

Pengenalan Warna Terhadap Objek Dengan Model Analisis Elemen Data Warna Gambar Berbasis Deep Neural Network

Juandri¹, Nizirwan Anwar²

¹ Teknik Informatika, Ilmu Komputer, Universitas Esa Unggul

² Jalan Citra Raya Boulevard Blok S 25/ 01, Kabupaten Tangerang, Banten

Email : juandriwandi@gmail.com , nizirwan.anwar@esaunggul.ac.id

Abstrak : Deteksi objek, yang mensimulasikan persepsi visual manusia dalam menemukan objek yang paling signifikan dalam sebuah pemandangan, telah banyak diterapkan pada berbagai tugas visi komputer. Meskipun berbagai model pendeteksian objek berbasis RGB-D dengan kinerja yang menjanjikan telah diusulkan selama beberapa tahun terakhir, pemahaman mendalam tentang model ini dan tantangan di bidang ini masih kurang. Kecerdasan buatan memberikan kelayakan baru untuk mengontrol prostesis yang cekatan. basis data gambar RGB-D dibuat berdasarkan empat pola pegang penting (silinder, bola, tripod, dan lateral). Sampel gambar dalam kumpulan data RGB-D diperoleh pada berbagai macam objek sehari-hari dengan ukuran, bentuk, postur yang berbeda, serta kondisi pencahayaan yang berbeda dan posisi kamera. Untuk menggunakan gambar RGB dan gambar kedalaman untuk fusi fitur secara lebih efektif, makalah ini mengusulkan tiga model fusi: RGB-D concat, RGB-D Ci-add dan RGB-D Ci-concat. Pendekatan berbasis fusi RGB-D kami secara signifikan meningkatkan akurasi deteksi tangan dari 69,1 menjadi 74,1 dibandingkan dengan salah satu detektor tangan berbasis RGB yang paling canggih. Metode berbasis RGB atau D yang ada tidak stabil dalam kondisi pencahayaan tak terlihat: dalam kondisi gelap, akurasi metode berbasis RGB turun drastis menjadi 48,9, dan dalam kondisi cahaya latar, akurasi metode berbasis D turun drastis ke 28,3

Kata Kunci: Warna RGB, Deteksi, Metode Deep Neural Network

Abstract : Object detection, which simulates human visual perception in finding the most significant object in a scene, has been widely applied to various computer vision tasks. Although various RGB-D-based object detection models with promising performance have been proposed over the past few years, a deep understanding of these models and challenges in this area is still lacking. Artificial intelligence provides new feasibility to control dexterous prostheses. The RGB-D image database is built based on four important grip patterns (cylinder, sphere, tripod and lateral). The sample images in the RGB-D data set were obtained on a wide variety of everyday objects with different sizes, shapes, postures, as well as different lighting conditions and camera positions. In order to use RGB images and depth images for feature fusion more effectively, this paper proposes three fusion models: RGB-D concat, RGB-D Ci-add and RGB-D Ci-concat. Our RGB-D fusion based approach significantly improves hand detection accuracy from 69.1 to 74.1 compared to one of the most advanced RGB based hand detectors. Existing RGB or D-based methods are unstable in unseen lighting conditions: in dark conditions, the accuracy of the RGB-based methods drops to 48.9, and in backlit conditions, the D-based methods accuracy drops to 28.3

Keywords: RGB Color, Detection, Deep Neural Network Method

1. PENDAHULUAN

Sepanjang sejarah, upaya telah dilakukan untuk memastikan bagaimana warna tercipta, dan apa yang terjadi jika berbagai warna dicampur. Sejak zaman Sir Isaac Newton, ahli teori warna telah merevisi dan mengembangkan roda warna menjadi variasi dan kompleksitas tanpa akhir yang dapat ditemukan saat ini. Umumnya roda warna mengambil dua bentuk: yang menggambarkan hasil yang diperoleh saat mencampur warna dalam bentuk pewarna atau cat dan yang seperti Newton yang menggambarkan efek pencampuran cahaya. Merah, hijau, dan biru adalah blok penyusun yang digunakan fotografer untuk menciptakan semua warna lain pada roda warna RGB.[1]

Sekilas, keteguhan warna terjadi ketika seseorang melihat sesuatu di lingkungannya memiliki warna yang stabil meskipun ada perbedaan dalam cara pencahayaannya pada suatu waktu (keteguhan simultan) atau seiring waktu (keteguhan berurutan). Fenomena ini secara intuitif didasarkan pada pengalaman sehari-hari di mana sesuatu dibayangi sebagian tetapi, dalam arti

tertentu, terlihat diwarnai secara seragam (keteguhan simultan). Keteguhan warna adalah fenomena halus: itu terletak di persimpangan pengalaman persepsi dan penilaian; itu dipengaruhi oleh banyak sekali kekuatan dalam sistem visual-kognitif kita; dan kemungkinan gabungan dari fenomena menarik yang berbeda. Salah satu tantangannya adalah membangun model keteguhan warna yang menggabungkan diskon parsial variasi iluminasi melalui mekanisme seperti adaptasi, dan dampak pengalaman yang jelas dari variasi iluminasi yang familiar dari bayangan dan sejenisnya. "Ukuran" keteguhan warna yang paling berpengaruh adalah Indeks Keteguhan Warna, yang memberikan ukuran yang layak tentang sejauh mana subjek mengidentifikasi sebagai permukaan yang cocok. [2]

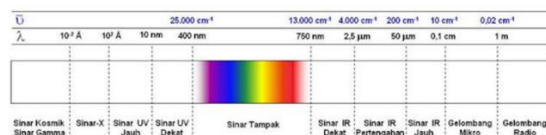
Segmentasi semantik RGB-D. Gambar kedalaman dapat digunakan sebagai pelengkap gambar warna RGB memberikan informasi geometrik pemandangan, sehingga dapat meningkatkan akurasi segmentasi. Namun, bagaimana mengintegrasikan informasi mendalam secara efektif ke dalam pelatihan jaringan masih menjadi tantangan. Metode fusi dapat diklasifikasikan menjadi tiga jenis: fusi awal, fusi tengah, dan fusi akhir. Beberapa metode awal secara langsung mendalam gambar ke saluran warna RGB^{7,24,25}, dan dengan asumsi ada empat saluran masukan data RGB-D dalam pelatihan, tetapi kedalaman informasi sebagai gambar berwarna langsung antara saluran keempat tidak terlalu saling melengkapi yang baik, pelatihan dan penggunaan dua cabang jaringan, satu untuk gambar warna RGB, Satu digunakan untuk gambar informasi kedalaman, dan keduanya menyatu di lapisan tengah untuk mendapatkan hasil yang baik. Lewat sini, setiap cabang dapat mengekstrak fiturnya sendiri dan menggunakannya untuk fusi, seperti warna dan tekstur dari gambar RGB, geometri, dan informasi lokasi yang tidak bergantung pada pencahayaan dari gambar kedalaman. Hazirbas et al.²⁶ mengusulkan FuseNet, yang menggunakan dua cabang untuk mengekstraksi fitur dari RGB dan gambar kedalaman pada saat yang sama, dan menggabungkan fitur kedalaman menjadi peta fitur RGB dengan pendalaman jaringan.[3]

2. METODE

Warna adalah spektrum tertentu yang terdapat di dalam suatu cahaya sempurna atau berwarna putih. Suatu warna memiliki identitas yang ditentukan oleh panjang gelombang dari cahaya tersebut. Adapun arti warna sendiri sudah termasuk menjadi salah satu daya tarik dalam dunia desain grafis, serta sudah menjadi unsur dalam desain grafis. Sedangkan teori warna menurut fisika, merupakan kesan yang ditimbulkan oleh cahaya pada mata. Jadi, bisa dikatakan warna itu terjadi dari pantulan cahaya dari benda, kemudian ditangkap oleh mata manusia. Seperti contoh, warna merah yang memiliki panjang gelombang sekitar 460 nanometer. Sedangkan panjang warna yang bisa ditangkap oleh mata manusia hanya sekitar 380 sampai 780 nanometer.[5]

Warna dapat didefinisikan secara obyektif/fisik sebagai sifat cahaya yang dipancarkan, atau secara subyektif/psikologis merupakan bagian dari pengalaman indera pengelihatan. Secara obyektif atau fisik, warna dapat diberikan oleh panjang gelombang. Dilihat dari panjang gelombang, cahaya yang tampak oleh mata merupakan salah satu bentuk pancaran energi yang merupakan bagian yang

sempit dari gelombang elektromagnetik. Cahaya yang dapat ditangkap indera manusia mempunyai panjang gelombang 380 sampai 780 nanometer. Cahaya antara dua jarak nanometer tersebut dapat diurai melalui prisma kaca menjadi warna-warna pelangi yang disebut spectrum atau warna cahaya, mulai berkas cahaya warna ungu, violet, biru, hijau, kuning, jingga, hingga merah. Di luar cahaya ungu /violet terdapat gelombang-gelombang ultraviolet, sinar X, sinar gamma, dan sinar cosmic. Di luar cahaya merah terdapat gelombang / sinar inframerah, gelombang Hertz, gelombang Radio pendek, dan gelombang radio panjang, yang banyak digunakan untuk pemancaran radio dan TV.



Gambar 1 Spektrum Glombang Elektromagnetik

PNG Portable Network Graphics (PNG) merupakan format gambar yang dirancang untuk menggantikan format GIF dalam pengeditan gambar PNG memiliki keunggulan karena bisa didapat tanpa kehilangan informasi dari format gambar sebelumnya dan tanpa membayar biaya paten. PNG mendukung tiga jenis gambar true color, grayscale dan palette-based .

RGB Citra RGB, yang disebut juga citra “true color”, disimpan dalam citra berukuran (m x n) x 3 yang mendefinisikan warna merah (red), hijau (green), dan warna biru (blue) untuk setiap pikselnya. Warna pada tiap piksel ditentukan berdasarkan kombinasi dan warna red, green, dan blue (RGB). RGB merupakan citra 24bit dengan komponen merah, hijau, biru yang masing-masing umumnya bernilai 8bit sehingga intensitas kecerahan warna sampai 256 level dan kombinasi warnanya kurang lebih sekitar 16 juta warna sehingga disebut “true color”.

2.1 Grayscale Citra

Grayscale berbeda dengan citra RGB, citra ini didefinisikan oleh satu nilai derajat warna. Umumnya bernilai 8bit sehingga intensitas kecerahan warna sampai 256 level dan kombinasi warnanya 256 varian. Tingkat kecerahan paling rendah yaitu 0 untuk warna hitam dan putih bernilai 255 [6]. Untuk mengkonversikan citra yang memiliki warna RGB ke derajat keabuan bias menggunakan:

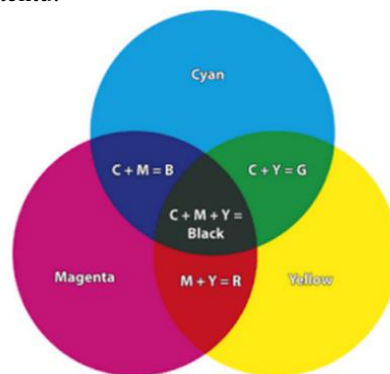
$$Gray = R + G + B \ 3$$

Atau

$$Gray = 0.299. R + 0.587. G + 0.114. B$$

- CMYK /Process Color System

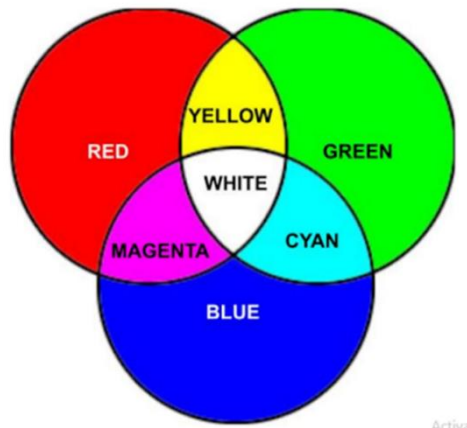
CMYK adalah singkatan dari Cyan-Magenta-Yellow-Black dan biasanya juga sering disebut sebagai warna proses atau empat warna. CMYK adalah sebuah model warna berbasis pengurangan sebagian gelombang cahaya (subtractive color model) yang umum dipergunakan dalam pencetakan berwarna. Jadi untuk mereproduksi gambar sehingga dapat dicapai hasil yang relatif sempurna dibutuhkan sedikitnya 4 tinta yaitu: Cyan, Magenta, Yellow dan Black. Keempat tinta tersebut disebut tinta / warna Proses. Tinta proses adalah tinta yang dipergunakan untuk mereproduksi warna dengan proses teknik cetak tertentu.



Gambar 2 Komposisi Model Warna CMYK

- Additive Color/RGB Color System

Warna additive adalah warna yang berasal dari cahaya yang disebut spectrum. Warna pokok additive terdiri dari warna red (merah), green (hijau) dan blue (biru) yang disebut dengan istilah RGB, dimana pencampuran ketiga warna primer dengan jumlah yang sama akan menghasilkan warna putih. Kombinasi antara dua warna primer akan menghasilkan warna sekunder. – Biru dipadukan dengan merah menghasilkan warna magenta- Merah dipadukan dengan hijau menghasilkan warna kuning- Hijau dipadukan dengan biru menghasilkan warna cyan- Biru dipadukan dengan merah dan hijau menghasilkan warna putih.



Gambar 3 Komposisi Model Warna RGB

2.2 Image Processing

Pengolahan citra digital menggunakan algoritma-algoritma dalam pemrosesannya untuk mengekstrak beberapa informasi yang berguna seperti objek-objek yang ada pada citra atau gambar. Pengolahan citra digital memiliki banyak keunggulan dibandingkan dengan pengolahan citra analog. Kenapa? karena pada citra analog memiliki sifat kontinu, misal gambar pada monitor televisi, foto sinar X, foto yang tercetak di kertas foto, lukisan, hasil CT scan, dll. Citra analog tidak dapat direpresentasikan dalam komputer sehingga tidak bisa diproses di komputer secara langsung, berbeda dengan citra digital yang dapat dimanipulasi dengan menggunakan komputer.

Citra terdiri dari sejumlah elemen yang terbatas, yang masing-masing elemen memiliki nilai tertentu. Elemen-elemen ini disebut sebagai elemen gambar atau piksel.

Piksel adalah sebuah titik pada citra yang mengambil bayangan, opasitas, atau warna tertentu. Berdasarkan jenis warnanya citra digital dikelompokkan menjadi:

- Citra biner: piksel yang terdiri dari angka 0 (hitam) dan 1 (putih)



Gambar 4 Citra Biner

- Citra RGB: intensitas piksel yang tersusun oleh tiga kanal warna yakni merah, hijau, dan biru serta memiliki rentang nilai antara 0 hingga 255.



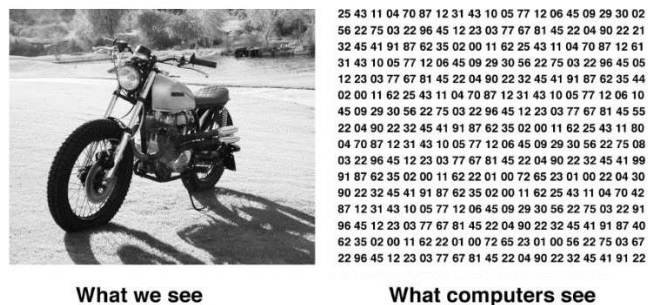
Gambar 5 Citra RGB

- Citra RGBA: perpanjangan RGB dengan tambahan bidang alfa, yang mewakili opacity atau kegelapan gambar.

Seperti yang kita ketahui, gambar direpresentasikan dalam baris dan kolom. Berikut contoh dari representasi

$$f(x,y) = \begin{bmatrix} f(0,0) & f(0,1) & f(0,2) & \dots & f(0,N-1) \\ f(1,0) & f(1,1) & f(1,2) & \dots & f(1,N-1) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f(M-1,0) & f(M-1,1) & f(M-1,2) & \dots & f(M-1,N-1) \end{bmatrix}$$

gambar Padahal makna sebenarnya adalah metode untuk menerjemahkan atau menyamakan persepsi antara sistem visual manusia dengan perangkat citra digital. Hal ini karena sistem visual manusia tidak sama dengan cara kerja sistem digital komputer. Sistem citra digital memberlakukan pembatasan noise dan bandwidth.



What computers see

Gambar 6 Image Precessing

Tujuan utama dari pengolahan citra adalah untuk mengubah citra menjadi bentuk digital dan melakukan operasi dengan algoritma tertentu untuk mendapatkan model atau mengekstrak informasi yang berguna pada citra

2.3. Desain Struktur Analisis Cerdas Elemen Data Warna Gambar.

Modul aplikasi yang sesuai dikembangkan dan diimplementasikan pada platform perangkat seluler Android [23]. Lingkungan pengembangannya terutama meliputi: Menggunakan Java 8.0, yang dapat beroperasi lintas platform, sebagai bahasa pengembangan; Ambil Android studio 2.1.3 sebagai lingkungan integrasi pengembangan; Ambil Android SDK 23 sebagai versi target. Sistem ini mencakup tiga modul: modul pengenalan elemen gambar, modul pengetahuan elemen gambar, dan modul penyimpanan informasi elemen gambar. Model deep learning dilatih ulang dengan menggunakan metode transfer learning dan data citra dengan fitur tekstur yang ditingkatkan. Dikombinasikan dengan jaringan saraf konvolusi, model analisis elemen warna gambar dibuat, dan struktur keseluruhan ditampilkan pada Gambar 1. Modul pengenalan elemen gambar dibagi menjadi dua bagian: pengenalan foto waktu nyata dan pengenalan perpustakaan lokal, dengan model kopling sebagai intinya; modul pengetahuan elemen gambar mencakup properti fisik dan kegunaannya; modul penyimpanan informasi elemen gambar dibagi menjadi dua bagian: penyimpanan informasi dasar gambar dan penyimpanan informasi tambahan. Modul kartu pengetahuan adalah modul utama dari sistem, yang menyediakan fungsi identifikasi real-time dari kamera ponsel dan identifikasi album lokal. Antarmuka hasil pengenalan adalah tautan dari sistem dan dapat dihubungkan ke modul kartu pengetahuan dan modul penyimpanan ponsel. Pada antarmuka hasil pengenalan, fungsi interaksi dapat direalisasikan sesuai dengan hasil pengenalan dan informasi yang relevan di kartu pengetahuan; dengan mengedit kotak teks, informasi gambar dan teks dapat disimpan dalam modul penyimpanan data. Modul identifikasi dapat dibagi menjadi dua submodul: identifikasi foto dan identifikasi album lokal. Proses pengenalan album lokal pada dasarnya sama dengan pengenalan

foto. Gambar asli disimpan dan ditampilkan di antarmuka hasil sesuai dengan jenis pengenalan. Pengenalan foto adalah pengenalan waktu nyata. Pekerja lapangan dapat menyesuaikan panjang fokus dan posisi kamera sesuai dengan kebutuhannya sendiri dan bentuk mineral sehingga diperoleh hasil pengenalan ganda untuk gambar yang sama. Pada saat yang sama, fungsi perekaman real-time juga ditambahkan di antarmuka hasil pengenalan. Identifikasi album lokal ponsel dapat mencegah penghilangan identifikasi. Aplikasi identifikasi dapat memilah foto yang disimpan secara lokal dengan membacanya. Modul kartu pengetahuan: antarmuka modul kartu pengetahuan adalah halaman beranda sistem aplikasi. Dengan membandingkan hasil pengenalan aplikasi dengan sifat citra yang terekam dalam kartu pengetahuan, pekerja lapangan dapat lebih akurat menilai jenis elemen citra. Modul penyimpanan data: modul penyimpanan informasi dikembangkan berdasarkan modul identifikasi. Mode penyimpanannya dibagi menjadi tiga tingkatan berdasarkan garis waktu dan hasil identifikasi. Direktori akar dinamai menurut tanggal pemotretan, dan subdirektori di bawah direktori akar diberi nama menurut jenis yang dikenal. Terakhir, gambar disimpan di direktori hasil pengenalan dan diberi nama berdasarkan jam, menit, dan detik. Pada saat yang sama, dengan bertambahnya jumlah gambar yang disimpan, dataset pelatihan model terus meningkat, dan dapat terus digunakan untuk pelatihan ulang model pengenalan dan akhirnya meningkatkan akurasi model dan akurasi pengenalan. [6]

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Depth-Enhanced Module (DEM)

Untuk menggabungkan fitur RGB dan kedalaman secara efektif, dua fitur utama masalah yang perlu diselesaikan: a) kompatibilitas RGB dan kedalaman fitur perlu ditingkatkan karena intrinsik perbedaan modalitas, dan b) redundansi dan noise pada peta kedalaman berkualitas rendah harus dikurangi, kami merancang modul yang dalamnya kedalaman (DEM) untuk mengatasi masalah tersebut dengan meningkatkan kompatibilitas fitur multi-modal, Secara khusus, f_i^{rgb} , f_i^d saya mewakili peta fitur dari i^{th} ($i \in 1, 2, \dots, 5$) side-out layer dari RGB dan depth cabang, masing-masing. Setiap DEM ditambahkan sebelum setiap peta fitur side-out dari cabang kedalaman ke meningkatkan kompatibilitas fitur kedalaman. Proses sideout ini meningkatkan representasi arti-penting dari kedalaman fitur dan, pada saat yang sama, mempertahankan informasi multi-level multiskala[7]:

$$f_i^{cm} = f_i^{rgb} + F_{DEM}(f_i^d),$$

3.2 Single- and multi-stream models

1. Single-stream models

Model ini sering memadukan gambar RGB dan informasi kedalaman di saluran input atau bagian pembelajaran fitur. Misalnya, MDSF menggunakan kerangka kerja fusi arti-penting diskriminatif multiskala sebagai model deteksi objek menonjol, di mana empat jenis fitur dari tiga tingkat dihitung dan kemudian digabungkan untuk mendapatkan peta arti-penting akhir. BED [83] menggunakan arsitektur CNN untuk mengintegrasikan informasi bottom-up dan top-down untuk deteksi objek yang menonjol. Ini menggabungkan beberapa fitur, termasuk distribusi kandang latar belakang (BED) dan peta kedalaman tingkat rendah (misalnya, jarak histogram kedalaman dan kontras kedalaman) untuk meningkatkan kinerja deteksi objek yang menonjol. PDNet mengekstraksi fitur berbasis kedalaman menggunakan jaringan anak perusahaan, yang memanfaatkan sepenuhnya informasi kedalaman untuk membantu jaringan arus utama.

2. Multi-stream models

Masing-masing memiliki dua cabang independen untuk memproses gambar RGB dan petunjuk kedalaman, dan seringkali menghasilkan fitur tingkat tinggi atau peta arti-penting yang berbeda, dan kemudian menggabungkannya di tahap tengah atau di akhir dua aliran. menggunakan arsitektur dua aliran ini dengan beberapa model yang menangkap korelasi antara gambar RGB dan isyarat kedalaman di berbagai lapisan. Selain itu, beberapa model menggunakan struktur multi-aliran [38, 103] dan kemudian merancang modul fusi yang berbeda untuk secara efektif menggabungkan RGB dan informasi kedalaman untuk mengeksploitasi korelasinya.[8]

3.3 Perancangan Model Analisis Elemen Data Warna Gambar Berbasis Deep Neural Network

Menggunakan metode transfer learning, model pembelajaran mendalam dilatih ulang dengan menggunakan data gambar dengan fitur tekstur yang ditingkatkan, dan model warna pengenalan gambar dibuat dengan menggunakan k-means. Terakhir, model penggabungan pengenalan gambar dibuat. Struktur metode keseluruhan ditunjukkan pada Gambar 3. Model kopling elemen gambar digabungkan dengan model konsep-v3 pelatihan dan model warna. Dalam proses pengenalan, pertama model persepsi-v3 yang sangat terlatih digunakan untuk mengklasifikasi citra tekstur yang disempurnakan, kemudian citra tersebut dimasukkan ke dalam model warna sehingga hasil akhir pengenalan dihasilkan dari ukuran besar. menjadi kecil sesuai dengan probabilitas yang diperoleh dengan model analisis pengenalan berpasangan. Dalam kondisi iluminasi, gambar yang berbeda memiliki derajat pantulan cahaya yang berbeda, dan permukaan belahan yang sama memiliki karakteristik perubahan yang teratur. Oleh karena itu, kecerahan dan warna juga menunjukkan perubahan reguler yang sesuai pada gambar, sehingga fitur tekstur dapat diekstraksi sesuai dengan kecerahan dan perubahan warna pada permukaan belahan pada gambar. Mengekstrak area perubahan kecerahan pada gambar dan menggambarkannya dengan garis dapat menghasilkan efek ekstraksi fitur gambar. Gambar tersebut merupakan gambar berwarna. Oleh karena itu, berdasarkan teori ruang warna, nilai RGB setiap piksel dapat diekstraksi dari gambar, dan nilai abu-abu setiap piksel dihitung dengan rumus berikut:

$$Gray = 0.229 \times R + 0.587 \times G + 0.114 \times B$$

di mana Gray adalah nilai abu-abu dari piksel; R, G, dan B, masing-masing, sesuai dengan tiga nilai warna primer piksel. Di bawah kondisi iluminasi, perubahan kecerahan pada bagian tekstur gambar akan sangat signifikan berbeda dari perubahan iluminasi dari piksel sekitarnya. Pada bagian tekstur, nilai keabuan gambar bertambah atau berkurang tajam. Oleh karena itu, informasi tekstur citra dapat diekstraksi dengan perubahan kecerahan.

$$\Delta Z_i = Gray_i - \left\{ \sum_{i=1}^{n=9} gray_i - gray_{max} - gray_{min} \right\}$$

nilai keabuan dari piksel, yang ditentukan dengan rumus (2); Dalam rangka Eliminasi The Possible Boundary Interference, maksimum (Graymax) dan minimum (Graymin) pada nilai abu-abu dihilangkan.

$$|\Delta Z_i|^i = |\Delta Z_i| - |\Delta \bar{Z}|,$$

Pada bagian ini berisi analisa, hasil serta pembahasan dari topik penelitian, yang bisa di buat terlebih dahulu metodologi penelitian. Bagian ini juga merepresentasikan penjelasan yang berupa penjelasan, gambar, tabel dan lainnya.

3.4 Reliability of Principal Component Analysis.

Dalam makalah ini, koleksi Munsell matte I, yang berisi spektrum refleksi dari 1.250 sampel warna, digunakan sebagai data eksperimen. Setiap sampel mengandung 61 elemen. Untuk memenuhi prasyarat analisis komponen utama berputar, $E(S) \neq E(f) \neq 0$, data pengukuran spektral asli diproses oleh normalisasi sentral, yaitu $S-E(s)$ digunakan untuk menggantikan dataset asli s untuk analisis komponen utama. Dapat dibuktikan bahwa normalisasi sentral dari kumpulan data asli tidak mempengaruhi struktur matriks kovariansnya. Setelah analisis komponen utama, empat komponen utama pertama dipilih sebagai objek yang akan dikonversi berdasarkan kriteria Guttman, dan tingkat kontribusi variannya terhadap ruang spektral asli masing-masing adalah 79,5%, 64%, 13,06%, 4,63%, dan 1,18%. , dan tingkat kontribusi varians kumulatif adalah 98,51%. Nilai minimum yang dipilih di sini ϵ Sama dengan 10^{-8} , ketika peningkatan varians total kuadrat dari faktor beban relatif sebelum dan sesudah perawatan siklik kurang dari ϵ , Dan ketika matriks faktor beban baru dapat dianggap sebagai satu set set vektor positif penuh dengan nilai mulai dari 0 hingga 1 (tunduk pada pemrosesan polarisasi yang dinormalisasi), proses transformasi rotasi dapat dihentikan untuk mendapatkan hasil akhir. Gambar 6(a) menunjukkan empat vektor eigen asli yang diperoleh dengan analisis komponen utama berdasarkan data spektral yang dinormalisasi, dan Gambar 6(b) menunjukkan empat vektor eigen yang sesuai diperoleh setelah memutar analisis komponen utama, di mana EV_i adalah vektor eigen spasial spektral ke- i . Mereka mewakili komponen prediksi warna dasar yang diinginkan dalam makalah ini, dan tingkat kontribusi varian kumulatif mereka terhadap informasi spasial spektral asli mencapai 98,52%. Dengan membandingkan Gambar 6(a) dan 6(b), dapat dilihat bahwa masalah “indeks negatif” ketika langsung menggunakan metode analisis komponen utama untuk mendapatkan set vektor fitur telah diselesaikan dengan baik setelah rotasi geometrik. Berdasarkan Gambar 6 dapat diperkirakan bahwa koleksi Munsellmatte tersusun atas empat blok warna dasar yaitu merah, hijau, biru, dan ungu. Hasil prediksi pada dasarnya konsisten dengan komponen warna sebenarnya dari koleksi matte Munsell.’

3.5 Image Colour Element Management Performance Verification.

Untuk mengekstraksi tekstur gambar lebih akurat, fitur tekstur juga dapat diekstraksi sesuai dengan perubahan warna permukaan. Dalam makalah ini, depth network digunakan untuk menganalisis warna citra. Parameter utamanya mencakup jumlah lapisan jaringan, jumlah neuron di setiap lapisan, fungsi aktivasi, dan pemilihan set pelatihan. Dalam visi komputer, warna dapat dibagi menjadi 16777216 jenis, yang dapat diperoleh dengan mengatur dan menggabungkan nilai RGB dari tiga warna primer. Oleh karena itu, untuk menilai apakah warna permukaan mineral telah berubah, Anda hanya perlu menilai apakah proporsi RGB telah berubah. Dengan memasukkan data citra tekstur yang disempurnakan dan pengaturan inception-v3 sebagai model praplatihan, model klasifikasi dan pengenalan data elemen citra dapat dilatih. Panjang dan lebar gambar input asli model diatur ke 299. Jika gambar input tidak memenuhi persyaratan, program akan secara otomatis memotong dan memperbesar sehingga panjang dan lebar gambar menjadi 299; gambar warna dapat didekomposisi menjadi tiga warna RGB, sehingga kedalaman pelatihan model diatur ke 3; tensor kemacetan model adalah matriks 2048 dimensi, yang digunakan untuk menyimpan karakteristik gambar. Pengklasifikasi softmax dilatih. Jumlah langkah iteratif pelatihan model adalah 20000 dan tingkat pembelajaran adalah 0,01. Selama pelatihan, 100 gambar dipilih secara acak sebagai set pelatihan untuk setiap pelatihan 10 gambar dipilih secara acak sebagai set tes. Ketika menggunakan set tes untuk memverifikasi hasil pelatihan, gambar dalam set pelatihan saling memverifikasi silang sehingga mencapai tujuan mengevaluasi model. Hasil simulasi ditunjukkan pada Gambar 7. Seperti yang ditunjukkan pada gambar, analisis awal elemen gambar dapat diwujudkan melalui warna gambar dan model elemen berdasarkan deep learning.

4. KESIMPULAN

Berdasarkan teori pembelajaran mendalam dan metode pembelajaran transfer, dikombinasikan dengan sifat fisik intensitas gambar dan warna, makalah ini mengekstrak fitur warna dan elemen dari 6.203 gambar, melatih kembali model konsep-v3 berdasarkan gambar tekstur yang ditingkatkan, membangun sistem model pembelajaran mendalam yang cocok untuk analisis dan koreksi elemen gambar, dan membangun model warna gambar dengan mengekstraksi fitur warna. Mengukur perbedaan warna reproduksi gambar, membuat model, dan selanjutnya membuat model difusi kesalahan yang dimodifikasi untuk manajemen warna yang lebih baik dan koreksi analisis gambar peta. Hasilnya adalah sebagai berikut: (1) dengan menggunakan algoritma koreksi warna model difusi kesalahan, metode difusi kesalahan yang dikoreksi berlebih dapat memaksimalkan difusi kesalahan titik, dan difusi kesalahan yang dikoreksi dapat mempertahankan detail gambar, terutama detail yang terdeteksi di seluruh rentang abu-abu, dan mengembalikan distribusi secara alami. (2) Algoritma pembelajaran mendalam digunakan untuk mengekstrak fitur warna dari gambar, dan model warna diperoleh. Dikombinasikan dengan model pembelajaran mendalam dan model fitur warna, elemen gambar dan model pengenalan warna dibuat. (3) Dalam proses reproduksi warna, untuk mencapai efek pencocokan spektral yang ideal, diadopsi metode analisis komponen warna dasar baru berdasarkan analisis komponen utama berputar. Ini mengubah vektor fitur asli menjadi satu set semua vektor positif yang mewakili komponen warna dasar yang sebenarnya dengan memutar dan mengubahnya. Hasil simulasi menunjukkan reliabilitas dan efektivitas algoritma. Karena keterbatasan kondisi percobaan, metode yang diusulkan dalam makalah ini tidak dapat melaksanakan elemen warna untuk citra piksel rendah. Langkah selanjutnya adalah mempelajari analisis citra piksel rendah.

REFERENCES

- H. Altink, *Public Secrets*. Liverpool University Press, 2019.
- D. H. Brown, "Colour constancy," *The Routledge handbook of philosophy of colour*. Routledge, pp. 269–284, 2020, doi: 10.4324/9781351048521-20.
- S. Jiang, Y. Xu, D. Li, and R. Fan, "Multi-scale fusion for RGB-D indoor semantic segmentation," *Sci. Rep.*, vol. 12, no. 1, p. 20305, Jan. 2022, doi: 10.1038/s41598-022-24836-9.
- Farid Evan Ramadhan, *PENERAPAN IMAGE CLASSIFICATION DENGAN PRE-TRAINED MODEL MOBILENET DALAM CLIENT-SIDE MACHINE LEARNING*. 2020.
- ruangpengetahuan.co.id, "Pengertian Warna," 2019. <https://ruangpengetahuan.co.id/pengertian-warna/>.
- C. Jiang, Z. Jiang, and D. Shi, "Analysis Model of Image Colour Data Elements Based on Deep Neural Network," *Comput. Intell. Neurosci.*, vol. 2022, p. 7631788, Jan. 2022, doi: 10.1155/2022/7631788.
- Y. Zhai *et al.*, "Bifurcated Backbone Strategy for RGB-D Salient Object Detection," *IEEE Trans. Image Process.*, vol. 30, pp. 8727–8742, Jan. 2021, doi: 10.1109/tip.2021.3116793.
- T. Zhou, D.-P. Fan, M.-M. Cheng, J. Shen, and L. Shao, "RGB-D salient object detection: A survey," *Comput. Vis. Media*, vol. 7, no. 1, pp. 37–69, Jan. 2021, doi: 10.1007/s41095-020-0199-z.