

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Pengenalan Masalah

Di Indonesia, jumlah tunanetra mencapai sekitar 4 juta orang atau 1,5% dari populasi [1]. Angka ini menunjukkan betapa pentingnya solusi yang dapat membantu kelompok tersebut. Dalam konteks inklusi keuangan, tunanetra berhak memperoleh akses yang sama untuk bertransaksi secara mandiri dan aman. Dengan meningkatnya kesadaran akan hak-hak penyandang disabilitas, pentingnya topik ini semakin mendesak untuk diangkat agar dapat memberikan kontribusi nyata terhadap keadilan sosial dan pemberdayaan kelompok rentan.

Penyandang tunanetra menghadapi tantangan besar dalam mengenali pecahan uang kertas [2]. Ciri fisik antar nominal yang mirip baik dari sisi ukuran maupun desain seringkali menyulitkan mereka dalam membedakan nilai uang [2]. Kondisi ini menyebabkan rawan terjadinya kesalahan dalam transaksi, bahkan meningkatkan risiko penipuan, seperti menerima kembalian dengan nominal lebih kecil atau uang palsu [3],[4]. Masalah ini bukan sekadar hambatan teknis, tetapi juga menyangkut aspek sosial, ekonomi, dan inklusi keuangan karena membatasi kemandirian tunanetra dalam aktivitas sehari-hari [2].

Banyak tunanetra mencoba menandai uang dengan cara melipat setiap pecahan secara berbeda, atau menyusun uang di dompet dalam urutan tertentu, sering kali dibantu orang *sighted* (melihat) untuk mengorganisir nya [5]. Namun pendekatan ini rentan terhadap kesalahan jika uang terjatuh atau tertukar penempatannya, tunanetra harus mengandalkan ingatan atau bantuan lagi. Tantangan tunanetra meliputi: (i) Keterbatasan indra penglihatan, membuat tunanetra rawan salah atau tertukar dalam mengenali pecahan uang hanya via sentuhan [2]; (ii) Kompleksitas desain uang (banyaknya detail gambar/tulisan) yang menyulitkan dihafalkan secara taktil [2]; dan (iii) Adanya oknum tidak jujur, di mana tunanetra kerap tertipu dalam transaksi karena ketidakmampuan mereka memverifikasi uang yang diterima [5]. Poin terakhir ini

didukung laporan-laporan kasus penipuan seperti yang diuraikan sebelumnya [4], memperkuat urgensi solusi bagi masalah ini.

Stakeholder yang terlibat dalam masalah ini tidak hanya penyandang tunanetra sebagai pihak utama yang menghadapi kesulitan dalam mengenali uang kertas, tetapi juga keluarga dan pendamping yang sering harus membantu mereka dalam transaksi keuangan. Masyarakat umum, khususnya pelaku usaha kecil dan menengah, turut terdampak karena berinteraksi langsung dengan tunanetra dalam transaksi tunai sehingga risiko kesalahpahaman dapat terjadi. Pemerintah dan lembaga keuangan juga memiliki peran penting karena berkewajiban menyediakan layanan yang inklusif, sementara pengembang teknologi dan peneliti bertanggung jawab menciptakan solusi inovatif yang dapat digunakan secara praktis [6],[7],[8] , [9].

Berangkat dari kondisi bahwa banyak penyandang tunanetra masih bergantung pada pihak lain untuk memastikan nominal, topik ini diangkat guna mengurangi ketergantungan tersebut melalui solusi berbasis *embedded system* yang berdampak langsung. Penelitian difokuskan pada Rupiah Tahun Emisi (TE) 2022 dan 2016. Pendekatan ini diharapkan mampu meningkatkan kemandirian dan rasa aman penyandang tunanetra dalam transaksi tunai sehari-hari.

Jika pengenalan nominal kertas oleh tunanetra dapat berlangsung cepat, akurat, dan terpercaya misalnya lewat kombinasi desain Rupiah TE 2022 yang sudah mengadopsi fitur aksesibilitas seperti *blind code* (tactile) dan diferensiasi ukuran [10], maka kemandirian finansial penyandang tunanetra meningkat, risiko salah kembalian dan penipuan menurun, serta beban pendamping keluarga berkurang; di sisi pelaku usaha, proses bayar menjadi lebih ringkas dan sengketa nominal berkurang sehingga pengalaman transaksi lebih inklusif; bagi regulator dan lembaga keuangan, keberhasilan solusi ini memperkuat kepercayaan publik pada Rupiah dan memacu standarisasi edukasi ciri-keaslian serta layanan ramah disabilitas [8], [3].

1.1.1 Informasi Pendukung Masalah

Dampak kesulitan tunanetra dalam menggunakan uang tunai telah disorot oleh berbagai penelitian dan laporan. Sebuah studi pemetaan menemukan bahwa meskipun uang kertas rupiah sudah dilengkapi *blind code* (tanda timbul khusus bagi tunanetra), para penyandang tunanetra masih menghadapi berbagai kendala dalam mengenali nominalnya [8].



Gambar 1.1 Uang Kertas Rupiah Tahun Emisi 2022 *Front-Back* [10]

Uang kertas rupiah Tahun Emisi 2016 dan Tahun Emisi 2022 pada dasarnya memiliki desain yang mirip, namun pada edisi 2022 dilakukan beberapa penyempurnaan. Pada Tahun Emisi 2022, komposisi warna dibuat lebih cerah dan kontras sehingga setiap pecahan lebih mudah dibedakan, sementara ukuran fisik antar pecahan juga sedikit disesuaikan untuk mempermudah terutama penyandang disabilitas, termasuk tunanetra, dalam mengenali dan membedakan uang kertas. Berikut adalah tabel ringkasan dari fitur 7 nominal mata uang kertas rupiah :

Tabel 1.1 Ringkasan fitur 7 nominal uang kertas Tahun Emisi 2022 dan 2016 [10]

Pecahan	TE 2016 (mm)	TE 2022 (mm)	Selisih panjang
Rp100.000	151×65	151×65	0 mm

Rp50.000	149×65	146×65	3 mm
Rp20.000	147×65	141×65	6 mm
Rp10.000	145×65	136×65	9 mm
Rp5.000	143×65	131×65	12 mm
Rp2.000	141×65	126×65	15 mm
Rp1.000	141×65	121×65	20 mm

Dapat dilihat dari tabel diatas dari ukuran uang kertas rupiah tahun emisi 2022 dan 2016 terlihat bahwa selisih ukuran panjang dari uang terlihat tidak terlalu signifikan. Untuk melakukan transaksi di pasar yang perlu tindakan cepat, meraba ukuran uang bagi tunanetra hal ini tentu menyulitkan mereka [37].

Blind code pada uang kertas sebenarnya telah disediakan sebagai fitur aksesibilitas bagi tunanetra. Namun, perubahan desain pada setiap seri/emisi uang dapat menyebabkan pola *blind code* ikut berubah, sehingga tunanetra perlu mempelajari kembali perbedaannya. Selain itu, pada kondisi uang yang lusuh, usang, atau permukaannya telah banyak terpakai, blind code seringkali menjadi tidak jelas dan sulit diraba, sehingga fungsinya sebagai penanda nominal tidak lagi andal [38].

Tabel 1.2 Solusi yang telah ada

No.	Solusi	Kelebihan	Kekurangan	Referensi
1	Cash Reader (Android) – aplikasi pembaca nominal uang	Cepat mengidentifikasi nominal; bisa mengenali bahkan dari sebagian kecil banknote; output suara dan pola getar; ada	Hasil tetap bergantung kualitas kamera & cara pengguna memegang bisa	Playstore

	kertas untuk tunanetra	mode offline; mendukung banyak mata uang.	menurun saat low-light, uang kusut/terlipat, atau framing tidak pas.	
2	Google Lookout – Currency Mode (Android)	Gratis dan aksesibilitas Android kuat; mode currency dirancang untuk membaca uang kertas “satu per satu” dengan kamera.	Dataset untuk pembacaan uang rupiah tidak tersedia.	Google Help
3	iBill Talking Banknote Identifier (perangkat fisik/slot)	Perangkat mudah digunakan karena ringkas dan mudah dibawa kemana mana	Dataset untuk pembacaan uang rupiah tidak tersedia.	The Library of congress
4	Alat Pengenal Keaslian & Nominal Berbasis Raspberry Pi & Template Matching – Menggunakan kamera, Raspberry Pi, metode	Deteksi keaslian & nominal; akurasi 88,75% (asli) & 96,25% (palsu) pada kondisi pencahayaan tertentu.	Sensitif terhadap pencahayaan; kurang efektif untuk uang lama/lipat.	[7]

	Template Matching; output suara.			
--	----------------------------------	--	--	--

Adapun penelitian yang sudah dilakukan sebelumnya seperti melakukan pendekatan template matching ini belum bisa sempurna karena kondisi uang yang dimasukkan harus pada kondisi yang baru dan tidak boleh terlipat [7]. Namun dalam penggunaan nyata, uang sering berada pada kondisi kusut/terlipat/lusuh, terdapat refleksi cahaya. Selain itu, aspek *portability* sering belum menjadi fokus utama, sehingga evaluasi biasanya terbatas pada akurasi tanpa mempertimbangkan latensi sistem, konsumsi daya, ukuran perangkat, dan kemudahan penggunaan. Oleh karena itu, masih terdapat celah penelitian untuk merancang sistem pengenalan 7 nominal Rupiah yang robust pada variasi kondisi nyata sekaligus ringan dan responsif untuk perangkat *portable*.

1.1.2 Analisis Masalah dan Konstrain

Berikut pembahasan masalah yang diajukan dalam beberapa aspek :

1. Aspek Sosial : Verifikasi berlangsung otomatis, cepat, dan andal sehingga transaksi dapat dilakukan mandiri. Rasa percaya diri dan otonomi meningkat, interaksi di titik bayar menjadi lebih setara, dan risiko penipuan menurun. Privasi terjaga karena kebutuhan mengumumkan nominal kepada pihak lain berkurang.
2. Aspek Ekonomi : Akurasi pengenalan nominal yang tinggi menekan kerugian finansial dan biaya salah transaksi. Proses pembayaran lebih ringkas, antrian menurun, dan produktivitas kerja meningkat. Sengketa nominal berkurang, sehingga biaya operasional dan biaya reputasi ikut turun.
3. Aspek Lingkungan : Algoritma dan sensor yang *robust* terhadap variasi kondisi fisik uang menjaga akurasi pada uang lusuh/pudar. Ketergantungan pada kondisi fisik sempurna berkurang, sehingga kebutuhan penyortiran ulang karena alasan keterbacaan menurun dan pengalaman pengguna lebih konsisten.

Adapun beberapa konstrain yang muncul berdasarkan permasalahan dan kebutuhan sistem yang telah diuraikan sebelumnya. Konstrain ini mencakup berbagai tantangan

yang berpotensi mempengaruhi keberhasilan perancangan dan implementasi solusi, diantaranya adalah :

a. *Low Cost*

Biaya yang dikeluarkan untuk membuat alat < Rp2.500.000 penetapan batas ini bertujuan agar biaya pembuatan alat tidak mendekati harga smartphone baru, sehingga alat tetap layak sebagai perangkat khusus sebagai alat bantu yang ekonomis namun fungsional.

b. *Completed within 6 months*

Sistem dapat dikerjakan dan selesai selama 6 bulan, karena waktu pengerjaan dari tugas akhir ini memiliki batas waktu selama 6 bulan oleh karena itu, implementasi dari alat ini harus dikerjakan dalam waktu seefektif mungkin.

c. *Low power consumption*

Solusi yang ditawarkan membutuhkan sumber daya dari power bank. Agar sistem nantinya lebih mudah dibawa dan fungsionalitas dari sistem lebih tahan lama dan mengurangi biaya operasional daripada membeli baterai.

1.1.3 Kebutuhan yang harus dipenuhi

Berdasarkan informasi pendukung masalah, terdapat kebutuhan yang harus dipenuhi untuk mendapatkan solusi dari permasalahan. Kebutuhan sistem yang harus dipenuhi diantaranya sebagai berikut :

1. Sistem yang dapat mengidentifikasi nominal yang akurat dan sistem harus mampu mengenali semua nominal pecahan uang kertas tahun emisi 2016 dan 2022.
2. Sistem dapat menyampaikan *feedback* pembacaan nominal uang kertas kepada pengguna.
3. Sistem harus mudah dibawa dan tunanetra tidak memerlukan waktu lama untuk beradaptasi dengan sistem
4. Komponen dari sistem dapat dicari dengan mudah dengan biaya yang terjangkau.
5. Sistem harus memiliki baterai yang dapat diisi ulang.

6. Sistem harus bisa dijalankan secara *offline* / tanpa menggunakan koneksi internet

1.1.4 Tujuan

Berdasarkan kebutuhan yang telah diidentifikasi, tujuan utama proyek ini adalah:

1. Merancang dan mengimplementasikan perangkat identifikasi nominal uang kertas yang mampu mengenali semua pecahan uang kertas rupiah tahun emisi 2016 dan 2022.
2. Menghasilkan prototipe *portable* dan mudah digunakan, dengan desain sederhana yang mudah digunakan oleh pengguna tunanetra.
3. Memastikan sistem dapat beroperasi secara *offline/online* dengan dukungan baterai tahan lama.
4. Merancang sistem yang dapat menyampaikan *feedback* berupa suara dari pembacaan nominal oleh sistem

1.2 Solusi

1.2.1 Karakteristik Produk

1. Fitur Dasar

a. *Sensing Capability*

Sistem harus memiliki kemampuan untuk mengakuisisi data dari uang kertas sehingga sistem dapat mengenali pembacaan nominal uang kertas dengan akurat.

b. *Computing performance*

Sistem harus mampu mengolah data hasil akuisisi sensor dan mengklasifikasikan nominal uang kertas secara otomatis berdasarkan ciri fisik yang tertangkap.

c. *Notification Capability*

Umpan balik langsung saat uang didekatkan audio bunyi sebagai konfirmasi mengucapkan nominal dengan suara jelas.

d. *Robust in various condition*

Bentuk portable dan ringan sehingga mudah digunakan secara mandiri oleh pengguna tunanetra. sistem tetap ber fungsionalitas di kondisi pencahayaan redup/terang, uang lusuh/baru.

2. Fitur Tambahan

a. Practicality / ease of Installation

Pengguna tidak membutuhkan waktu adaptasi yang lama untuk memahami sistem dan memakai solusi.

b. Access limitation

Sistem mampu membatasi akses sehingga tidak semua orang dapat diberi akses untuk membuka dan menghitung jumlah keseluruhan uang yang masuk.

c. Digital logging

Setiap transaksi dicatat secara otomatis untuk memberikan transparansi jumlah uang yang terkumpul. Yang dicatat dapat berupa waktu, nominal, dan hasil identifikasi uang oleh sistem

d. Portabilitas

Sistem mudah dibawa kemana mana dan pengguna tidak merasa kesulitan dalam memindahkan atau mengangkat sistem.

1.2.2 Usulan Solusi

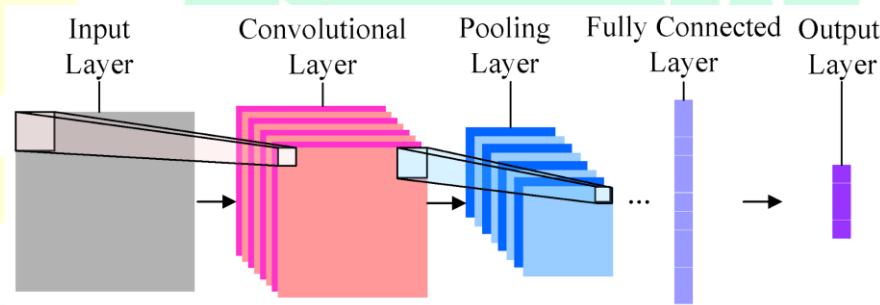
Berdasarkan kebutuhan sistem yang telah diidentifikasi, dirancang beberapa usulan solusi untuk membantu penyandang tunanetra dalam mengenali nominal uang kertas Rupiah secara mandiri

1.2.2.1 Solusi 1 : Sistem Klasifikasi Nominal Uang Kertas berbasis Citra menggunakan *Deep Learning* pada SBC (*Single Board Computer*)

Solusi pertama yang diusulkan adalah sistem klasifikasi nominal uang kertas berbasis citra menggunakan metode *deep learning* yang diimplementasikan pada *Single board computer* (SBC). Sistem dilengkapi dengan kamera yang terpasang pada perangkat *portable* untuk menangkap citra uang kertas. Ketika pengguna tunanetra ingin mengetahui nominal uang kertas yang dipegang, mereka cukup mendekatkan uang kertas ke area *scanning* yang telah ditentukan. Saat pengguna melakukan pengambilan gambar SBC akan memproses citra menggunakan model *deep learning* yang telah

dilatih sebelumnya untuk mengenali 7 kelas pecahan uang kertas rupiah tahun emisi 2016 dan 2022 (Rp1.000, Rp2.000, Rp5.000, Rp10.000, Rp20.000, Rp50.000, dan Rp100.000). Hasil klasifikasi akan disampaikan kepada pengguna melalui *output* suara bahasa Indonesia. Untuk memastikan sistem tetap *robust* pada berbagai penggunaan, sistem dilengkapi dengan cahaya putih dari LED putih dan difusser sehingga citra uang tidak terlalu dipengaruhi oleh kondisi pencahayaan lingkungan (terang, redup, atau *backlight*). Selain itu untuk meningkatkan aspek *robustness* juga ditingkatkan melalui strategi data, yaitu model dilatih menggunakan dataset dengan variasi kondisi uang seperti uang baru maupun lusuh, kusut atau terlipat [15].

Metode *Deep Learning* yang paling sesuai untuk melakukan klasifikasi citra adalah *Convolutional Neural Network* (CNN). CNN merupakan jenis neural network yang dirancang untuk menangani data berbentuk grid gambar.



Gambar 1.2 Layer Utama CNN [15]

Arsitektur CNN terdiri dari beberapa lapisan utama yang bekerja secara berurutan untuk mengekstrak fitur pada gambar uang dan melakukan klasifikasi. Secara umum arsitektur CNN tersusun atas beberapa komponen utama yang bekerja secara berurutan, yaitu :

1. *Convolution Layer* : untuk mengekstraksi fitur lokal dari citra uang (misalnya tepi, pola ornamen, dan bentuk angka) menggunakan kernel/filter.
2. *Activation Function* (misalnya ReLU) : untuk menambahkan non-linearitas agar model mampu mempelajari pola yang lebih kompleks.
3. *Pooling Layer* : untuk mereduksi dimensi fitur sehingga komputasi lebih efisien dan fitur lebih tahan terhadap pergeseran kecil.

4. *Fully Connected Layer* / Classifier : untuk memetakan fitur hasil ekstraksi menjadi probabilitas kelas nominal.
5. *Softmax Output* : untuk menghasilkan probabilitas pada 7 kelas nominal sehingga sistem memilih kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai hasil prediksi [15].

1.2.2.2 Solusi 2 : Sistem Pengenalan Nominal Uang Kertas berbasis Sensor Optik

Solusi kedua yang diusulkan adalah sistem pengenalan nominal uang kertas berbasis sensor optik yang memanfaatkan kombinasi sensor warna dan sensor reflektansi cahaya untuk mengidentifikasi pecahan uang kertas rupiah. Berbeda dengan pendekatan berbasis citra yang memerlukan pemrosesan gambar kompleks, solusi ini menggunakan pendekatan yang lebih sederhana namun tetap efektif dengan membaca karakteristik optik uang kertas seperti spektrum warna dan pola refleksi cahaya.

Sistem ini bekerja dengan menempatkan uang kertas pada area *scanning* yang diletakkan tepat di permukaan sensor optik. Sensor-sensor ini akan memancarkan cahaya dengan panjang gelombang tertentu ke permukaan uang, kemudian mengukur intensitas cahaya yang dipantulkan kembali. Setiap nominal uang kertas rupiah memiliki kombinasi warna dominan yang berbeda misalnya Rp100.000 didominasi warna merah, Rp50.000 berwarna biru, Rp20.000 hijau, dan seterusnya. Pola warna dan reflektansi yang unik untuk setiap pecahan.

Dalam implementasinya, ketika pengguna tunanetra memasukkan uang ke dalam slot pembaca atau mendekatkan uang ke area sensor, sistem akan melakukan *scanning* pada beberapa titik strategis di permukaan uang. Sensor warna RGB akan menangkap nilai Red, Green, dan Blue dari titik-titik tersebut, sementara sensor reflektansi akan mengukur seberapa banyak cahaya yang dipantulkan kembali. Data-data ini kemudian diolah menggunakan *rule-based system* untuk menentukan nominal uang. Hasil identifikasi akan disampaikan melalui speaker dengan output suara yang jelas menyebutkan nominal yang terdeteksi[14].

Prinsip kerja sensor warna dan *Rule Based Classification* :

1. Sensor Warna RGB

Sensor warna RGB bekerja dengan prinsip mengukur intensitas cahaya yang dipantulkan pada tiga panjang gelombang berbeda yang sesuai dengan warna merah (*Red*), hijau (*Green*), dan biru (*Blue*) dari warna uang. Sensor warna mengandung array photodiode yang dilengkapi dengan filter warna. Sistem nantinya akan dilengkapi dengan LED putih untuk memantulkan warna pada uang. Ketika cahaya putih mengenai permukaan uang, cahaya yang dipantulkan akan melewati filter warna dan diterima oleh photodiode.

Output sensor warna adalah nilai digital untuk setiap komponen warna yang dapat direpresentasikan sebagai vektor tiga dimensi:

$$C=[R,G,B].....(1.1)[14]$$

Keterangan:

1. C = vektor warna
2. R = intensitas merah (0-255)
3. G = intensitas hijau (0-255)
4. B = intensitas biru (0-255)

Untuk meningkatkan akurasi, sistem dapat melakukan normalisasi nilai RGB agar tidak sensitif terhadap variasi intensitas cahaya :

$$R_{norm} = \frac{R}{R+G+B}, G_{norm} = \frac{G}{R+G+B}, B_{norm} = \frac{B}{R+G+B}.....(1.2)[14]$$

Persamaan normalisasi diatas digunakan saat pengambilan nilai R,G,B uang dalam berbagai pencahayaan. Proses ini bertujuan mengurangi pengaruh perubahan intensitas pencahayaan. Dengan melakukan normalisasi fitur warna yang digunakan untuk penentuan nominal menjadi lebih stabil karena merepresentasikan komposisi dari

warna uang yang lebih relatif, bukan nilai tetap, sehingga hasil klasifikasi nominal lebih konsisten pada berbagai kondisi penggunaan.

2. Rule Based Classification

Metode rule base classification merupakan metode untuk menentukan keluaran berdasarkan sekumpulan aturan (*rules*) yang dirancang secara eksplisit. Pada sistem ini pembacaan nominal uang berbasis mikrokontroler dan sensor warna dibentuk dari hasil kalibrasi sebelumnya dan pengamatan data sensor, setelah pembacaan nilai R,G,B dari uang dan setelah sensor dilakukan normalisasi menjadi R_{norm} , G_{norm} , B_{norm} . Sistem akan membandingkan nilai tersebut terhadap aturan yang telah dibuat, seperti kondisi “ IF R_{norm} berada pada rentang tertentu dan G_{norm} serta B_{norm} memenuhi batas tertentu dari warna uang, maka nominal akan diklasifikasikan sebagai kelas X” [14]

1.2.2.3 Solusi 3 : Sistem Klasifikasi Uang dengan Teknik *supervised learning* klasik dan Ekstraksi Fitur pada SBC (*Single Board Computer*)

Solusi ketiga yang diusulkan adalah sistem klasifikasi nominal mata uang kertas menggunakan metode *supervised learning* klasik yang dikombinasikan dengan teknik ekstraksi fitur dari citra uang. Ekstraksi fitur akan dilakukan menggunakan teknik image processing klasik, kemudian hasil ekstraksi fitur akan dijadikan input untuk algoritma *supervised learning* yang akan melakukan klasifikasi. Sistem ini menggunakan kamera untuk mengakuisisi citra uang kertas, sama seperti Solusi 1. Namun sebelum dilakukan klasifikasi, sistem akan melakukan serangkaian pemrosesan citra untuk mengekstrak fitur-fitur diskriminatif yang dapat membedakan satu nominal dengan nominal lainnya. Fitur-fitur ini dapat berupa histogram warna, tekstur, edge pattern, atau deskriptor lokal seperti SIFT/ORB. Setelah fitur diekstrak dan direpresentasikan dalam bentuk vektor numerik, vektor fitur ini menjadi *input* untuk model *supervised learning* yang telah dilatih sebelumnya menggunakan dataset uang kertas berlabel. Ketika implementasinya pengguna tunanetra saat mendekatkan uang ke area kamera dan melakukan *capture* terhadap uang tersebut maka sistem akan secara otomatis mengklasifikasikan nominal menggunakan model yang telah dilatih. Hasil klasifikasi akan disampaikan melalui *output* suara TTS *engine* berbahasa Indonesia.

Metode ekstaksi fitur :

1. Local Binary Pattern (LBP)

LBP adalah salah satu metode ekstraksi fitur untuk mendeskripsikan tekstur untuk menangkap pola lokal pada citra. LBP akan digunakan untuk mengenali tekstur khas ada uang seperti pola *watermark* dan motif gambar yang ada pada uang.

$$LBP(x_c, y_c) = \sum_{p=0}^7 s(I_p - I_c) 2^p \dots\dots\dots(1.3)[15]$$

$$s(x) = \{1, \text{if } x \geq 0 \quad 0, \text{if } x < 0 \dots\dots\dots(1.4)[15]$$

Keterangan :

1. I_c = intensitas piksel tengah di posisi (x_c, y_c)
2. I_p = Intensitas piksel tetangga ke-p ($p = 0, 1, \dots, 7$)
3. $s(x)$ = fungsi *thresholding*

Operasi ini menghasilkan nilai biner 8-bit (0-255) untuk setiap piksel. Sebagai contoh, jika piksel tengah memiliki nilai 100 dan 8 tetangganya memiliki nilai [95, 105, 110, 98, 92, 108, 115, 102], maka:

$$s(95-100) = 0, s(105-100) = 1, s(110-100) = 1, s(98-100) = 0$$

$$s(92-100) = 0, s(108-100) = 1, s(115-100) = 1, s(102-100) = 1$$

$$LBP = 0 \times 2^0 + 1 \times 2^1 + 1 \times 2^2 + 0 \times 2^3 + 0 \times 2^4 + 1 \times 2^5 + 1 \times 2^6 + 1 \times 2^7 = 230$$

Setelah LBP dihitung untuk seluruh citra, dibuat histogram dari nilai LBP :

$$H_{LBP}(k) = \sum_{x=1}^W \sum_{y=1}^H \delta!(LBP(x, y) - k), \quad k = 0, 1, \dots, 255 \dots\dots\dots(1.5)[15]$$

Histogram LBP ini menjadi vektor fitur 256 dimensi yang merepresentasikan distribusi pola tekstur dalam citra. Untuk mengurangi dimensi dan meningkatkan *robustness*, dapat digunakan varian LBP seperti uniform LBP yang hanya mempertahankan pola dengan maksimal 2 transisi bit (0→1 atau 1→0), menghasilkan hanya 59 pola unik ditambah 1 bin untuk non-uniform patterns, total 60 dimensi.

Algoritma pengambilan keputusan

1. Support Vector Machine (SVM)

Support Vector Machine (SVM) adalah metode klasifikasi *supervised* yang mencari hyperplane pemisah dengan margin maksimum antara kelas, sehingga secara teori memiliki kemampuan generalisasi yang baik. Pada data yang tidak dapat dipisahkan secara linear, SVM menggunakan kernel trick untuk memetakan data ke ruang fitur berdimensi lebih tinggi agar pemisahan lebih memungkinkan (misalnya kernel linear, polynomial. Konsep SVM modern yang banyak dirujuk berasal dari “Support-Vector Networks” yang membahas margin maksimum, support vector, serta keputusan berbasis fungsi kernel [16].

1.2.3 Analisis Usulan Solusi

Dalam proses analisis usulan solusi, metode *House of Quality* (HoQ) digunakan untuk memastikan kesesuaian antara rancangan solusi dan kebutuhan pengguna. Berdasarkan analisis tersebut, dilakukan penilaian terhadap usulan solusi.

Berikut adalah analisis *House of Quality* (HoQ) untuk kebutuhan dan fitur yang dibutuhkan pada solusi yang diajukan.

		Rating (1 = low, 5 = high)	Percent of customer importance rating	Functional Requirement								
				▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	▲	
				Sensing Capability	Computing performance	Notification Capability	Robust in various condition	Ease of installation	Access limitation	Digital logging	Portable	
Constraint	Low Cost	4	29%	🟡	🟡	🟢	🟠	🟡	🟢	🟢		
	Low power consumption	5	36%	🟢	🟡	🟢	🟢	🟡	🟢	🟡		
	Completed within 6 months	5	36%	🟠	🟠	🟡	🟡	🟠	🟠	🟢		
Importance Rating				40	50	27	44	15	17	27	47	Total
Percent of Importance				14,98%	18,73%	10,11%	16,48%	5,62%	6,37%	10,11%	17,60%	
Solusi	Solusi 1			🟡	🟡	🟡	🟡	🟢	🟠	🟡	🟢	4,28
	Solusi 2			🟢	🟢	🟢	🟠	🟡	🟠	🟢	🟡	3,01
	Solusi 3			🟡	🟢	🟡	🟢	🟢	🟠	🟡	🟢	3,58
	Solusi 1			🟢	🟢	🟡	🟢	🟡	🟠	🟡	🟡	3,74
	Solusi 2			🟡	🟡	🟡	🟡	🟢	🟢	🟡	🟡	4,76
	Solusi 3			🟡	🟢	🟢	🟡	🟢	🟢	🟢	🟡	3,98

Gambar 1.3 Tabel *House of Quality*

Penjelasan mengenai simbol yang digunakan dalam metode ini dapat dilihat pada Tabel 1.2 dibawah.

Tabel 1.3 Keterangan House of Quality (HoQ)

Simbol	Nilai	Hubungan
Kosong	0	Tidak ada
△	1	Lemah
○	3	Sedang
⊙	5	Kuat

Berikut adalah perhitungan perbandingan solusi dengan fitur atau fungsi utama yang dimiliki sistem agar dapat bekerja sesuai dengan tujuan perancangannya :

A. Subsistem pengenalan nominal untuk tunanetra

Solusi 1 : Sistem Klasifikasi Nominal Uang Kertas berbasis Citra menggunakan *Deep Learning* pada SBC (*Single Board Computer*)

$$(5 \times 14,98\%) + (5 \times 18,73\%) + (5 \times 10,11\%) + (5 \times 16,48\%) + (3 \times 5,62\%) + (1 \times 6,37\%) + (5 \times 10,11\%) + (3 \times 17,6\%) = \mathbf{4,28}$$

Solusi 2 : Sistem Pengenalan Nominal Uang Kertas berbasis Sensor Optik

$$(3 \times 14,98\%) + (3 \times 18,73\%) + (3 \times 10,11\%) + (1 \times 16,48\%) + (5 \times 5,62\%) + (1 \times 6,37\%) + (3 \times 10,11\%) + (5 \times 17,6\%) = \mathbf{3,01}$$

Solusi 3 : Sistem Klasifikasi Uang dengan Teknik *supervised learning* klasik dan Ekstraksi Fitur pada SBC (*Single Board Computer*)

$$(5 \times 14,98\%) + (3 \times 18,73\%) + (5 \times 10,11\%) + (3 \times 16,48\%) + (3 \times 5,62\%) + (1 \times 6,37\%) + (5 \times 10,11\%) + (3 \times 17,6\%) = \mathbf{3,58}$$

1.2.3.1 Hubungan panah atas dan bawah pada fitur dasar dan fitur tambahan

1. *Sensing Capability* : Panah Atas (▲) pada *Sensing Capability* semakin baik kemampuan *sensing* (kamera/sensor dan pencahayaan pendukung), semakin konsisten fitur uang yang terekam sehingga akurasi dari klasifikasi dapat meningkat.
2. *Computing Performance* : Panah Atas (▲) Sistem harus dapat memproses data dengan cepat dan akurat untuk mengklasifikasikan uang, karena dibutuhkan sistem dengan *output* suara yang diharapkan dapat secara cepat sehingga sistem dapat digunakan dengan nyaman.

3. *Robustness in Various Conditions* : Panah Atas (▲) pada *Robustness in Various Conditions* menunjukkan bahwa sistem harus mampu beroperasi dengan baik meskipun berada dalam kondisi yang bervariasi, seperti kondisi pencahayaan yang buruk, uang yang sudah lusuh, atau uang dengan berbagai tingkat kerusakan.
4. *Notification Capability* (Kemampuan Notifikasi) : Panah Atas (▲) pada *Notification Capability* menunjukkan bahwa kemampuan untuk memberikan umpan balik langsung kepada pengguna sangat penting. Dalam sistem ini, sistem 1 umpan balik suara TTS dalam Bahasa Indonesia digunakan untuk memberitahukan pengguna sistem dengan kemampuan notifikasi yang baik akan memberikan informasi yang jelas dan cepat, terutama untuk pengguna tunanetra yang membutuhkan instruksi suara.
5. *Ease of Installation* : Panah Atas (▲) Pada *Ease of Installation* menunjukkan tingkat kemudahan dalam proses pemasangan dan integrasi sistem di lingkungan pengguna. Karakteristik ini mencakup kesederhanaan desain mekanik, koneksi listrik, serta konfigurasi awal sistem. Sistem dengan tingkat kemudahan instalasi yang tinggi dapat mengurangi waktu implementasi dan meminimalkan kesalahan pemasangan.
6. *Access Limitation* : Panah Atas (▲) *Access Limitation* merupakan kemampuan sistem dalam membatasi hak akses pengguna terhadap fungsi atau data tertentu. Karakteristik ini berkaitan dengan aspek keamanan sistem, seperti autentikasi dan otorisasi, untuk memastikan bahwa hanya pihak yang berwenang yang dapat mengakses atau mengendalikan sistem. Access limitation berperan penting dalam menjaga integritas dan keamanan data.
7. *Digital Logging* (Pencatatan Digital) : Panah Atas (▲) pada *Digital Logging* menunjukkan bahwa kemampuan sistem dalam menyimpan riwayat aktivitas/transaksi secara otomatis adalah kebutuhan utama. Pencatatan digital membuat data lebih rapi dan mudah ditelusuri
8. *Portable* : Panah Atas (▲) *Portable* mengacu pada kemampuan sistem untuk digunakan secara fleksibel dan mudah dipindahkan tanpa ketergantungan pada

instalasi permanen. Karakteristik ini umumnya berkaitan dengan ukuran fisik, berat, serta penggunaan sumber daya mandiri seperti baterai. Sistem portabel memungkinkan penerapan pada berbagai lokasi dengan tingkat fleksibilitas yang tinggi.

1.2.3.2 Analisis *Customer importance rating* pada setiap konstrain

1. *Low Cost* : Diberikan rating 4, karena sistem ditujukan sebagai alat bantu yang perlu terjangkau agar dapat diadopsi secara luas. Walaupun pada penelitian ini memprioritaskan akurasi dan keandalan, biaya tetap harus ditekan.
2. *Low Power Consumption* : Diberikan rating 5, karena sistem dirancang *portable* dan digunakan saat mobilitas, sehingga daya tahan penggunaan menjadi faktor penting. Konsumsi daya yang lebih rendah memungkinkan alat digunakan lebih lama selama aktivitas transaksi tanpa sering mengisi ulang, sehingga meningkatkan kenyamanan dan keandalan penggunaan meskipun sumber daya dapat berasal dari power bank.
3. *Completed within 6 months* : Diberikan rating 5 karena, sistem ini harus dapat diimplementasikan dengan cepat tanpa mengorbankan kualitas. Efisiensi dalam pengerjaan akan memastikan bahwa proyek tetap berada dalam batas waktu dan sesuai.

1.2.3.3 Analisis hubungan fitur dasar , fitur tambahan dan konstrain HoQ (*House of Quality*)

1. Low Cost (biaya rendah)

a) *Low Cost* ↔ *Sensing Capability* :

Hubungan kuat 5 (⊙), Karena komponen *sensing* adalah salah satu penyumbang biaya terbesar. Semakin bagus *sensing*, biaya naik.

b) *Low Cost* ↔ *Computing Performance*:

Hubungan medium 3 (○), Karena performa komputasi dipengaruhi processor, RAM, storage. Tapi hal ini masih bisa menekan biaya dengan optimasi software dengan model ringan/quantization), jadi pengaruhnya sedang.

c) *Low Cost ↔ Robustness:*

Hubungan medium 3 (○), Karena *Robustness* bisa dinaikkan lewat desain fisik (slot + LED) dan dataset/augmentasi. Ada efek ke biaya (komponen + pengumpulan data), tapi tidak selalu mahal kalau dirancang sederhana jadi diberikan hubungan sedang.

d) *Low Cost ↔ Notification:*

Hubungan lemah 1 (△), *Output* berupa aplikasi web tidak terlalu membutuhkan biaya yang tinggi.

e) *Low Cost ↔ Ease of Installation:*

Ease of installation tidak memiliki keterhubungan signifikan terhadap low cost karena kemudahan pemasangan lebih bergantung pada desain sistem, bukan pada penambahan komponen yang berdampak langsung pada biaya.

f) *Low Cost ↔ Access Limitaion:*

Hubungan medium 3 (○), Karena pembatasan akses pengguna lebih banyak diimplementasikan melalui komponen sehingga sedikit menambahkan biaya sistem secara keseluruhan.

g) *Low Cost ↔ Digital Logging:*

Hubungan medium 3 (○), karena fitur *digital logging* memiliki hubungan lemah terhadap biaya karena pencatatan data dapat dilakukan menggunakan platform berbasis web yang tersedia secara gratis atau berbiaya rendah.

h) *Low Cost ↔ Portable:*

Hubungan medium 3 (○), karakteristik *portable* dapat meningkatkan biaya sistem akibat kebutuhan baterai dan desain fisik tambahan, namun dampaknya masih dapat dikendalikan sehingga dikategorikan sebagai hubungan sedang.

2. *Low Power Consumption* (daya rendah)

a) *Low Power ↔ Sensing Capability:*

Hubungan kuat 5 (), Penggunaan sensor ataupun kamera semakin sering digunakan akan membuat semakin boros pada daya sistem.

b) *Low Power ↔ Computing Performance:*

Hubungan kuat 5 (●), Komputasi dari ketiga solusi yang dilakukan menggunakan daya dari SBC jadi hal ini sama sama menguras CPU dan menyebabkan konsumsi daya naik.

c) *Low Power ↔ Robustness:*

Hubungan medium 3 (○), *Robustness* yang meminta tambahan proses seperti jika uang belum terbaca atau tidak pas pada tempat *scanning* hal ini meminta sistem untuk meminta pengambilan ulang sehingga ada pengaruh ke daya. Tapi bisa dikontrol (mis. single-shot capture), jadi sedang.

d) *Low Power ↔ Notification:*

Hubungan lemah 1 (△), Speaker/TTS hanya aktif sebentar saat mengucapkan hasil. Konsumsinya kecil dibanding *sensing* CPU, jadi hubungan lemah.

e) *Low Power ↔ Ease of Installation:*

Ease of installation tidak berhubungan langsung dengan konsumsi daya karena hanya memengaruhi proses pemasangan, bukan operasi sistem.

f) *Low Power ↔ Access Limitaion:*

Access limitation diimplementasikan melalui penambahan sedikit komponen sehingga berdampak pada penggunaan energi sistem.

g) *Low Power ↔ Digital Logging:*

Digital logging memiliki hubungan sedang terhadap konsumsi daya karena aktivitas penyimpanan dan pengiriman data memerlukan daya tambahan, terutama saat menggunakan komunikasi nirkabel.

h) *Low Power ↔ Portable:*

Karakteristik portable memiliki hubungan kuat terhadap konsumsi daya karena sistem portabel bergantung pada sumber daya terbatas seperti baterai, sehingga efisiensi penggunaan energi menjadi faktor utama.

4. *Completed within 6 months* (selesai 6 bulan)

a) *Completed within 6 month ↔ Sensing Capability:*

Hubungan medium (●), Desain *sensing* (slot, LED, mounting kamera) butuh

iterasi mekanik, tapi masih bisa dipercepat dengan komponen ready-to-use.
Jadi pengaruh sedang.

b) *Completed within 6 month* ↔ Computing Performance:

Hubungan medium 3 (○), Optimasi performa (model compression, tuning inference) butuh waktu, tapi masih manageable kalau targetnya “capture lalu proses”. Jadi sedang.

c) *Completed within 6 month* ↔ Robustness:

Hubungan medium 3 (○), Robustness butuh data variasi (lusuah/kusut/low-light) dan pengujian berulang. Hal ini bisa memakan waktu, tapi bisa ditargetkan dengan skenario uji yang terencana. Jadi hubungannya sedang.

d) *Completed within 6 month* ↔ Notification:

Hubungan lemah 1 (△), Implementasi TTS dan speaker relatif cepat dibanding pengumpulan data/latih model/desain sensing. Jadi pengaruh lemah.

e) *Completed within 6 month* ↔ Ease of Installation:

Ease of installation memiliki hubungan sedang terhadap waktu pengembangan karena kemudahan pemasangan lebih memengaruhi tahap implementasi akhir.

f) *Completed within 6 month* ↔ Access Limitaion:

Access limitation memiliki hubungan lemah terhadap waktu pengembangan karena penerapan sistem keamanan dan pengelolaan hak akses memerlukan perancangan dan pengujian perangkat lunak.

g) *Completed within 6 month* ↔ Digital Logging:

Digital logging memiliki hubungan lemah terhadap waktu pengembangan karena membutuhkan sistem penyimpanan data, integrasi server, serta pengujian konektivitas.

h) *Completed within 6 month* ↔ Portable:

Karakteristik portable memiliki hubungan sedang terhadap waktu pengembangan karena aspek portabilitas lebih berkaitan dengan desain fisik yang dapat disesuaikan pada tahap akhir pengembangan.

Berikut adalah analisis hubungan solusi dengan setiap fitur :

Solusi 1 : Sistem Klasifikasi Nominal Uang Kertas berbasis Citra menggunakan *Deep Learning* pada SBC (*Single Board Computer*)

Solusi 1 memiliki hubungan yang sangat kuat dengan *sensing capability* (bobot 5) karena *deep learning* CNN sangat bergantung pada kualitas data *input* berupa citra. Arsitektur CNN dirancang untuk mengekstrak fitur visual secara hierarkis mulai dari fitur sederhana hingga kompleks, sehingga kualitas citra yang ditangkap akan menentukan seberapa baik model dapat mengenali pola pada uang. Jika *sensing* menghasilkan citra yang buram, gelap, atau terdistorsi, maka fitur yang diekstrak oleh CNN tidak akan optimal dan akurasi klasifikasi akan menurun drastis. Sebaliknya, *sensing* yang baik dengan resolusi tinggi dan pencahayaan konsisten akan memungkinkan CNN menangkap detail halus yang membedakan setiap nominal, sehingga hubungan antara keduanya sangat kuat.

Hubungan dengan *computing performance* juga sangat kuat (bobot 5) karena *deep learning* CNN merupakan metode yang paling demanding secara komputasi dibandingkan dua solusi lainnya. Arsitektur CNN terdiri dari banyak layer konvolusional, *pooling*, dan *fully connected* yang masing-masing melakukan operasi matematis kompleks pada jutaan parameter. Setiap kali melakukan inferensi, sistem harus melakukan *forward propagation* melalui seluruh jaringan, yang membutuhkan resource CPU/GPU yang signifikan. Performa komputasi yang rendah akan mengakibatkan waktu inferensi yang lambat, membuat pengguna harus menunggu lama untuk mendapat hasil, yang tidak *acceptable* untuk aplikasi *real-time*. Oleh karena itu, *computing performance* menjadi faktor kritis yang sangat mempengaruhi kelayakan Solusi 1.

Solusi 1 memiliki hubungan kuat dengan *robustness in various conditions* (bobot 5) karena *deep learning* memiliki kemampuan untuk belajar dari data yang bervariasi. CNN dapat dilatih menggunakan dataset yang mencakup berbagai kondisi uang seperti terlipat, kusut, lusuh, atau dalam berbagai pencahayaan. Melalui proses training dengan data augmentation, model CNN dapat mempelajari representasi fitur yang invariant

terhadap transformasi tertentu, sehingga tetap dapat mengenali nominal meskipun kondisi fisik uang berbeda dari kondisi ideal. Kemampuan generalisasi CNN yang superior dibandingkan metode klasik membuat solusi ini sangat robust, asalkan dataset training cukup representatif. Ini adalah keunggulan utama deep learning yang menjustifikasi hubungan kuat dengan *robustness*.

Untuk *notification capability*, Solusi 1 memiliki hubungan kuat (bobot 5) karena output CNN berupa probabilitas kelas yang dapat dengan mudah diterjemahkan menjadi informasi verbal. Arsitektur CNN didesain untuk menghasilkan output yang clear-cut yaitu kelas dengan probabilitas tertinggi sebagai prediksi final. Format output ini sangat kompatibel dengan kebutuhan notification, di mana sistem hanya perlu mengkonversi label kelas menjadi audio feedback. Karena pengguna tunanetra bergantung sepenuhnya pada *notification* untuk mengetahui hasil, dan output CNN secara natural mendukung hal ini, maka hubungannya sangat kuat. Selain itu, confidence score dari CNN juga dapat digunakan untuk memberikan notification tambahan seperti meminta pengguna mengulang jika confidence rendah. Solusi satu memiliki ease of installation dengan nilai 3 karena mudah untuk digunakan hanya menekan tombol capture maka citra uang ditangkap, *access limitation* diberi nilai 1 karena hubungan dengan solusi 1 itu hanya pada websitenya, digital logging 5 karena pencatatan nanti atau history transaksi ada di website, solusi 1 ini cukup portable jadi diberikan nilai 3

Solusi 2 : Sistem Pengenalan Nominal Uang Kertas berbasis Sensor Optik

Solusi 2 memiliki hubungan yang sangat kuat dengan sensing *capability* (bobot 5) karena seluruh metode klasifikasi bergantung pada pembacaan sensor warna dan reflektansi. Tidak seperti metode berbasis citra yang masih bisa melakukan preprocessing dan enhancement, sensor optik langsung menghasilkan nilai numerik yang akan dibandingkan dengan threshold. Jika sensor tidak akurat atau tidak terkalibrasi dengan baik, maka nilai yang dibaca akan menyimpang dan menyebabkan *misclassification*. Konsistensi sensing menjadi absolut *critical* karena *rule-based*

system tidak memiliki kemampuan untuk belajar atau beradaptasi sistem hanya membandingkan nilai sensor dengan rule yang fixed. Oleh karena itu, sensing capability adalah fondasi mutlak dari Solusi 2, menjustifikasi hubungan yang sangat kuat.

Hubungan dengan *computing performance* diberi bobot sedang (3) karena Solusi 2 menggunakan algoritma yang sangat sederhana yaitu rule-based classification. Setelah sensor membaca nilai RGB dan reflektansi, sistem hanya perlu melakukan normalisasi sederhana dan membandingkannya dengan sekumpulan aturan IF-THEN.

Untuk *robustness in various conditions*, Solusi 2 diberi bobot sedang (3) karena memiliki keterbatasan dalam menangani variasi. *Rule-based system* bekerja dengan *threshold* yang *fixed*, yang di-set berdasarkan kalibrasi awal. Ketika kondisi uang berubah drastis misalnya uang sangat lusuh sehingga warnanya pudar, atau ada lipatan yang menutupi area sensing, sistem tidak memiliki mekanisme untuk beradaptasi. Sistem hanya bisa robust dalam range variasi yang sudah diantisipasi saat kalibrasi. Meskipun teknik seperti multi-point sensing dan normalisasi dapat meningkatkan robustness, pada dasarnya sistem ini kurang fleksibel dibanding machine learning yang dapat menangani pola yang lebih kompleks dan varied. Oleh karena itu, hubungannya sedang bukan kuat, karena robustness lebih terbatas dan membutuhkan *effort* lebih dalam kalibrasi dan *rule tuning*.

Notification capability memiliki hubungan kuat (bobot 5) karena *output* dari *rule-based system* adalah kategori nominal yang eksplisit dan deterministic. Setelah sistem mengevaluasi rule dan menentukan nominal, hasil tersebut langsung dapat dikonversi menjadi audio *output* tanpa ambiguitas. Tidak ada kompleksitas tambahan karena decision path dalam rule-based system sudah jelas, dan setiap path berujung pada satu kelas nominal. Kesederhanaan ini justru menjadi keunggulan untuk notification karena sistem dapat memberikan *feedback* yang cepat dan pasti. Pengguna tunanetra membutuhkan notification yang reliable dan jelas, dan Solusi 2 dapat memenuhi hal ini dengan baik, sehingga hubungannya kuat meskipun metode klasifikasinya sederhana.

Ease of Installation (Bobot 5): Salah satu keunggulan utama Solusi 2 adalah kemudahan dalam pemasangan dan penggunaan. Sensor dan perangkatnya dapat diinstal dengan sangat cepat tanpa memerlukan pengaturan yang rumit. Pengguna hanya perlu menempatkan uang di dekat sensor dan memulai proses deteksi. Oleh karena itu, Ease of Installation diberi nilai 5.

Access Limitation (Bobot 2), Akses ke fitur dalam Solusi 2 lebih sederhana dibandingkan Solusi 1, tetapi tetap ada potensi untuk membatasi akses melalui pengaturan berbasis perangkat lunak untuk memastikan keamanan. Namun, Access Limitation tidak terlalu berpengaruh pada implementasi secara keseluruhan, jadi diberi nilai 2.

Digital Logging (Bobot 3), Pencatatan hasil deteksi uang bisa dilakukan secara digital, namun prosesnya lebih terbatas dibandingkan Solusi 1 yang melibatkan website. Solusi 2 akan mencatat hasil dasar, tetapi pencatatan lebih mendalam membutuhkan pengembangan lebih lanjut. Oleh karena itu, Digital Logging diberi nilai 3.

Portable (Bobot 5), Solusi 2 sangat portable, karena sensor umumnya kecil dan ringan, serta mudah dibawa ke berbagai lokasi. Ini membuat Solusi 2 sangat fleksibel untuk digunakan di berbagai tempat, terutama untuk tunanetra yang membutuhkan kemudahan dalam mobilitas. Skor 5 diberikan pada fitur ini.

Solusi 3 : Sistem Klasifikasi Uang dengan Teknik *supervised learning* klasik dan Ekstraksi Fitur pada SBC (*Single Board Computer*)

Solusi 3 memiliki hubungan kuat dengan sensing capability (bobot 5) karena metode ini bergantung pada ekstraksi fitur dari citra, dan kualitas fitur sangat ditentukan oleh kualitas citra input. Berbeda dengan CNN yang dapat belajar fitur optimal secara otomatis, pada Solusi 3 fitur diekstrak secara manual menggunakan algoritma yang telah ditentukan seperti LBP untuk tekstur atau histogram untuk warna. Jika citra input berkualitas buruk, maka fitur yang diekstrak tidak akan representatif terhadap karakteristik sebenarnya dari uang. Misalnya, histogram warna akan sangat berbeda

jika pencahayaan tidak konsisten, atau LBP akan menghasilkan pola yang noisy jika citra buram. Karena *pipeline* Solusi 3 dimulai dari ekstraksi fitur eksplisit, maka sensing capability menjadi prasyarat fundamental untuk mendapatkan fitur yang berkualitas, menjustifikasi hubungan yang kuat.

Hubungan dengan *computing performance* diberi bobot sedang (3) karena Solusi 3 memiliki beban komputasi yang moderat, berada di antara CNN dan sensor optik. Tahap ekstraksi fitur seperti menghitung LBP atau histogram memerlukan iterasi pada setiap piksel citra, yang membutuhkan waktu komputasi lebih banyak daripada rule-based sederhana. Namun, operasi-operasi ini masih jauh lebih ringan dibanding konvolusi berlapis-lapis pada CNN. Setelah fitur diekstrak, klasifikasi menggunakan SVM atau Random Forest relatif cepat karena hanya melibatkan operasi linear atau tree traversal. Total waktu komputasi memang perlu diperhatikan agar tidak terlalu lambat, tetapi tidak se-critical seperti pada CNN yang sangat *demanding*. Oleh karena itu, *computing performance* memiliki pengaruh yang signifikan namun bukan faktor yang paling dominan, sehingga diberi bobot sedang.

Untuk robustness in various conditions, Solusi 3 diberi bobot sedang (3) karena kemampuannya berada di tengah-tengah antara *flexibility* CNN dan *rigidity* sensor optik. *Supervised learning* klasik seperti SVM dapat menangani non-linearity dan melakukan generalisasi pada data yang belum pernah dilihat, asalkan fitur yang diekstrak cukup diskriminatif. Beberapa fitur seperti LBP memang robust terhadap perubahan pencahayaan, dan kombinasi multiple fitur (*feature fusion*) dapat memberikan representasi yang lebih kaya. Namun, jika kondisi uang sangat berbeda dari training data dan fitur yang dipilih tidak cukup capture variasi tersebut, performa akan menurun. Tidak ada automatic adaptation seperti pada deep learning, namun lebih fleksibel daripada *rule-based fixed threshold*. Robustness bergantung pada seberapa baik feature engineering dilakukan dan seberapa representative training data, sehingga hubungannya sedang karena ada trade-off antara flexibility dan limitation.

Notification capability memiliki hubungan kuat (bobot 5) karena output dari supervised learning adalah prediksi kelas yang clear dan dapat langsung diterjemahkan menjadi audio. Baik SVM maupun Random Forest menghasilkan output berupa label kelas (nominal uang) yang dapat dengan mudah dikonversi menjadi perintah untuk text-to-speech. Tidak ada kompleksitas tambahan dalam proses konversi dari hasil klasifikasi ke notification, dan sistem dapat memberikan feedback yang jelas kepada pengguna. *Supervised learning* klasik juga dapat memberikan confidence measure (misalnya dari probability output Random Forest atau decision function SVM) yang dapat digunakan untuk menentukan apakah perlu meminta pengguna mengulang. Karena output cocok secara natural dengan kebutuhan *notification* dan pengguna tunanetra bergantung pada feedback audio, maka hubungannya sangat kuat.

Ease of Installation (Bobot 4), Solusi 3 menggunakan kamera dan perangkat ML yang memerlukan sedikit pengaturan namun tidak serumit Solusi 1. Meskipun setup perangkat ini lebih sederhana dibandingkan dengan CNN, instalasi tetap memerlukan beberapa langkah tambahan dibandingkan dengan solusi sensor yang lebih sederhana. Oleh karena itu, Ease of Installation diberi nilai 4.

Access Limitation (Bobot 3), Fitur akses terbatas pada Solusi 3 lebih penting karena melibatkan pencatatan data dan informasi pengguna. Akses ke data klasifikasi atau penggunaan sistem bisa dibatasi dengan pengaturan software. Skor 3 diberikan untuk Access Limitation, karena meskipun penting, tidak sepenting dalam solusi lainnya.

Digital Logging (Bobot 3), Solusi 3 memiliki digital logging yang memungkinkan pencatatan transaksi dan hasil klasifikasi uang, tetapi proses ini tidak semaju Solusi 1 yang melibatkan website dan data historis. Oleh karena itu, Digital Logging mendapat skor 3.

Portable (Bobot 4), Solusi 3 cukup portable, karena menggunakan kamera yang relatif ringan dan perangkat ML yang bisa dipindahkan dengan mudah. Namun, perangkat ini tidak sekecil sensor dalam Solusi 2. Meskipun demikian, portabilitas tetap menjadi keunggulan, dan diberi skor 4.

1.2.4 Solusi yang dipilih

Berdasarkan hasil perhitungan dan analisis menggunakan metode *House of Quality* (HoQ), Solusi 1, yaitu Sistem Klasifikasi Nominal Uang Kertas Berbasis Citra Menggunakan Deep Learning pada Single Board Computer (SBC), memperoleh nilai tertinggi sebesar 4,28, dibandingkan Solusi 2 sebesar 3,01 dan Solusi 3 sebesar 3,58. Oleh karena itu, Solusi 1 dipilih sebagai solusi utama yang akan diimplementasikan pada sistem.

Solusi ini dipilih karena memiliki kesesuaian yang lebih baik terhadap kebutuhan utama sistem, terutama pada aspek *sensing capability*, *computing performance*, *robustness in various conditions*, dan *notification capability*. Sistem menggunakan kamera untuk memperoleh citra uang kertas, kemudian citra tersebut diproses menggunakan metode *deep learning* untuk mengenali tujuh pecahan nominal uang Rupiah Tahun Emisi 2016 dan Tahun Emisi 2022.

Pendekatan *deep learning* dipilih karena mampu mempelajari karakteristik visual uang secara otomatis dari data pelatihan, seperti angka nominal, pola, warna, tekstur, serta karakteristik lain pada permukaan uang. Dengan menggunakan dataset yang memiliki variasi posisi, orientasi, tahun emisi, serta kondisi fisik uang, model diharapkan mampu melakukan klasifikasi pada kondisi penggunaan yang lebih bervariasi.

Hasil klasifikasi nominal kemudian disampaikan kepada pengguna tunanetra melalui keluaran audio. Dengan demikian, solusi yang dipilih tidak hanya mempertimbangkan kemampuan klasifikasi nominal, tetapi juga aspek portabilitas, kemudahan penggunaan, efisiensi komputasi, serta kemampuan memberikan informasi secara langsung kepada pengguna. Berdasarkan pertimbangan tersebut, Solusi 1 dinilai paling sesuai untuk diimplementasikan sebagai sistem portabel klasifikasi nominal uang Rupiah bagi penyandang tunanetra.