

Klasifikasi Tanah Berdasarkan Jenis Tanaman Menggunakan Convolutional Neural Network Di Pusat Pengembangan Sumber Daya Manusia Regional Makassar

Soil Classification Based On Plant Type Using Convolutional Neural Network At The Makassar Regional Human Resources Development Center

A. Kachsyfur Djasim Ilyas Paenrongi¹⁾, Mashur Razak²⁾

^{1,2}Balai Magister Sistem Komputer, Universitas Handayani Makassar

E-mail: fifiras@gmail.com¹⁾, manshur_razak@gmail.com²⁾

Abstrak – Tanah merupakan unsur penting dalam pertumbuhan tanaman dan produksi pangan. Kesuburan tanah adalah faktor kunci dalam menentukan potensi pertanian. Saat ini, teknologi AI dan pengolahan citra telah menghadirkan peluang baru dalam menganalisis tanah dengan lebih mendalam. Penelitian ini bertujuan untuk mengembangkan sebuah sistem klasifikasi tanah subur menggunakan metode Convolutional Neural Networks berdasarkan analisis citra gambar. Penelitian ini dimulai dengan mengumpulkan dataset berupa gambar sampel tanah dari berbagai jenis dan kondisi. Dataset ini diannotasi dan digunakan sebagai data latihan untuk melatih model Convolutional Neural Networks. Proses pelatihan ini memungkinkan model untuk mengidentifikasi ciri-ciri visual yang membedakan tanah subur dan tidak subur. Metode ini diimplementasikan dalam sebuah sistem AI yang mampu mendeteksi kesuburan tanah melalui foto. Hasil penelitian menunjukkan bahwa model CNN berhasil mengklasifikasikan tanah argosol (subur) dan tanah laterit (tidak subur) dengan akurasi yang tinggi, mencapai 99-100%. Sistem yang dikembangkan juga memungkinkan penggunaan webcam untuk mendeteksi kesuburan tanah secara langsung. Informasi yang ditampilkan yaitu informasi akurasi, tampilan webcam, keterangan mengenai nama tanah, persentase kepercayaan, dan pengertian tanah yang terkait.

Kata Kunci: Convolutional Neural Networks, Tanah, Artificial Intelligence

Abstract – Soil is an important element in plant growth and food production. Soil fertility is a key factor in determining agricultural potential. Today, AI and image processing technologies have presented new opportunities for more in-depth soil analysis. This study aims to develop a fertile soil classification system using the Convolutional Neural Networks method based on image analysis. This research began by collecting datasets in the form of images of soil samples of various types and conditions. This dataset is annotated and used as training data to train Convolutional Neural Networks models. This training process allows the model to identify visual features that differentiate fertile and infertile soils. This method is implemented in an AI system that is capable of detecting soil fertility through photographs. The results showed that the CNN model succeeded in classifying argosol (fertile) and lateritic (infertile) soils with high accuracy, reaching 99-100%. The developed system also allows the use of a webcam to detect soil fertility directly. The information displayed is accuracy information, webcam display, description of the name of the land, the percentage of trust, and the meaning of the related land.

Keywords: Convolutional Neural Networks, Soil, Artificial Intelligence

PENDAHULUAN

Tanah merupakan medium vital bagi pertumbuhan tanaman, termasuk tanaman semusim dan tanaman tahunan, yang secara signifikan berkontribusi kepada

kesejahteraan manusia dan ekosistem yang ada. Keberhasilan tanah dalam mendukung pertumbuhan dan hasil tanaman bergantung pada kombinasi karakteristik fisik, kimia, dan biologisnya, yang mencakup berbagai unsur yang ada dalam komposisi

tanah. Evaluasi tingkat kesuburan tanah melibatkan analisis mendalam terhadap berbagai tanda dan karakteristik yang tercermin dalam keadaan tanah tersebut.

Penanaman sayuran dapat dilakukan di lokasi yang memiliki pasokan air yang cukup. Meskipun tanahnya kering, asalkan tersedia air untuk penyiraman, sayuran masih dapat ditanam. Sebagai contoh, di daerah yang cenderung kering, kita bisa menggali sumur di tengah atau di pinggir kebun sayuran untuk memastikan pasokan air yang cukup untuk pertumbuhan tanaman. Di tempat-tempat yang sering hujan, pengairan masih dapat diperlukan karena para petani tidak harus bergantung pada curah hujan. Tanah yang paling ideal adalah yang mengandung humus karena dapat menahan air dengan baik, khususnya di daerah pegunungan (Yasin & Kasim, 2018)

Saat ini, sudah ada beberapa alat deteksi kesuburan tanah yang berbasis teknologi canggih, termasuk yang dapat mendeteksi kadar pH tanah. Pengukuran pH merupakan parameter penting dalam mengevaluasi kesuburan tanah karena menginformasikan tentang tingkat keasaman atau kebasahan tanah.

Alat deteksi kesuburan tanah dengan mendeteksi kadar pH tanah tersebut masih memiliki kelemahan, yaitu keterbatasannya dalam memberikan informasi berdasarkan unsur visual seperti apakah tanah tersebut tandus, kering, tercemar unsur lain atau tidak gembur karena ini yang juga penting bagi pertumbuhan tanaman dari visual tanah yang tampak. Klasifikasi Tanah menggunakan AI dengan citra gambar menjadi solusi menarik. Dengan teknologi AI, citra gambar tanah dianalisis secara mendalam untuk mengidentifikasi unsur hara dan mengklasifikasikan tingkat kesuburan tanah lebih akurat. Teknologi pengolahan citra dan AI dari CNN yang dikombinasikan yang canggih dapat mempelajari pola karakteristik dalam citra tanah dan mengetahui dengan visual tanah unsur hara yang sesuai dengan pengetahuan citra yang diberikan.

Berdasarkan data dari Badan Pusat Statistik Indonesia bahwa 8 sayuran paling banyak diproduksi Indonesia tahun 2021 yaitu Bawang Merah 2.004.590 Ton, Kubis 1.434.670 Ton, Cabai Rawit 1.386.477 Ton, Kentang 1.361.064 Ton, Cabai Besar 1.360.571 Ton, Tomat 1.114.399 Ton, Sawi 727.467 dan Wortel

720.090 Ton, sehingga tanah subur berperan penting untuk menghasilkan produksi berbagai tanaman khususnya sayuran.

Dalam membantu proses identifikasi tanah subur akan digunakan metode Convolutional Neural Networks (CNN) untuk mengelola kumpulan dataset yang berisi foto sampel tanah yang mencakup berbagai jenis tanah subur dan tidak subur di area penelitian. Dataset ini akan digunakan sebagai data training untuk sistem AI. Dataset yang dikumpulkan sesuai dan mewakili kondisi tanah yang berbeda. Setelah memiliki dataset tanah sistem membantu proses anotasi atau label pada setiap foto. Label ini harus menunjukkan apakah tanah pada foto tersebut termasuk dalam kategori "subur" atau "tidak subur". Pelatihan model AI setelah dataset diannotasi Convolutional Neural Networks (CNN) dapat maka akan memberikan informasi tentang ciri-ciri visual yang membedakan tanah subur dan tidak subur berdasarkan dataset yang ada. Berdasarkan metode tersebut sehingga diharapkan Implementasi Artificial Intelligence (AI) dapat digunakan sebagai solusi untuk membantu klasifikasi tanah subur dan tidak subur. Rencana kerja dari AI yaitu menyiapkan data training berupa foto sampel tanah yang dapat digunakan untuk mengetahui tanah yang subur. Setelah proses training maka sistem yang dihasilkan kemudian dapat digunakan untuk mendeteksi tanah yang subur dan tidak subur.

Proses klasifikasi menggunakan identifikasi dapat dari media foto, file, live (webcam) dari media lain yang serupa. Jenis tanah subur yang akan dideteksi adalah jenis tanah untuk keperluan menanam sayur. Area penelitian yaitu akan dilaksanakan pada Pusat Pengembangan Sumber Daya Manusia (PPSDM) Regional Makassar yang berlokasi di Jl. Paccerakkang No.3, Paccerakkang, Kec. Biringkanaya, Kota Makassar, Sulawesi Selatan.

METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian ini dilaksanakan di Pusat Pengembangan Sumber Daya Manusia (PPSDM) Regional Makassar yang berlokasi di Jl. Paccerakkang No.3, Paccerakkang, Kec. Biringkanaya, Kota Makassar, Sulawesi Selatan, selama periode Oktober hingga Desember 2022. Penelitian ini bersifat kuantitatif dengan pendekatan deskriptif, bertujuan untuk menggambarkan tujuan suatu keadaan dengan

menggunakan data berupa angka. Pengumpulan data dilakukan melalui metode wawancara, observasi, dan studi pustaka. Alat dan bahan penelitian mencakup pengambilan sampel foto tanah, serta menggunakan peralatan seperti Apache versi 2.2.14, MySQL versi 5.0.51a, PHP v7.2, Sublime Text, laptop, dan sistem operasi Windows 10. Analisis data dilakukan dengan metode konfusi matriks, dengan parameter evaluasi seperti presisi, recall, dan akurasi. Tahapan penelitian meliputi analisis kebutuhan, perancangan sistem, implementasi, pengujian unit, integrasi, pengujian sistem, dan kesimpulan serta pembuatan laporan sebagai tahapan akhir.

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Implementasi Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

1. Penyiapan Webcam External

Menggunakan DroidCam. DroidCam adalah sebuah aplikasi yang memungkinkan menggunakan ponsel Android sebagai webcam nirkabel untuk komputer. Dengan menggunakan DroidCam pengguna dapat menghubungkan ponsel Android ke komputer melalui koneksi Wi-Fi atau kabel USB, dan menggunakannya sebagai webcam untuk aplikasi video seperti Skype, Zoom, atau aplikasi lainnya yang membutuhkan akses ke webcam.

2. Instalasi DroidCam

1. Unduh aplikasi DroidCam dari Google Play Store. Buka Google Play Store di ponsel Android, cari "DroidCam" menggunakan fitur pencarian, dan ketuk ikon aplikasi "DroidCam" yang tepat. Kemudian, ketuk tombol "Install" untuk mengunduh dan menginstal aplikasi.
2. Unduh perangkat lunak pendukung DroidCam di komputer. Kunjungi situs web resmi DroidCam (www.dev47apps.com) dari komputer dan cari bagian "Downloads". Di sana, akan menemukan versi perangkat lunak yang sesuai dengan sistem operasi komputer (Windows atau macOS). Unduh dan instal perangkat lunak tersebut.
3. Pastikan ponsel Android dan komputer terhubung ke jaringan Wi-Fi yang sama atau hubungkan ponsel ke komputer menggunakan kabel USB.
4. Buka aplikasi DroidCam di ponsel Android. Pengguna akan melihat alamat IP dan nomor port yang ditampilkan di layar.

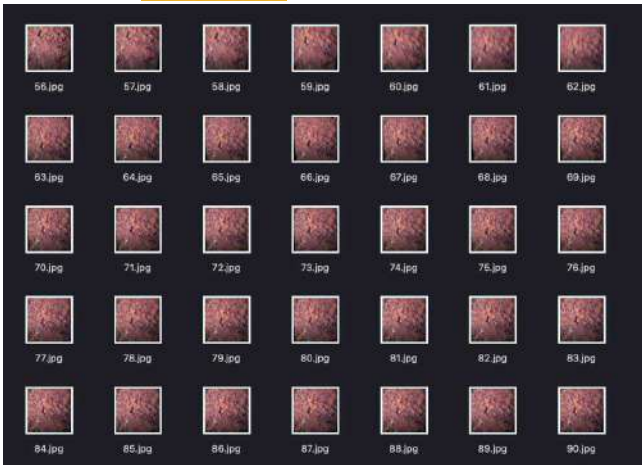
5. Buka perangkat lunak DroidCam di komputer. Di sana, akan melihat opsi untuk memasukkan alamat IP dan nomor port yang ditampilkan di ponsel Android. Masukkan informasi tersebut dengan benar.
6. Setelah mengisi informasi yang diperlukan, klik tombol "Connect" atau "Start" di perangkat lunak DroidCam di komputer.
7. Jika langkah-langkah di atas berhasil, maka ponsel Android akan terhubung sebagai webcam ke komputer. Pengguna dapat menggunakannya dengan aplikasi video seperti Skype, Zoom, atau aplikasi lainnya yang membutuhkan akses ke webcam. Pastikan untuk memilih "DroidCam" sebagai opsi webcam di aplikasi tersebut.

3. Penggunaan Convolutional Neural Network (CNN)

Langkah 1-2: Pra-pemrosesan Data dan Membagi Data dari untuk memuat dan pra-proses gambar, perlu mengambil setiap gambar, meresize-nya ke ukuran yang diinginkan (224x224), dan menormalisasi nilai pixel-nya. Kemudian, bagi dataset menjadi data pelatihan dan validasi. Misalnya, kita dapat menggunakan 80% dari total data untuk pelatihan dan 20% untuk validasi. Berikut hasilnya:

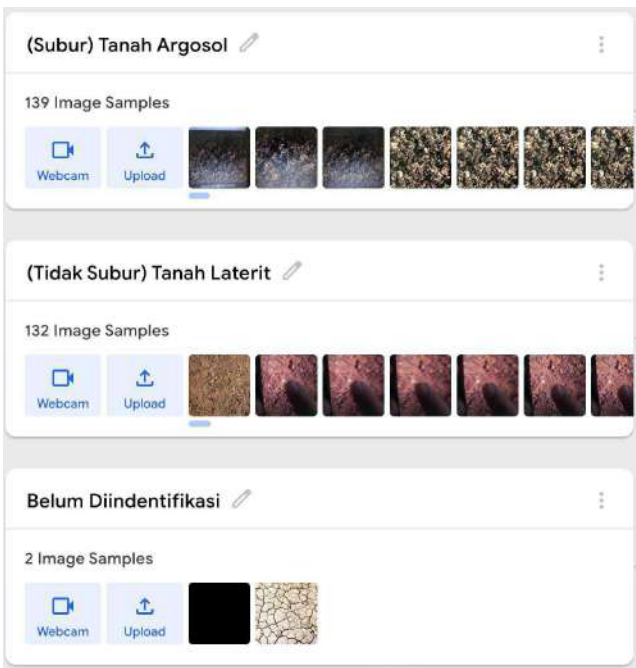


Gambar 1 Preprocessing Data Tanah Subur



Gambar 2 Preprocessing Data Tanah Tidak Subur

2) Langkah 3: Membangun Model

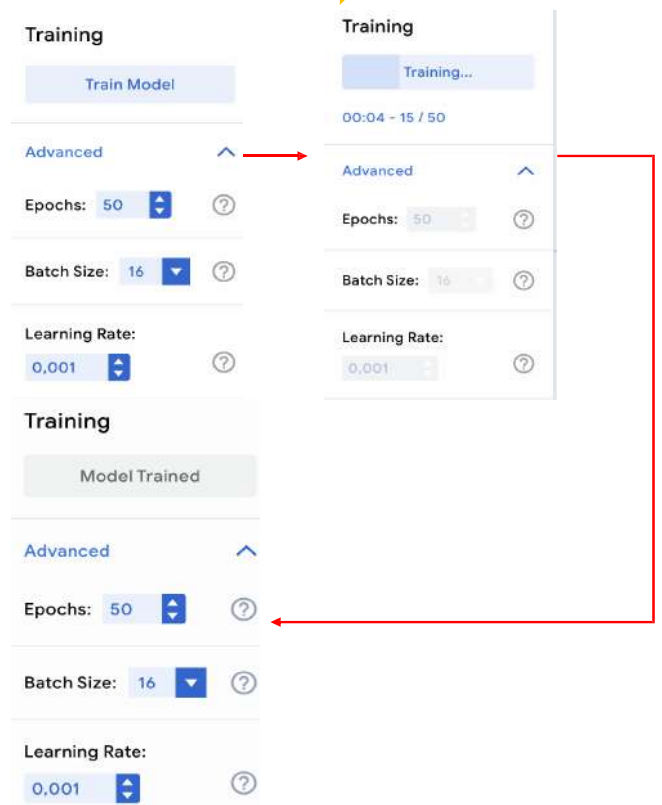


Gambar 3 Membangun Model

Hasil Metode Convolutional Neural Network yaitu menghasilkan 3 model yaitu Tanah Subur, Tanah Tidak Subur dan Belum Diidentifikasi.

3) Langkah 4: Pelatihan Model

Berikut merupakan proses pelatihan model yang dilakukan dengan 3 tahapan:



Gambar 4 Proses Pelatihan Model

Pada langkah ini ditentukan Epoch, Batch Size dan Learning Rate lalu klik proses train model, lalu training dan hasilnya model trained.

B. Hasil Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

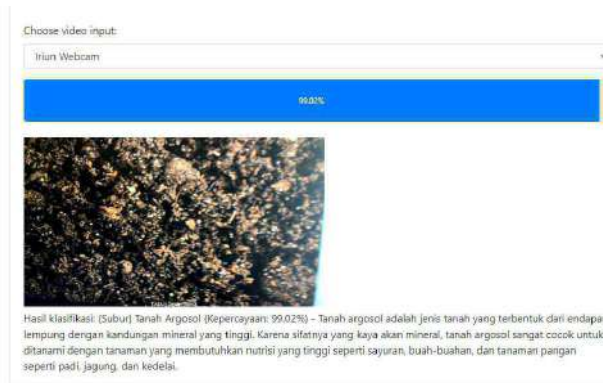
1. Ciri Tanah Subur dan Tidak Subur

Tabel 1. Ciri Tanah Subur dan Tidak Subur

Tanah Subur	Tanah Tidak Subur
Tanah vulkanis dengan <u>tekstur butir yang besar</u>	Kondisi tanah gambut yang <u>cenderung selalu tergenang air kurang ideal untuk kegiatan</u>
Memiliki warna yang <u>bervariasi antara kelabu hingga kuning, dengan</u>	Tanah yang <u>banyak batuan pasir memiliki kadar air sangat sedikit dan sangat miskin unsur hara</u>
Memiliki ciri khas dari <u>warnanya yang merah hingga kuning</u>	Tanah <u>kering dan tandus dengan ciri kekuningan sampai merah</u>
<u>Berbagai jenis tumbuhan yang mengalami dekomposisi menyebabkan</u>	Tanah yang <u>terdapat batuan kapur</u>

2. Hasil Klasifikasi

Berdasarkan penelitian yang dilakukan dihasilkan sistem berbasis web untuk melakukan klasifikasi tanah subur dan tidak subur dengan tingkat akurasi 99-100%. Setiap jenis tanah yang terdeteksi akan menampilkan keterangan tanah meliputi jenis tanah dan peruntukannya



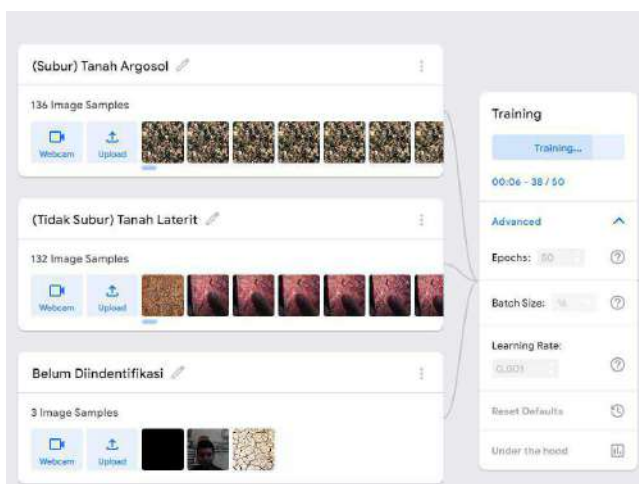
Gambar 5 Web Scan Tanah

Menampilkan pilihan input webcam, informasi bar akurasi, tampilan webcam, keterangan meliputi nama tanah, persentase kepercayaan, dan pengertian tanah yang bersangkutan.

C. Pembahasan Langkah Algoritma Convolutional Neural Network (CNN)

1. Proses Training Metode Convolutional Neural Network

Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 136 image sampel untuk tanah argosol dan 132 image sample tanah laterit. Sampel tanah tersebut merupakan hasil dari area PPSDM Regional Makassar.



Gambar 6. Proses Training Data

Proses mengklasifikasikan setiap jenis-jenis tanah berdasarkan kesuburannya. Terdapat dua jenis tanah yang akan diklasifikasikan: Tanah Argosol (Class 1) yang subur, dan Tanah Laterit (Class 2) yang tidak subur. Selanjutnya, menyediakan beberapa parameter untuk melatih model tersebut:

1. Epochs: Jumlah epochs menentukan berapa kali seluruh set data pelatihan akan dilewati oleh model. Dalam kasus ini, telah ditentukan 50 epochs, yang berarti model akan melihat set data pelatihan sebanyak 50 kali selama proses pelatihan.
2. Batch Size: Batch size mengacu pada jumlah sampel yang akan diproses dalam satu iterasi. Dalam kasus ini, telah menentukan ukuran batch sebesar 16. Artinya, setiap kali model melihat 16 sampel data, parameter akan diperbarui berdasarkan hasil yang dihasilkan.
3. Learning Rate: Learning rate mengontrol seberapa besar langkah yang diambil oleh algoritma optimisasi saat memperbarui parameter model. Dalam kasus ini, telah menentukan learning rate sebesar 0,001. Learning rate yang lebih kecil dapat mengarah pada konvergensi yang lebih lambat, sementara learning rate yang lebih besar dapat menyebabkan lonjakan yang tidak stabil dalam pelatihan.
4. Dengan menggunakan parameter tersebut, dapat melatih model dengan menggunakan algoritma pembelajaran yang tepat, seperti algoritma jaringan saraf tiruan (neural network) atau algoritma pembelajaran yang sesuai dengan data dan tujuan.
5. Penting untuk dicatat bahwa parameter-parameter tersebut hanya merupakan contoh dan mungkin harus disesuaikan berdasarkan data yang digunakan dan tujuan spesifik dalam mengklasifikasikan jenis tanah.

2. Pengujian Akurasi

Pengujian akurasi dilakukan pada Website Teachablemachine Google untuk menguji akurasi data yang telah ditraining.

1) Accuracy Per Class

Accuracy Per Class perkelas mengacu pada tingkat keakuratan klasifikasi model untuk setiap kelas yang ada. Berdasarkan informasi yang diberikan, berikut adalah penjelasan akurasi per class:

a. (Subur) Tanah Argosol (Class 1):

Akurasi: 1.00 atau 100%

Sampel: 21

Ini berarti bahwa model mengklasifikasikan dengan benar semua 21 sampel tanah Argosol sebagai "Subur" atau "Class 1". Tingkat akurasi yang sempurna menunjukkan bahwa model berhasil mengenali tanah Argosol dengan sangat baik.

b. (Tidak Subur) Tanah Laterit (Class 2):

Akurasi: 1.00 atau 100%

Sampel: 20

Ini berarti bahwa model juga mengklasifikasikan dengan benar semua 20 sampel tanah Laterit sebagai "Tidak Subur" atau "Class 2". Tingkat akurasi yang tinggi menunjukkan bahwa model mampu mengidentifikasi tanah Laterit dengan baik.

c. Belum Diidentifikasi:

Akurasi: 0.00 atau 0%

Sampel: 1

Ini berarti bahwa model tidak mampu mengklasifikasikan dengan benar satu sampel yang termasuk dalam kategori "Belum Diidentifikasi". Tingkat akurasi 0% menunjukkan bahwa model belum dapat mengenali atau memahami jenis tanah yang termasuk dalam kategori ini. Hal ini dapat disebabkan oleh kurangnya data pelatihan yang mewakili kategori tersebut atau kesulitan dalam mengklasifikasikannya. Berikut hasil pengujian dari Website Teachablemachine Google:

Accuracy per class

CLASS	ACCURACY	# SAMPLES
(Subur) Tanah Argo...	1.00	21
(Tidak Subur) Tana...	1.00	20
Belum Diidentifik...	0.00	1

Gambar 7 Akurasi Per Kelas

Keterangan:

Berdasarkan akurasi per kelas pada gambar 15 didapatkan hasil bahwa akurasi mencapai 1.00 (100%) pada Tanah Subur dengan 21 sampel dan Tidak Subur pada setiap 20 sampel. Bagian belum identifikasi hanya memberikan 1 sampel dengan akurasi 0.00 (0%).






2) Confusion Matrix

Confusion Matrix merangkum seberapa akurat prediksi model. Sistem dapat menggunakan matriks ini untuk mencari tahu kelas mana yang membuat model bingung. Sumbu y (Kelas) mewakili kelas sampel. Sumbu x (Prediksi) mewakili kelas yang modelnya, setelah belajar, menebak sampel tersebut. Jadi, jika Kelas sampel adalah "Tanah" lalu Prediksinya adalah "Tanah Argosol (Subur)", itu berarti bahwa setelah belajar dari data, model salah mengklasifikasikan sampel Tanah tersebut sebagai Tanah Laterit (Tidak Subur). Ini berarti bahwa kedua kelas tersebut memiliki karakteristik yang sama dengan yang diambil oleh model, dan sampel "Tanah" tertentu. Berikut hasil pengujian dari Website Teachablemachine Google:

Tabel 2 Jenis Tanah dan Klasifikasinya

Jenis Tanah	Klasifikasi	Keterangan
Tanah Argosol	Subur	Cocok untuk sayuran, buah-buahan, dan tanaman pangan seperti padi, jagung, dan kedelai.
Tanah Laterit	Tidak Subur	Memiliki sifat yang sangat keras dan sulit untuk ditanami dan memiliki unsur hara yang sudah hilang.
Tanah Latosol	Subur	Cocok untuk kopi dan coklat.
Tanah Malino	Subur	Cocok untuk kopi, strawberry, dan sayuran.
Tanah Sidrap	Subur	Cocok untuk tanaman padi.

Tabel 3 pengujian

No	Sampel Uji		Hasil	Keterangan
	Gambar	Jenis Tanah		
1		Tanah Argosol	Tanah Argosol (Subur)	Akurasi 98%
2		Tanah Malino	Tanah Malino (Subur)	Akurasi 95%
3		Tanah Latosol	Tanah Latosol (Subur)	Akurasi 96%
4		Tanah Sidrap	Tanah Sidrap (Subur)	Akurasi 99%
5		Tanah Laterit	Tanah Laterit (Tidak Subur)	Akurasi 98%

Berdasarkan tabel 5 pengujian maka:

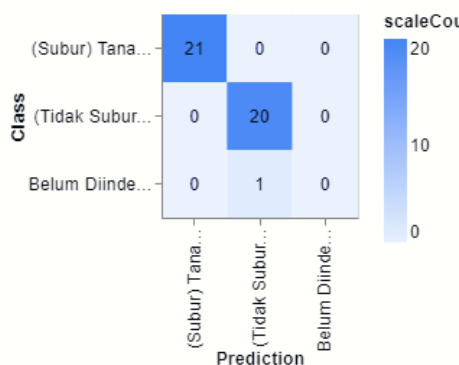
$$\text{Rata-rata} = (98\% + 95\% + 96\% + 99\% + 98\%) / 5$$

$$\text{Rata-rata} = (486\%) / 5$$

$$\text{Rata-rata} = 97.2\%$$

Sehingga dapat disimpulkan hasil akurasi dari sistem yaitu 97.2%.

Confusion Matrix



Gambar 8 Confusion Matrix

Keterangan:

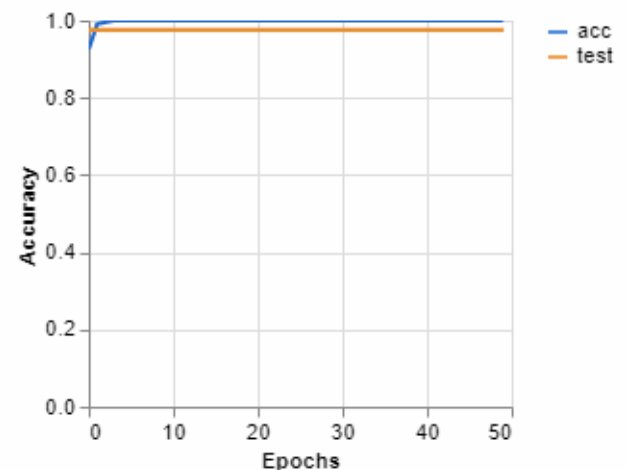
Berdasarkan akurasi prediksi model pada Confusion Matrix didapatkan bahwa terdapat 21 model yang sama

yang mempegaruhi hasil pada kelas “Tanah Subur” dan 20 model pada kelas “Tidak Subur”.

3) Accuracy Per Epoch

Accuracy Per Epoch adalah persentase klasifikasi yang diperoleh model dengan benar selama pelatihan. Jika model mengklasifikasikan 70 sampel langsung dari 100, akurasinya adalah $70/100 = 0,7$. Jika prediksi model sempurna, akurasinya adalah satu; jika tidak, akurasinya lebih rendah dari satu. Berikut hasil yang didapatkan dalam bentuk grafik hasil pengujian dari Website Teachablemachine Google:

Accuracy per epoch



Gambar 9 Accuracy Per Epoch

Keterangan:

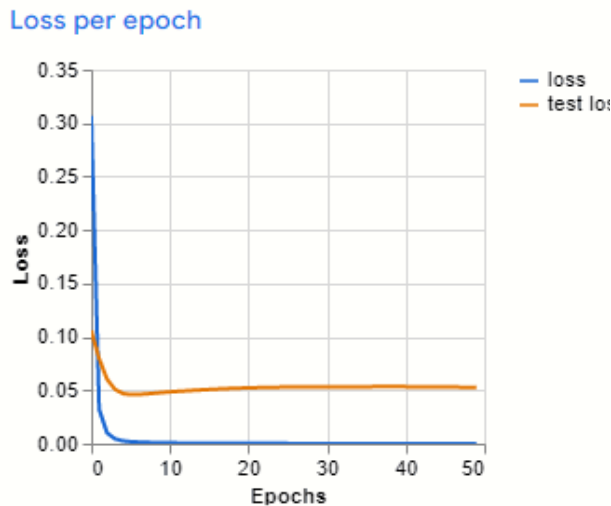
Dari hasil gambar tersebut didapatkan bahwa hasil akurasi yaitu 0.9 (90%) hingga 1.0 (100%). Garis biru yaitu acc (akurasi) dan garis kuning test (testing).

4) Loss Per Epoch

Loss per epoch adalah ukuran untuk mengevaluasi seberapa baik model telah belajar memprediksi klasifikasi yang tepat untuk kumpulan sampel tertentu. Jika prediksi model sempurna, kerugiannya nol; jika tidak, kerugiannya lebih besar dari nol. Untuk mendapatkan gambaran intuitif tentang ukuran ini, memiliki dua model: Tanah Subur (A) dan Tidak Subur (B). Cara kerja yaitu misalnya Model A memprediksi klasifikasi yang tepat untuk sampel, tetapi hanya 60% yakin dengan prediksi tersebut.

Model B juga memprediksi klasifikasi yang tepat untuk sampel yang sama tetapi 90% yakin dengan prediksi tersebut. Kedua model memiliki akurasi yang sama, namun model B memiliki

nilai kerugian yang lebih rendah. Berikut hasil pengujian dari Website Teachablemachine Google:



Gambar 10 Loss Per Epoch

Keterangan:

Dari hasil gambar tersebut didapatkan bahwa hasil evaluasi Loss Per Epoch yaitu 0.10 (10%) untuk testing loss dan 0.30 (30%) untuk lost.

KESIMPULAN

1. Penelitian ini menggunakan dataset yang terdiri dari 136 sampel gambar tanah argosol dan 132 sampel gambar tanah laterit. Sampel tanah tersebut berasal dari area PPSDM Regional Makassar.
2. Proses pelatihan menggunakan metode Convolutional Neural Network (CNN) untuk mengklasifikasikan jenis-jenis tanah berdasarkan tingkat kesuburannya. Terdapat dua kelas yang diklasifikasikan: tanah argosol (Class 1) yang subur, dan tanah laterit (Class 2) yang tidak subur.
3. Parameter-parameter yang digunakan dalam proses pelatihan model antara lain: jumlah epochs sebesar 50, batch size sebesar 16, dan learning rate sebesar 0,001. Parameter-parameter ini dapat disesuaikan sesuai dengan data dan tujuan spesifik dalam mengklasifikasikan jenis tanah.
4. Website scan klasifikasi tanah menyediakan pilihan input webcam, informasi akurasi, tampilan webcam, serta keterangan mengenai

nama tanah, persentase kepercayaan, dan pengertian tanah yang terkait.

5. Berdasarkan hasil akurasi per kelas, model berhasil mengklasifikasikan semua sampel tanah argosol dan tanah laterit dengan tingkat akurasi 99-100%.

UCAPAN TERIMA KASIH

Penulis mengucapkan terima kasih kepada seluruh pihak Kampus Universitas Handayani Makassar atas dukungannya selama peneliti berada dikampus, Penulis juga mengucapkan terimakasih kepada dosen pembimbing yang senantiasa memberikan dukungan dan membimbing penulis dalam melaukan perkuliahan dan penelitian dalam mencapai gelar ini.

DAFTAR PUSTAKA

- Arief, N. N., & Saputra, M. A. A. (2019). Kompetensi Baru Public Relations (PR) Pada Era Artificial Intelligence. *Jurnal Sistem Cerdas*, 2(1). <https://doi.org/10.37396/jsc.v2i1.19>
- Falentino Sembiring, M. Kom., Anggun Fergina, M. Kom., Sudin Saepudin, M. Kom., Adhitia Erfina, ST. M. Kom., & Dudih Gustian, ST. M. Kom. (2020). Pengenalan XAMPP. In *Fundamental Basis Data*.
- Franata, R., Oktafri, & Tusi, A. (2014). Perubahan Kadar Air Tanah Dengan Menggunakan [Design of Automatic Drip Irrigation Based on Change of Soil Water Content Using Arduino Nano Microcontroller]. *Jurnal Teknik Pertanian Lampung*, 4(1), 19–26.
- Masganti, M., Anwar, K., & Susanti, M. A. (2020). Potensi dan Pemanfaatan Lahan Gambut Dangkal untuk Pertanian. *Jurnal Sumberdaya Lahan*, 11(1). <https://doi.org/10.21082/jSDL.v11n1.2017.43-52>
- Munib, A., Ginting, C., & Hastuti, P. B. (2018). Nodulasi Akar Kacang Kapri (*Pisum sativum* Var *Saccaratum*) pada Berbagai Dosis Pupuk P dan Jenis Tanah. *Agromast*, 3(1).
- Norfadilah, I., Dwiatmoko, M. U., & Novianti, Y. S. (2020). LAJU INFILTRASI PADA DANAU BEKAS TAMBANG ALLUVIAL YANG DIPENGARUHI KARAKTERISTIK SIFAT FISIK TANAH. *Jurnal Himasapta*, 5(1). <https://doi.org/10.20527/jhs.v5i1.2047>
- Saputra, N. A., & Respati, R. (2018). Stabilisasi Tanah Gambut Palangka Raya dengan Bahan Campuran

Tanah Non Organik dan Kapur. Media Ilmiah

Teknik Sipil, 6(2), 124–131.

<https://doi.org/10.33084/mits.v6i2.249>

Suarni, S., Abbas, I., & Nasiah, N. (2021). PREDIKSI ALIRAN AIR PERMUKAAN DAS TALLO SULAWESI SELATAN. *Jurnal*

Environmental Science, 3(2).

<https://doi.org/10.35580/jes.v3i2.20029>

Sulistiono, W., Hartanto, S., & Brahmantiyo, B. (2020). Respons Beberapa Varietas Ubi Kayu terhadap Pemupukan NPK pada Tanah Latosol di Maluku Utara. *Buletin Palawija*, 18(1).

<https://doi.org/10.21082/bulpa.v18n1.2020.p43-51>

Suryono, S., & Sumaryo, S. (2008). KAJIAN PERANAN WANITA DALAM PEMANFAATAN LAHAN BAWAH TEGAKAN UNTUK TANAMAN UBI-UBIAN DALAM MENUNJANG EKONOMI KELUARGA DI TANAH LITOSOL. *Caraka Tani: Journal of Sustainable Agriculture*, 23(1), 30.

<https://doi.org/10.20961/carakatani.v23i1.13834>

Sutiyono, S., Dharmawan, I. W. S., & Darmawan, U. W. (2022). Kesuburan Tanah Di Bawah Tegakan Berbagai Jenis Bambu Pada Tanah Andosol-Regosol. *Jurnal Ilmu Lingkungan*, 20(3), 517–523.

<https://doi.org/10.14710/jil.20.3.517-523>

Yasin, S. M., & Kasim, N. N. (2018). PEMANFAATAN PEKARANGAN MENJADI KEBUN SAYUR PRODUKTIF DI DAERAH PESISIR DI

KECAMATAN WARA TIMUR. *To Maega | Jurnal Pengabdian Masyarakat*, 1(1), 1.

<https://doi.org/10.35914/tomaega.v1i1.67>