**MINI PROJECT**

**Optimizing Avocado Fruit Maturity Classification using Fuzzy Rank-Based Ensemble of CNN Models**

DOSEN : Dr. Toto Haryanto, MM, M.Si

WINA WIDIATI

G6601231017

**DEPARTEMEN ILMU KOMPUTER FAKULTAS MATEMATIKA DAN**

**ILMU PENGETAHUAN ALAM**

**IPB UNIVERSITY BOGOR**

# 2023

1. **Latar Belakang**

Alpukat (Persea Americana) merupakan buah yang bernilai komersial yang dibudidayakan di iklim tropis dan Mediterania di seluruh dunia. Dalam beberapa dekade terakhir, buah alpukat semakin populer karena meningkatnya kesadaran konsumen akan nilai makanannya. Buah alpukat adalah buah yang tergolong dalam buah berdaging dan berbiji tunggal. Buah ini memiliki kulit yang tebal dan berwarna hijau atau ungu kehitaman. Alpukat adalah buah klimakterik yang terus mengalami perubahan fisiologis setelah dipanen. (Cho et al., 2020). Alpukat (Persea Americana) merupakan salah satu buah klimakterik yang mengalami peningkatan produksi dari tahun ke tahun. Berdasarkan data yang diperoleh dari BPS, total produksi alpukat di Indonesia pada tahun 2019 mencapai 40170 kuintal, tahun 2020 mencapai 33173 kuintal dan tahun 2021 mencapai 87377. ([BPS] Badan Pusat Statistik, 2022). Produksi alpukat yang terus mengalami peningkatan merupakan peluang pasar yang menjanjikan bagi petani. Petani alpukat yang ingin mengembangkan bisnisnya ini dituntut untuk dapat memasuk buah dengan kualitas dan mutu yang tinggi, termasuk tingkat kematangan buah yang seragam dan sesuai dengan pemintaan pasar. Namun pada kenyataanya, tingkat kematangan buah yang beredar di pasar sangat bervariasi. Hal ini seringkali menjadi kendala tersendiri bagi konsumen dalam memilih buah alpukat yang akan dibeli sesuai dengan tingkat kematangan yang diinginkan. (Aprilliani et al., 2021)

Sebagai buah klimakterik, terus matang setelah panen dan mengalami perubahan fisiologis. (Maftoonazad & Ramaswamy, 2005). Penentuan tingkat kematangan merupakan faktor yang penting mengingat tingkat kematangan berpengaruh terhadap umur simpan, dimana semakin tinggi tingkat kematangan untuk buah alpukat. (Cho et al., 2020). Oleh karena, diperlukan metodologi manajemen pascapanen untuk menentukan tahap pematangan alpukat untuk mencegah buah yang hilang karena penurunan kualitas. Warna kulit dan kekencangan daging buah alpukat berubah selama penyimpanan. Warna dianggap sebagai sifat fisik dasar dari produk agrofood dan dapat dikorelasikan dengan kualitas lainnya, atribut lain seperti nutrisi dan cacat visual atau non-visual. (Pathare et al., 2013).

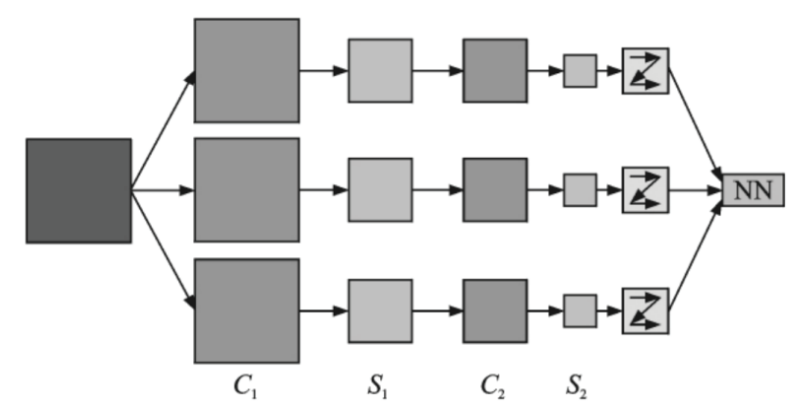
Penentuan tingkat kematangan alpukat merupakan faktor yang penting mengingat tingkat kematangan berpengaruh terhadap umur simpan, dimana semakin tinggi tingkat kematangan alpukat maka umur simpannya akan semakin pendek karena semakin cepat rusak dan membusuk. Konsumen pada umumnya mengamati penampakan luar sebagi kesan awal yang diamat dalam membeli buah alpukat, termasuk pengamatan terhadap warna, ukuran serta kerusakan yang nampak digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas serta tingkat kematangan buah alpukat. Namun metode ini tidak dapat digunakan untuk mengklasifikasikan kualitas serta tingkat matang buah alpukat. Penentuan kualitas buah dengan memperhatikan kondisi eksternal merupakan metode yang bersifat subjektif dan seringkali dilakukan oleh petani dan konsumen, (Alirezaei et al., 2013) karena metode ini bersifat subjektif, seringkali hasil penentuan kualitas buah yang diperoleh menunjukan hasil yang beragam dengan nilai *error* yang cukup tinggi.

Salah satu solusinya dengan memanfaatkan teknologi pengolahan citra yang dapat digunakan untuk meminimalisasi *human error* serta mampu meningkatkan keakuratan hasil evaluasi tingkat kematangan buah alpukat dengan metode *Convolutional Neural Network* dipilih karena kemampuannya untuk mendeteksi fitur-fitur unik pada gambar secara otomatis dari hasil jaringan syaraf tiruan.(Manna et al., 2021).

Deep Learning adalah cabang dari pembelajaran mesin, yang merupakan salah satu terobosan besar dan hotspot penelitian dalam pembelajaran mesin dalam beberapa tahun terakhir. Pada tahun 2006, Geoffery Hinton, seorang profesor ilmu komputer di University of Toronto, dan muridnya, Ruslan Salakhutdinov, menerbitkan sebuah artikel di jurnal akademik top internasional Science (Hinton & Salakhutdinov, 2006), untuk yang pertama pertama kalinya dalam kedalaman pembelajaran. Makalah ini terutama menunjukkan dua hal poin: (1) Jaringan saraf tiruan dengan beberapa lapisan tersembunyi tersembunyi memiliki kemampuan pembelajaran fitur yang sangat kuat. Ciri-ciri yang diekstraksi oleh model pelatihan karakteristik yang diekstraksi oleh model pelatihan memiliki lebih banyak abstrak dan ekspresi yang lebih mendasar dari data input asli, (2) Dengan menggunakan algoritma pembelajaran tanpa pengawasan untuk mencapai metode yang disebut "inisialisasi lapisan" untuk mencapai data input ekspresi hirarkis informasi, yang secara efektif dapat mengurangi kedalaman kesulitan Pelatihan jaringan saraf. Selanjutnya, kedalaman pembelajaran di bidang akademis dan industri terus memanas, dalam pengenalan suara, gambar pengenalan dan pemrosesan bahasa alami dan bidang lainnya untuk mendapatkan terobosan. Sejak tahun 2011, para peneliti pertama kali dalam masalah pengenalan suara pada penerapan teknologi pembelajaran mendalam teknologi pembelajaran, tingkat akurasi meningkat 20% menjadi 30%, menjadikannya terobosan terbesar selama lebih dari satu dekade. Hanya setahun kemudian, model pembelajaran mendalam berdasarkan konvolusi jaringan saraf telah mencapai peningkatan kinerja yang luar biasa dalam tugas klasifikasi gambar skala besar, dan memicu kebangkitan pembelajaran mendalam (Al-Saffar et al., 2017).

Convolutional Neural Network adalah jaringan saraf tiruan multi-layer jaringan yang dirancang khusus untuk menangani input dua dimensi data. Setiap lapisan dalam jaringan terdiri dari beberapa bidang dua dimensi, dan setiap bidang terdiri dari beberapa Komposisi neuron independen, dua lapisan yang berdekatan neuron yang terhubung satu sama lain, dan dalam lapisan yang sama neuron yang sama tidak terhubung di antaranya. CNN terinspirasi oleh jaringan syaraf tunda waktu awal (John Wesley et al., 2020) dan TDNN. TDNN mengurangi kompleksitas komputasi dalam pelatihan jaringan proses dengan berbagi bobot dalam dimensi waktu, dan cocok untuk memproses sinyal ucapan dan sinyal urutan waktu. CNN menggunakan struktur jaringan pembagian bobot untuk membuatnya lebih mirip dengan jaringan saraf biologis, dan kapasitas model dapat disesuaikan dengan mengubah kedalaman dan luasnya jaringan, dan memiliki asumsi yang kuat untuk gambar alami (kehalusan statistik dan korelasi lokal). Oleh karena itu, CNN dapat secara efektif mengurangi kompleksitas pembelajaran model jaringan, memiliki lebih sedikit koneksi jaringan dan bobot parameter, dan lebih mungkin untuk dilatih daripada jaringan yang sepenuhnya jaringan yang terhubung dengan ukuran yang cukup besar.

Struktur model jaringan saraf tiruan konvolusi sederhana diagram yang ditunjukkan pada Gbr. 1, model jaringan terdiri dari dua lapisan konvolusi (C1, C2) dan dua lapisan sub-pengambilan sampel (S1, S2) secara bergantian. Pertama, gambar input asli dikonvolusi oleh tiga filter terlatih (disebut kernel konvolusi) dan dapat ditambahkan vektor bias. Tiga peta fitur dihasilkan di lapisan C1, dan kemudian, untuk setiap peta fitur, wilayah yang dilokalisasi dibobotkan dan dirata-ratakan, dan tiga peta fitur baru diperoleh di lapisan S1 melalui fungsi aktivasi nonlinier. Peta fitur ini kemudian digabungkan dengan tiga filter terlatih dilatih dengan tiga filter dari lapisan C2, dan tiga peta fitur adalah output melalui lapisan S2. Output akhir dari lapisan S2 adalah vektor dan kemudian dimasukkan ke dalam jaringan saraf tradisional untuk pelatihan(Al-Saffar et al., 2017).



Gambar 1. Simplified convolution neural network structure

Sumber : (Al-Saffar et al., 2017)

Deep Learning adalah alat penting dari Kecerdasan Buatan (AI) yang telah lazim digunakan dalam merumuskan sistem pendukung keputusan untuk klasifikasi citra biomedis. Namun, klasifikasi end-to-end menggunakan model deep learning membutuhkan banyak data pelatihan untuk memberikan kinerja yang memuaskan, yang seringkali tidak tersedia yang sering kali tidak tersedia dalam domain medis. Transfer learning adalah salah satu solusi untuk masalah ini, di mana model yang dilatih pada dataset yang berisi jumlah data yang sangat besar digunakan kembali (terkadang setelah pelatihan ulang) dalam masalah saat ini dengan dataset yang kecil. Namun, model yang berbeda mungkin dapat memprediksi dengan baik pada distribusi data tertentu, yaitu klasifikasi di beberapa kelas dalam dataset mungkin lebih akurat daripada yang lain. Selain itu, peringkat konvensional teknik ensemble berbasis peringkat konvensional tidak memanfaatkan distribusi probabilitas prediksi. (Manna et al., 2021)

Akibatnya, informasi penting mungkin tetap tidak digunakan. Dengan mengingat fakta ini, dalam penelitian ini, kami mengusulkan pendekatan baru di mana kami memanfaatkan semua informasi yang tersedia dari berbagai basis pelajar dengan mengukur dua parameter penting - kedekatan kedekatan probabilitas prediksi dengan 1 dan deviasi probabilitas prediksi dari 1. Selain itu, pendekatan kami pendekatan kami menggabungkan semua nilai yang dikuantifikasi untuk membuat prediksi akhir sehingga dapat menangani klasifikasi masalah yang sedang dipertimbangkan dengan lebih efektif dan membuat prediksi yang cukup akurat. (Manna et al., 2021).

Metode berbasis deep learning dapat menghindari keterbatasan yang dihasilkan dari pembelajaran mesin tradisional dengan cara berikut: (1) model pembelajaran mendalam melakukan klasifikasi ujung ke ujung tanpa perlu untuk rekayasa fitur; (2) pembelajaran mandiri diinduksi dalam model-model ini, sehingga membuat model-model ini efektif untuk mempelajari pola-pola kompleks dalam dataset. CNN umum digunakan untuk mengklasifikasikan data gambar, sebagai contoh, Zhang et al (Zhang et al., 2017) melakukan klasifikasi end-to-end menggunakan arsitektur deep CNN dan mengevaluasi metode mereka pada dataset HErlev dataset HErlev yang mencapai akurasi 98,3%. Model CNN belajar mengekstrak fitur invarian secara otomatis menggunakan metode konvolusi gambar dan flutter, memiliki invariansi translasi, dan berkinerja lebih baik daripada pembelajaran mesin atau metode pemrosesan gambar, sehingga membuatnya populer. (Manna et al., 2021).

Pembelajaran ensembel sebagai salah satu alternatif di mana nilai keputusan dari beberapa pengklasifikasi digabungkan untuk memprediksi label kelas akhir dari sampel input. Model ensemble ditujukan untuk menangkap fitur-fitur penting dari semua model konstituennya sehingga berkinerja lebih baik daripada pengklasifikasi dasar individual. Model-model tersebut kuat karena ensembel mengurangi dispersi atau penyebaran prediksi yang dibuat oleh model dasar. Varians dalam kesalahan prediksi dari pengklasifikasi dasar akan berkurang dalam model ensembel dengan penambahan beberapa bias pada pembelajaran dasar yang bersaing. (Manna et al., 2021).

Dengan metode membentuk model klasifikasi berbasis ensemble menggunakan tiga arsitektur Convolutional Neural Network (CNN), yaitu Inception v3, Xception dan DenseNet-169. Skema ensemble yang diusulkan menggunakan perpaduan pengklasifikasi berbasis peringkat fuzzy dengan mempertimbangkan dua fungsi non-linear fungsi non-linear pada skor keputusan yang dihasilkan oleh basic learning. Tidak seperti skema fusi sederhana yang ada dalam literatur, teknik ensemble yang diusulkan membuat prediksi akhir pada sampel uji dengan mempertimbangkan kepercayaan pada prediksi pengklasifikasi dasar. Model yang memiliki akurasi dicapai adalah 99,23% dan sensitivitas 99,23%. Hasil yang diperoleh mengungguli banyak model yang ada, dengan demikian membenarkan keefektifan model yang sama. Sehingga dapat membantu meminimalisasi model yang lebih akurat dan mampu untuk mendeteksi tingkat kematangan alpukat fitur-fitur unik pada gambar.

1. **DATASET**

Sumber Dataset yang saya ambil bersumber dari <https://data.mendeley.com/research-data/?search=avocado%20fruit>. Jumlah data foto Alpukat yang saya dapatkan berjumlah 342 items yang terdiri dari buah alpukat yang mentah dan matang dari berbagai jenis Alpukat.

**Note dari Pak Toto :**

1. Perhatikan current condition untuk melakukan kematangan
2. Pahami problem domain
3. Focus ke 1 titik untuk kematangannya pada buah Alukat, misalkan Alpukat Mentega

**DAFTAR PUSTAKA**

[BPS] Badan Pusat Statistik. (2022). *Total produksi alpukat tahun 2021*. https://sulut.bps.go.id/statictable/2022/06/24/200/produksi-buah-buahan-dan-sayuran-tahunan-menurut-jenis-tanaman-kuintal-2019-2021.html

Abaza, A., & Ross, A. (2009). Quality based rank-level fusion in multibiometric systems. *IEEE 3rd International Conference on Biometrics: Theory, Applications and Systems, BTAS 2009*. https://doi.org/10.1109/BTAS.2009.5339081

Al-Saffar, A. A. M., Tao, H., & Talab, M. A. (2017). Review of deep convolution neural network in image classification. *Proceeding - 2017 International Conference on Radar, Antenna, Microwave, Electronics, and Telecommunications, ICRAMET 2017*, *2018*-*Janua*(March 2020), 26–31. https://doi.org/10.1109/ICRAMET.2017.8253139

Alirezaei, M., Zare, D., & Nassiri, S. M. (2013). Application of computer vision for determining viscoelastic characteristics of date fruits. *Journal of Food Engineering*, *118*(3), 326–332. https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2013.04.023

Aprilliani, F., Atmiasih, D., & Ristiono, A. (2021). THE EVALUATION OF AVOCADO (Persea americana Mill.) MATURITY LEVEL USING IMAGE PROCESSING TECHNOLOGY. *Jurnal Penelitian Pascapanen Pertanian*, *18*(1), 1. https://doi.org/10.21082/jpasca.v18n1.2021.1-8

Cho, B. H., Koyama, K., Olivares Díaz, E., & Koseki, S. (2020). Determination of “Hass” Avocado Ripeness During Storage Based on Smartphone Image and Machine Learning Model. *Food and Bioprocess Technology*, *13*(9), 1579–1587. https://doi.org/10.1007/s11947-020-02494-x

Crimi, A., Bakas, S., & Goos, G. (2020). *Brainlesion : Glioma , Multiple Sclerosis , Stroke and Traumatic Brain Injuries Lecture Notes in Computer Science 11993, Part II* (Issue May). https://doi.org/10.1007/978-3-030-46643-5

Hinton, G. E., & Salakhutdinov, R. R. (2006). Reducing the dimensionality of data with neural networks. *Science*, *313*(5786), 504–507. https://doi.org/10.1126/science.1127647

Indrakumari, R., Poongodi, T., & Singh, K. (2021). Introduction to Deep Learning. In *EAI/Springer Innovations in Communication and Computing*. https://doi.org/10.1007/978-3-030-66519-7\_1

Indriani, K., Puspitasari, D., Widiati, W., Yulianto, E., Pratiwi, A., & Ramanda, K. (2023). Classification of brain tumor types using Convolutional Neural Network (CNN). *ICAISD 2021*, *020008*(February).

John Wesley, R., Nayeemulla Khan, A., & Shahina, A. (2020). Phoneme classification in reconstructed phase space with convolutional neural networks. In *Pattern Recognition Letters* (Vol. 135, pp. 299–306). https://doi.org/10.1016/j.patrec.2020.05.002

Maftoonazad, N., & Ramaswamy, H. S. (2005). Postharvest shelf-life extension of avocados using methyl cellulose-based coating. *Lwt*, *38*(6), 617–624. https://doi.org/10.1016/j.lwt.2004.08.007

Manna, A., Kundu, R., Kaplun, D., Sinitca, A., & Sarkar, R. (2021). A fuzzy rank-based ensemble of CNN models for classification of cervical cytology. *Scientific Reports*, *11*(1), 1–18. https://doi.org/10.1038/s41598-021-93783-8

Monwar, M. M., & Gavrilova, M. L. (2009). Multimodal Biometric System Using Rank-Level Fusion Approach. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics*, *39*(4), 867–878. https://doi.org/10.1109/TSMCB.2008.2009071

Pathare, P. B., Opara, U. L., & Al-Said, F. A. J. (2013). Colour Measurement and Analysis in Fresh and Processed Foods: A Review. *Food and Bioprocess Technology*, *6*(1), 36–60. https://doi.org/10.1007/s11947-012-0867-9

Wahono, R. S. (2015). Peranan Teknologi Informasi dan Internet. *Andi Offset*, *1*(1), 1–16.

Zhang, L., Lu, L., Nogues, I., Summers, R. M., Liu, S., & Yao, J. (2017). DeepPap: Deep convolutional networks for cervical cell classification. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, *21*(6), 1633–1643. https://doi.org/10.1109/JBHI.2017.2705583