EMD parameter pH pada gambar 8 dari citra RGB dipstik menunjukkan 72 dari 79 sampel diklasifikasikan benar, sehingga akurasi mencapai 91,14%. Performa terbaik terlihat pada kelas pH 5,0 dan 6,5, masing-masing dengan *recall* 100%. Kelas 6,0 menunjukkan kinerja baik dengan 36 dari 38 sampel benar (94,74%). Sementara itu, kelas 7,0 memiliki *recall* terendah, yaitu 81,82%, karena satu sampel diklasifikasikan sebagai pH 5,0 dan tiga sampel sebagai pH 7,5. Pada kelas 7,5, sebanyak 12 dari 13 sampel teridentifikasi benar (92,31%). Kesalahan tersebut menunjukkan bahwa EMD masih mengalami tumpang tindih karakteristik warna pada pH berdekatan, khususnya 7,0–7,5. Macro-F1 mencapai sekitar 86,91%, menunjukkan performa klasifikasi konsisten.

Hasil ini mendukung penelitian (Kim & Cho, 2022), yang menemukan bahwa parameter pH pada dipstik berhubungan kuat dengan kanal R RGB, dengan R^2 sebesar 0,9442 pada rentang pH 5–9. Wijaya et al. (2015) menunjukkan bahwa analisis warna citra dipstik menggunakan *smartphone* dan jaringan backpropagation dapat mencapai akurasi 92%, sekaligus menegaskan perlunya transformasi ruang warna karena RGB kurang merepresentasikan persepsi manusia. Selain itu, (Pohanka & Zakova, 2024) membuktikan bahwa analisis RGB kamera *smartphone* mampu menghasilkan pengukuran pH urin yang andal dibandingkan metode standar. Dengan demikian, penggunaan EMD cukup prospektif, tetapi standardisasi pencahayaan, posisi kamera, dan kalibrasi warna perlu dilakukan untuk mengurangi kesalahan antar kelas pH.

Analisis *Confusion matrix* Protein

Adapun analisis *confusion matrix* parameter Protein dapat dilihat pada gambar 9 dibawah ini.



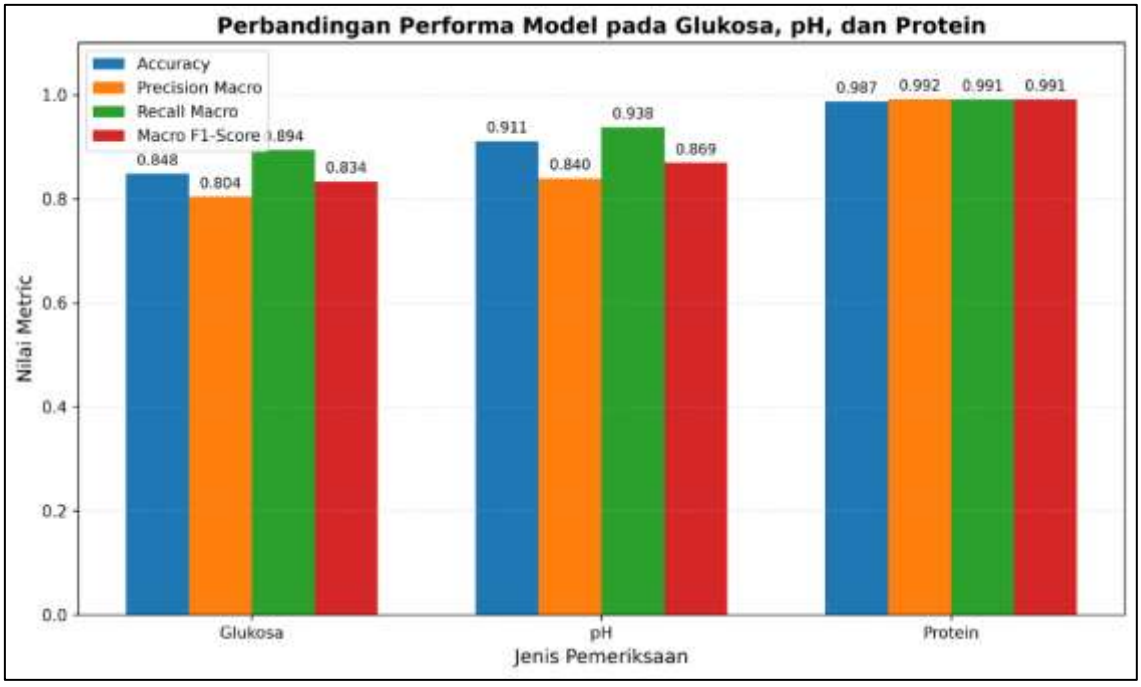
Gambar 9. *Confusion Matrix* Parameter Protein

Berdasarkan *confusion matrix* gambar 9 , klasifikasi protein menggunakan metode Earth Mover's Distance (EMD) pada citra RGB dipstik urinalisis menunjukkan performa sangat baik. Dari 79 sampel, sebanyak 78 sampel berhasil diklasifikasikan dengan benar sehingga diperoleh akurasi 98,73%. Kelas 0,3(+) memiliki 36 prediksi benar dari 37 sampel, menghasilkan *recall* 97,30%, sedangkan satu sampel diklasifikasikan sebagai Trace(+/-). Kelas Neg menunjukkan performa sempurna karena seluruh 3 sampel berhasil dikenali dengan benar. Demikian pula, kelas Trace(+/-) memiliki *recall* 100%, dengan 39 dari 39 sampel diklasifikasikan secara tepat. Kesalahan hanya terjadi pada satu sampel kelas 0,3(+), yang menunjukkan adanya kemiripan karakteristik warna antara kategori positif rendah dan Trace. Precision masing-masing kelas mencapai 100% untuk 0,3(+) dan Neg, serta 97,5% untuk Trace(+/-), dengan macro-F1 sekitar 99,12%.

Hasil tersebut sejalan dengan(Kim & Cho, 2022), yang melaporkan bahwa analisis RGB berbasis *smartphone* mampu mengidentifikasi protein urin dengan hubungan linear kuat (R^2=0,9682) serta menerapkan *confusion matrix* untuk meningkatkan konsistensi hasil. (Pohanka & Zakova, 2024) juga menunjukkan bahwa analisis RGB menggunakan kamera *smartphone* dapat mendeteksi albumin secara andal pada dipstik urin. Sahare et al. (2025) menemukan hubungan invers antara intensitas merah dan konsentrasi protein, dengan R^2 hingga 0,95. Dengan demikian, EMD berpotensi efektif untuk klasifikasi protein berbasis warna RGB. Selanjutnya dilakukan evaluasi sistem secara menyeluruh yang mana ditampilkan pada tabel 6 dan grafik gambar 10

Tabel 6 Evaluasi Model Klasifikasi EMD

Kategori	**Accuracy**	**Precision**	**Recall**	**F1-Score**	**Total Waktu Komputasi (detik)**
Glukosa	0.8481	0.8039	0.8940	0.8338	0.1919
pH	0.9114	0.8395	0.9377	0.8691	0.6929
Protein	0.9873	0.9917	0.9910	0.9912	0.2387
Rata-rata	**0.9156**	**0.8784**	**0.9409**	**0.8980**	**0.3745**



Gambar 10. Evaluasi Model Klasifikasi EMD

Berdasarkan hasil klasifikasi pada Tabel 6 dan Gambar 10 penerapan pendekatan *Earth Mover's Distance* (EMD) menunjukkan performa yang berbeda pada tiga parameter pemeriksaan, yaitu glukosa, pH, dan protein. EMD merupakan salah satu pendekatan dalam *Optimal Transport* yang digunakan untuk mengukur jarak antara dua distribusi dengan mempertimbangkan biaya pemindahan massa dari satu distribusi ke distribusi lainnya. Karakteristik tersebut menjadikan EMD relevan untuk permasalahan klasifikasi yang memiliki distribusi fitur antarkelas yang kompleks, karena jarak yang dihasilkan tidak hanya mempertimbangkan posisi data secara individual, tetapi juga hubungan distribusi secara keseluruhan (Montesuma et al., 2025;Pereira & Hadi Amini, 2025).

Pada parameter glukosa, model memperoleh *Accuracy* sebesar 84,81%, *Precision Macro* sebesar 80,39%, *Recall Macro* sebesar 89,40%, dan *Macro F1-Score* sebesar 83,38%. Nilai *Recall Macro* yang lebih tinggi dibandingkan *Precision Macro* menunjukkan bahwa model relatif baik dalam menemukan sampel dari masing-masing kelas, tetapi masih menghasilkan sejumlah prediksi positif yang tidak tepat. Dengan demikian, terdapat indikasi bahwa distribusi fitur antarkelas pada data glukosa masih memiliki daerah yang saling berdekatan atau tumpang tindih dipengaruhi kedekatan fitur RGB antarkelas, terutama G dan B (lihat tabel 2). Dalam konteks EMD, kondisi tersebut dapat dipahami sebagai adanya biaya transportasi yang relatif kecil antara distribusi beberapa kelas sehingga batas keputusan menjadi lebih sulit dibentuk secara tegas. Pendekatan berbasis EMD sendiri telah digunakan untuk menghitung hubungan struktural antarelemen fitur dalam tugas klasifikasi dan *few-shot learning* (C Zhang et al., 2023).

Berbeda dengan glukosa, parameter pH menunjukkan performa yang lebih tinggi, yaitu *Accuracy* 91,14%, *Precision Macro* 83,95%, *Recall Macro* 93,77%, dan *Macro F1-Score* 86,91%. Peningkatan *Accuracy* dan *Recall* menunjukkan bahwa model lebih mampu memisahkan distribusi kelas pada parameter pH. Namun, *Precision Macro* yang masih lebih rendah dibandingkan *Recall Macro* mengindikasikan bahwa beberapa kelas masih mengalami kesalahan prediksi. Pemanfaatan EMD memungkinkan perbandingan distribusi dilakukan dengan mempertimbangkan struktur data sehingga dapat memberikan representasi jarak yang lebih informatif dibandingkan ukuran jarak konvensional pada kondisi distribusi yang kompleks. Penelitian terkait *Instance to*

Prototype Earth Mover's Distance juga menunjukkan bahwa EMD dapat digunakan untuk mengukur kesesuaian distribusi serta meningkatkan proses klasifikasi melalui penyelarasan distribusi antarkelompok (Zhou et al., 2022).

Performa tertinggi diperoleh pada parameter protein. Model menghasilkan *Accuracy* sebesar 98,73%, *Precision Macro* 99,17%, *Recall Macro* 99,10%, dan *Macro F1-Score* 99,12%. Selisih yang sangat kecil antara keempat metrik menunjukkan bahwa model mampu mempertahankan keseimbangan antara kemampuan mengenali kelas dan ketepatan prediksi. Nilai *Precision*, *Recall*, dan *F1-Score* yang hampir identik juga menunjukkan bahwa kesalahan klasifikasi relatif rendah dan distribusi karakteristik protein antarkelas lebih mudah dipisahkan oleh model.

Hasil tersebut sejalan dengan perkembangan penelitian EMD dan OT (*Optimal Transport*) dalam klasifikasi. Shi, Shen, dan Yan (2024) menunjukkan bahwa perspektif OT dapat digunakan dalam proses pembelajaran representasi dan prediksi klasifikasi, termasuk pada kondisi distribusi kelas yang tidak seimbang(Shi, Shen, & Yan, 2024). Pendekatan serupa juga dikembangkan untuk *semi-supervised learning*, dengan OT digunakan untuk memperbaiki hubungan antara data berlabel dan tidak berlabel (Tan et al., 2024). Pada *few-shot classification*, integrasi EMD dengan arsitektur Swin Transformer juga menunjukkan bahwa EMD dapat membantu mengukur hubungan antarreprentasi secara lebih efektif (2024). Selain itu, Zeng et al. (2025) menggunakan EMD untuk mengukur jarak antarkelas dengan mempertimbangkan distribusi fitur kelas, bukan hanya rata-rata kelas. Selain mengukur evaluasi sistem, penelitian ini juga melaporkan bahwasanya parameter glukosa menjadi parameter tercepat dalam komputasi terhadap 79 data uji dengan kecepatan 0.1919, disusul dengan parameter protein dan pH (0.2387 dan 0.6929 detik)

Secara keseluruhan, hasil penelitian menunjukkan bahwa EMD memberikan performa klasifikasi yang paling optimal pada parameter protein, diikuti oleh pH dan glukosa. Perbedaan tersebut menunjukkan bahwa efektivitas EMD sangat dipengaruhi oleh karakteristik distribusi fitur pada masing-masing parameter. Penelitian mengenai *scalable optimal transport* menegaskan bahwa EMD memiliki keunggulan dalam merepresentasikan perbedaan distribusi, tetapi perhitungan EMD dapat menjadi lebih mahal secara komputasional ketika jumlah data dan dimensi fitur meningkat (Khamis et al., 2024)(Khamis et al., 2024). Oleh karena itu, nilai *Accuracy* sebesar 98,73% dan

Macro F1-Score sebesar 99,12% pada protein dapat dipandang sebagai indikasi bahwa karakteristik data protein memiliki separabilitas antarkelas yang sangat baik dalam ruang fitur yang digunakan. Sebaliknya, performa glukosa yang lebih rendah menunjukkan perlunya evaluasi lebih lanjut terhadap distribusi fitur, *overlap* antarkelas, dan kemungkinan karakteristik sampel yang lebih heterogen.

5. KESIMPULAN DAN SARAN

Penelitian ini berhasil mengimplementasikan metode Earth Mover's Distance (EMD) pada *embedded system* Raspberry Pi untuk klasifikasi dipstick urinalisis URS-3. Sistem berbasis kotak akuisisi terkontrol mampu menghasilkan klasifikasi yang konsisten dengan akurasi 98,73% (Protein), 91,14% (pH), dan 84,81% (Glukosa). Penggunaan EMD terbukti mampu mengukur kemiripan distribusi warna secara efektif tanpa membutuhkan proses pelatihan *deep learning* yang kompleks. Secara komputasi dalam klasifikasi EMD terhadap 79 citra uji, didapatkan pula parameter glukosa memiliki kecepatan komputasi tercepat dengan kecepatan 0.1919 namun belum memberikan akurasi yang terbaik, disusul dengan parameter protein dan pH (0.2387 dan 0.6929 detik).Hasil ini membuktikan potensi metode EMD sebagai dasar pengembangan awal (TKT-3) perangkat urinalisis otomatis yang objektif dan efisien. Selain itu juga menjawab research gap sekaligus mengatasi keterbatasan utama penelitian terdahulu berbasis akuisisi citra digital(Fazry, et al., 2025.), khususnya studi (Kim & Cho, 2022), (Xu et al., 2024), maupun (Utami et al., 2022) yang masih bergantung pada pembandingan nilai RGB piksel lokal yang sangat rentan terhadap variasi pencahayaan lingkungan dan ketidakrataan warna area reagen. Dengan menerapkan metrik EMD yang mengukur kemiripan pergeseran massa distribusi warna secara holistik sebagaimana diusulkan (Chi Zhang et al., 2023), sistem ini tidak hanya mampu menghasilkan pembacaan *dipstick* yang jauh lebih objektif dan robust terhadap noise, tetapi juga menawarkan efisiensi komputasi tinggi tanpa memerlukan proses pelatihan *deep learning* yang rumit, sehingga EMD sangat potensial untuk diimplementasikan secara langsung pada perangkat *point-of-care* berbasis *embedded system* berbiaya rendah.

Untuk penelitian selanjutnya, disarankan untuk meningkatkan jumlah sampel uji, serta diperluas tidak hanya sebatas 3 (tiga) parameter pemeriksaan urine. Selain itu juga meningkatkan pemisahan karakteristik warna pada parameter glukosa yang masih

mengalami *overlapping* dengan mengeksplorasi kombinasi ruang warna HSV atau Lab—sebagaimana diterapkan oleh (Kim & Cho, 2022) serta (Xu et al., 2024) guna mempertegas gradasi fitur warna sebelum dihitung menggunakan metrik *Earth Mover's Distance* (EMD). Selain itu, meskipun EMD terbukti robust terhadap variasi spasial dan efisien secara komputasi (Chi Zhang et al., 2023), penggabungan EMD dengan algoritma klasifikasi sederhana berbobot seperti K-Nearest Neighbor (Utami et al., 2022) atau optimasi histogram warna perlu dikaji lebih lanjut untuk mempertinggi sensitivitas deteksi pada rentang konsentrasi positif. Terakhir, pengembangan sistem *embedded* ini dapat diperluas dengan mengintegrasikan modul komunikasi nirkabel untuk mendukung ekosistem *point-of-care* serta menguji variabilitas sampel menggunakan skenario akuisisi fleksibel seperti *smartphone imaging* (Fazry et al, 2025) yang diselaraskan dengan standar pencahayaan terkontrol dan dimungkinkan juga dikembangkan tanpa cahaya yang terkontrol (variasi lingkungan eksternal).

DAFTAR REFERENSI

Balbach, S., Jiang, N., Moreddu, R., Dong, X., Kurz, W., Wang, C., … Yetisen, A. K. (2021). Smartphone-based colorimetric detection system for portable health tracking. *Analytical Methods*, *13*(38), 4361–4369. https://doi.org/10.1039/d1ay01209f

Chambliss, A. B., & Van, T. T. (2022). Revisiting approaches to and considerations for urinalysis and urine culture reflexive testing. *Critical Reviews in Clinical Laboratory Sciences*, *59*(2), 112–124. https://doi.org/10.1080/10408363.2021.1988048

Fazry, T. R., Furqan, M., & Rifki, M. I. (2025). Jurnal Manajemen Teknologi Informatika Implementasi Sistem Pakar Dengan Naive Bayes Dan Certainty Factor Untuk Diagnosis Stroke. *Jl. Veteran No.26B*, 25115.

Hafidh, K., & Asrin, F. (2023). Pemodelan Sistem Untuk Identifikasi Stadium Plasmodium Falciparum Pada Citra Mikroskopis Malaria dengan Teknik Object Counting. *Jaringan Sistem Informasi Robotik-JSR*, *7*(2), 153–157.

Hitzeman, N., Greer, D., & Carpio, E. (2022). Office-based urinalysis: A comprehensive review. *American Family Physician*, *1*(106), 27-35B.

Hossain, M. S., Shahriar, G. M., Syeed, M. M. M., Uddin, M. F., Hasan, M., Shivam, S., & Advani, S. (2023). Region of interest (ROI) selection using vision transformer for automatic analysis using whole slide images. *Scientific Reports*, *13*(1). https://doi.org/10.1038/s41598-023-38109-6

Jang, E. C., Park, Y. M., Han, H. W., Lee, C. S., Kang, E. S., Lee, Y. H., & Nam, S. M. (2023). Machine-learning enhancement of urine dipstick tests for chronic kidney disease detection. *Journal of the American Medical Informatics Association*, *30*(6), 1114–1124. https://doi.org/10.1093/jamia/ocad051

Jin, Z., Tang, Z., & Yan, J. (2022). *An Modified Earth Mover's Distance for Few-Shot Image Classification*. https://doi.org/10.1109/PHM2022-London52454.2022.00077

Khamis, A., Tsuchida, R., Tarek, M., Rolland, V., & Petersson, L. (2024). Scalable Optimal Transport Methods in Machine Learning: A Contemporary Survey. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1–20. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3379571

Kibria, I. E., Ali, H., & Khan, S. A. (2022). Smartphone-Based Point-of-Care Urinalysis Assessment. *2022 44th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine & Biology Society (EMBC)*, 3374–3377. https://doi.org/10.1109/EMBC48229.2022.9870917

Kim, S. C., & Cho, Y. S. (2022). Predictive System Implementation to Improve the Accuracy of Urine Self-Diagnosis with Smartphones: Application of a Confusion Matrix-Based Learning Model through RGB Semiquantitative Analysis. *Sensors*, *22*(14). https://doi.org/10.3390/s22145445

Lavi, E., Bourvine, A., Lin, Y.-W. E., & Talmon, R. (2025). Hyperbolic Distance Based on EMD and Diffusion for Hyperspectral Imaging. *ICASSP 2025 - 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP)*, 1–5. https://doi.org/10.1109/ICASSP49660.2025.10889106

Leyferman, C. E. P., Bonilla, J. T. G., Gutiérrez, J. C. E., & Rodríguez, M. J. (2023). A novel technique for texture description and image classification based in RGB compositions. *IET Communications*, *17*(10), 1162–1176. https://doi.org/10.1049/cmu2.12601

Meng, G., Zhou, R., Liu, L., Liang, P., Liu, F., Chen, D., … Hu, X. S. (2025). *Efficient approximation of Earth Mover's Distance Based on Nearest Neighbor Search*. Retrieved from http://arxiv.org/abs/2401.07378

Meng, G., Zhou, R., Liu, L., Liang, P., Liu, F., Chen, D. Z., … Hu, X. S. (2026). Efficient Approximation of Earth Mover's Distance Based on Nearest Neighbor Search. *IEEE Transactions on Multimedia*, *28*, 227–240. https://doi.org/10.1109/TMM.2025.3623529

Montesuma, E. F., Mboula, F. N., & Souloumiac, A. (2025). Recent Advances in Optimal Transport for Machine Learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *47*(2), 1161–1180. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2024.3489030

Pereira, L. M., & Hadi Amini, M. (2025). A Survey on Optimal Transport for Machine Learning: Theory and Applications. *IEEE Access*, *13*, 26506–26526. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2025.3539926

Pohanka, M., & Zakova, J. (2024). Urine Test Strip Quantitative Assay with a Smartphone Camera. *International Journal of Analytical Chemistry*, *2024*. https://doi.org/10.1155/2024/6004970

Rosmawarni, N., Nurrahmi, H., Ladjamuddin, S. M., Fauziah, F., Putri, R. A., Nawangsih, I., … Rahmawati, W. M. (2025). *Pemrosesan Citra (Image Processing)*. PT Penamuda Media.

Rubner, Y., Tomasi, C., & Guibas, L. J. (2000). The Earth Mover's Distance as a Metric for Image Retrieval. *International Journal of Computer Vision*, *40*(2), 99–121. https://doi.org/10.1023/A:1026543900054

Shi, L., Shen, Z., & Yan, J. (2024). *Double-Bounded Optimal Transport for Advanced Clustering and Classification*. Retrieved from www.aaai.org

Sun, M., Ma, W., & Liu, Y. (2022). Global and Local Feature Interaction with Vision Transformer for Few-shot Image Classification. *International Conference on Information and Knowledge Management, Proceedings*, 4530–4534. Association for Computing Machinery. https://doi.org/10.1145/3511808.3557604

Tan, Z., Zheng, K., & Huang, W. (2024). *OTMatch: Improving Semi-Supervised Learning with Optimal Transport*.

Utami, P. N., Arinal, V., & Mulyana, D. I. (2022). Klasifikasi dehidrasi tubuh manusia berdasarkan citra RGB pada warna urine menggunakan metode K-Nearest Neighbor. *Jurnal Media Informatika Budidarma*, *6*(1), 18–26. https://doi.org/10.30865/mib.v6i1.3290

Wang, R., Zheng, H., Duan, X., Liu, J., Lu, Y., Wang, T., … Zhang, B. (2023). *Few-Shot Learning with Visual Distribution Calibration and Cross-Modal Distribution Alignment*. Retrieved from https://gitee.com/mindspore/models/tree/master/research/cv

Wardenaar, F., Armistead, S., Boeckman, K., Butterick, B., Youssefi, D., Thompsett, D., & Vento, K. (2022). Validity of Urine Color Scoring Using Different Light Conditions and Scoring Techniques to Assess Urine Concentration. *Journal of Athletic Training*, *57*(2), 191–198. https://doi.org/10.4085/1062-6050-0389.21

Xu, Q., Yan, R., Gui, X., Song, R., & Wang, X. (2024). Machine learning-assisted image label-free smartphone platform for rapid segmentation and robust multi-urinalysis. *Analytical and Bioanalytical Chemistry*, *416*(6), 1443–1455. https://doi.org/10.1007/s00216-024-05147-6

Zhang, C, Cai, Y., Lin, G., & Shen, C. (2023). DeepEMD: Differentiable Earth Mover's Distance for Few-Shot Learning. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, *45*(5), 5632–5648. https://doi.org/10.1109/TPAMI.2022.3217373

Zhang, Z., Zhang, Y., Zhao, X., & Gao, Y. (2018). *EMD Metric Learning*. Retrieved from www.aaai.org

Zhou, Q., Wang, R., Zeng, G., Fan, H., & Zheng, G. (2022). Towards bridging the distribution gap: Instance to Prototype Earth Mover's Distance for distribution alignment. *Medical Image Analysis*, *82*. https://doi.org/10.1016/j.media.2022.102607