

BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Pedagang tradisional telah menggunakan suara ketukan kuku dalam memprediksi kematangan buah kelapa. Namun, proses pengklasifikasian secara manual ini berisiko menimbulkan kesalahan (Le dkk., 2019). Penyortiran yang dilakukan secara manual ini memiliki tingkat ketidakakuratan dan variabilitas yang tinggi yang didasari pada subjektivitas dan kemampuan menentukan kematangan kelapa dari masing-masing pedagang (Leiva Valenzuela, 2013a) (Brosnan & Sun, 2002). Dengan kata lain, penyortiran buah secara tradisional ini sangat bergantung pada persepsi subjektif pedagang (Leiva Valenzuela, 2013b) (Mohammadi dkk., 2015). Proses seleksi kelapa segar secara manual juga cenderung tidak konsisten, lama, mahal, dan banyak dipengaruhi oleh lingkungan sekitarnya seperti gangguan suara angin dan suara lainnya (Bhargava & Bansal, 2021). Kesalahan yang dibuat dalam menentukan kematangan kelapa ini dapat mengakibatkan pengurangan kualitas kelapa yang akan diperdagangkan (Gatchalian dkk., 1994a). Oleh karena itu, diperlukan sebuah sistem untuk membantu masyarakat menentukan kematangan buah kelapa secara efektif.

Salah satu upaya dalam mengatasi permasalahan di atas adalah dengan menerapkan sistem *deep learning*. *Deep learning* telah berhasil diaplikasikan pada berbagai domain, termasuk pertanian untuk menyelesaikan masalah klasifikasi dan prediksi yang kompleks dengan tingkat akurasi yang tinggi dan kesalahan yang rendah (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018a). Keuntungan utama lainnya dari *deep learning* adalah ekstraksi fitur yang secara otomatis dari sebuah data untuk mengatasi suatu permasalahan. Salah satu model *deep learning* yang cukup populer digunakan adalah *Convolutional Neural Networks* (CNN) (Kamilaris & Prenafeta-Boldú, 2018b). CNN merupakan salah satu arsitektur *deep learning* yang melakukan proses konvolusi pada data spasial menggunakan filter dengan ukuran tertentu. CNN telah banyak digunakan dalam bidang pertanian untuk

mengidentifikasi dan mengklasifikasi spesies tumbuhan, penyakit, gulma, dan serangga yang merugikan tanaman (Dyrmann dkk., 2016) (Ghazi dkk., 2017; Lu dkk., 2017) (Tang dkk., 2017) (Shen dkk., 2018). Dengan menggunakan sistem *deep learning*, kita dapat mengidentifikasi karakteristik suara buah kelapa yang berbeda untuk mengklasifikasi tingkat kematangannya dengan sangat akurat. Hal ini penting untuk memastikan bahwa buah kelapa yang dikonsumsi memiliki tingkat kematangan yang sesuai dan memiliki rasa yang terbaik. Kemudian, dalam (Messner dkk., 2020), mereka merancang model *Convolutional Recurrent Neural Network* (CRNN) yang menggunakan sel *Long Short-Term Memory* (LSTM) untuk klasifikasi *multi-channel* suara paru-paru dengan tingkat akurasi tinggi. Selain itu, gabungan CNN dan RNN menjadi satu model telah diuji coba dalam berbagai penelitian dan untuk berbagai aplikasi (Xuan dkk., 2019) (Passricha & Aggarwal, 2019).

M. Aboonajmi menyatakan bahwa sinyal akustik telah banyak dimanfaatkan untuk menilai kualitas produk pertanian. Sinyal akustik merupakan sinyal yang didapatkan melalui gelombang mekanik yang dihasilkan dari sumber suara. Metode ini berperan dalam menentukan karakteristik yang berhubungan dengan tingkat kematangan buah. Adaptasi teknik sinyal akustik ini dapat meningkatkan kualitas buah yang akan disajikan agar memenuhi kebutuhan konsumen (Aboonajmi dkk., 2015). Beberapa penelitian juga membuktikan bahwa teknik ini dipakai untuk mengklasifikasikan kematangan buah-buahan seperti melon (Khoshnam dkk., 2015) dan kakao (Arenga & Cruz, 2017). Untuk saat ini belum ada standar internasional yang spesifik mengatur tentang tingkat kematangan kelapa yang memisahkan tingkat kematangan muda, matang, dan tua. Namun merujuk pada *Asean Standard For Young Coconut* telah ditetapkan standar untuk buah kelapa yang masih muda. Meskipun demikian tidak disebutkan secara spesifik rentang frekuensi untuk membedakannya. Akan tetapi terdapat banyak upaya yang telah dilakukan dalam menentukan tingkat kematangan buah kelapa dengan membedakan suara yang dihasilkan menggunakan *Fast Fourier Algorithm* (FFT) yang menguraikan sinyal dalam domain frekuensi dari domain waktu. Pada buah kelapa yang belum matang, frekuensi ketukan berada pada rentang 0,591 kHz

hingga 0,883 kHz, yang kemudian terus meningkat secara linier menjadi 1,106 kHz pada kelapa matang, dan kemudian naik secara linier dengan laju yang lebih tinggi menjadi 1,391 kHz pada kelapa tua (Terdwongworakul dkk., 2009).

Dalam mengembangkan model yang akurat dalam klasifikasi sinyal akustik dibutuhkan ekstraksi fitur domain-spesifik yang penting. Melalui sinyal akustik tersebut terdapat beberapa fitur dalam domain waktu dan frekuensi dapat dihasilkan, misalnya, *Short-Time Fourier Transform* (STFT) (Rakotomamonjy, 2017), *Mel-Scale Spectrogram* (Mel) (Kopparapu & Laxminarayana, 2010), *Mel-Scale Frequency Cepstral Coefcients* (MFCC) (Thulin, 2018), *Constant-Q Transform* (CQT) (Rakotomamonjy & Gasso, 2014) dan berbagai fitur spektral satu dimensi lainnya.

Gagasan utama yang diimplementasikan pada penelitian kali ini didasari oleh penelitian sebelumnya tentang klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa. Upaya yang dilakukan oleh (Gatchalian dkk., 1994b) telah membuktikan dasar ilmiah akan adanya hubungan suara ketukan buah kelapa dengan ukuran tingkat kematangannya. Algoritma klasifikasi tingkat kematangan buah kelapa juga telah disimulasikan oleh (Javel dkk., 2018a) dengan input gambar dan suara menggunakan *fuzzy logic*. Setelah itu pendekatan melalui teknik *Artificial Neural Network* (ANN) telah dilakukan oleh (Caladcad dkk., 2020a) dan (Fadchar & Cruz, 2020c). Dalam penelitiannya, mereka melakukan perbandingan algoritma ANN, *Random Forest* (RF), dan *Support Vector Machine* (SVM) dengan RF menghasilkan performa yang lebih unggul dari ketiga algoritma. Sementara itu (Fadchar & Cruz, 2020a) melakukan perbandingan algoritma ANN, *K-Nearest Neighbors* (KNN), SVM, dan *Decision Tree* (DT) dengan ANN mengungguli keempat algoritma. Disisi lain alat berbasis *microcontrolller* dikembangkan oleh (Fernandez dkk., 2019) dengan *library AduinoSound* yang mana memiliki kemampuan dalam memproses frekuensi sinyal audio dengan FFT.

Untuk meningkatkan efisiensi pengklasifikasian buah kelapa, Fernandez dkk. melakukan penelitian untuk mengembangkan perangkat pengetuk yang mampu mengklasifikasikan kelapa secara otomatis berdasarkan kematangan mereka. Algoritma FFT digunakan untuk mengkarakterisasi kematangan dengan

menganalisis ketebalan daging dan mengidentifikasi puncak frekuensi. Suara yang telah direkam lalu dianalisa menggunakan FFT di *software* OCTAVE. Hasil penelitian mengungkapkan bahwa dari 119, terdapat 10 kesalahan yang dibuat oleh perangkat, yang menunjukkan akurasi 91,6%. Alat ini memiliki kapabilitas untuk mengklasifikasikan tingkat kematangan kelapa, meningkatkan efisiensi bagi vendor, dan memudahkan konsumen yang tidak memiliki pengetahuan dalam menentukan kematangan kelapa (Fernandez dkk., 2019).

Hasil penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa penggunaan metode FFT sebagai ekstraksi ciri sangat relevan untuk digunakan. Bahwasanya metode ini mampu melakukan pencacahan terhadap nilai frekuensi puncak pada sinyal audio yang diterima (Cerna & Harvey, 2000)(Shukla & Jibhakate, 2010). Transformasi frekuensi merupakan metode utama untuk menarik fitur akustik dari sinyal *time-series* (Stankovic, 1994). Dalam penelitian yang dilakukan oleh Gatchalian dkk. (1994), FFT juga digunakan untuk mengukur tingkat kematangan buah kelapa muda dengan menggunakan gelombang suara. *Library* berbasis bahasa pemrograman python seperti *SciPy* dan *Librosa* dapat digunakan untuk mengimplementasikan transformasi FFT pada sinyal akustik kelapa (Jones dkk., 2019). Penelitian lain pun menggunakan teknik FFT untuk mengkarakterisasi berbagai jenis tanaman, selain kelapa, seperti telur (De Ketelaere dkk., 2004), tomat (Saltveit dkk., 1985), dan semangka dengan memperoleh getaran (Abbaszadeh dkk., 2013).

Penggunaan algoritma ANN yang merupakan salah satu dari penerapan metode *deep learning* telah terbukti berhasil dalam mengidentifikasi dan memahami korelasi antar fitur dari kumpulan data sehingga menghasilkan perkiraan yang akurat (Larada dkk., 2018) (De Smet & Scheeres, 2019)(ozić & Urošević, 2019). Piedad dkk. menggunakan ANN dalam mengklasifikasikan tingkat kematangan buah pisang dengan korelasi nilai warna *Red, Green, Blue* (RGB). Hal tersebut yang menjadi bukti bahwa metode ANN sangat relevan untuk digunakan dalam proses klasifikasi dan memahami korelasi pola data.

Keterbatasan utama yang muncul saat mengembangkan algoritma klasifikasi menggunakan algoritma *fuzzy logic* adalah proses pengumpulan data gambar dan

suara dari buah kelapa tidak benar-benar dilakukan. Javel dkk. merekomendasikan untuk melakukan implementasi dan pengujian pada buah kelapa yang asli. Sistem klasifikasi kematangan kelapa harus disesuaikan untuk buah kelapa yang dihasilkan di daerah setempat (Javel dkk., 2018a). Selanjutnya pada model yang dikembangkan oleh Caladcad, dkk. mampu mengklasifikasikan dengan tepat buah kelapa yang tua. Tetapi, ketika mencoba mengklasifikasikan kelapa matang dan kelapa tua, model kurang bisa mengklasifikasikan dengan benar. Ketidakseimbangan data menjadi alasan atas buruknya performa model. Dari 129 buah kelapa, dihasilkan 255 diantaranya merupakan sinyal akustik kelapa tua, lebih dari 24 sinyal akustik yang muda dan 105 sinyal akustik yang matang (Caladcad dkk., 2020a).

Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Gatchalian hanya dilakukan oleh varietas *Laguna Tall* pada 3 pohon di satu wilayah pertanian saja. Hal ini memiliki beberapa limitasi yang diantaranya yakni keterbatasan jumlah pohon yang diuji, wilayah pertanian yang digunakan, serta varietas kelapa yang digunakan. Jumlah pohon yang terbatas menyebabkan kurangnya kemungkinan menguji tingkat kematangan kelapa secara keseluruhan. Wilayah pertanian yang terbatas juga mengurangi peluang untuk memahami karakteristik tingkat kematangan kelapa di kawasan lain. Selain itu, varietas yang digunakan hanya menggunakan varietas *Laguna Tall* juga membatasi keterbatasan penelitian ini, karena tidak bisa menggambarkan tingkat kematangan kelapa dari varietas lain.

Rencana pengembangan yang akan dilakukan berawal dari limitasi yang ada pada penelitian sebelumnya. Untuk meningkatkan model klasifikasi kematangan kelapa yang dikembangkan menggunakan metode *deep learning* akan dilakukan penelitian lebih lanjut pada varietas kelapa yang tersebar dan diperdagangkan di daerah Jakarta. Penelitian ini akan mencakup pengambilan sampel kelapa dari 10 pedagang yang berbeda di berbagai lokasi di Jakarta. Selain itu, akan dilakukan juga pengecekan untuk mengetahui tingkat kematangan kelapa.

Selanjutnya untuk ekstraksi fitur sinyal akustik akan dilakukan dengan mengekstraksi fitur dari domain spesifik seperti pada domain waktu dan domain frekuensi. Fitur domain sinyal terdiri dari fitur yang paling penting atau yang paling

deskriptif untuk audio secara umum (Schutz & Vaisberg, 2012). Metode ekstraksi fitur yang akan digunakan diantaranya adalah MFCC, *Amplitude Envelope*, *Root-Mean-Square (RMS) Energy*, dan *Zero-Crossing Rate*. MFCC berfungsi untuk mengidentifikasi komponen frekuensi yang berbeda dari suara buah kelapa. *Amplitude Envelope* menggambarkan amplitudo sinyal dalam waktu. *RMS Energy* mengukur energi sinyal dalam skala waktu. *Zero-Crossing Rate* mengukur jumlah kali sinyal melewati nol dalam satu waktu. Model DNN dan LSTM telah digunakan dalam pengembangan pengklasifikasian tingkat kematangan kelapa dengan menggunakan *channel* ganda. Untuk menganalisis fitur akustik mana yang berguna dalam menentukan tingkat kematangan buah kelapa. Maka digunakan *Principal Components Analysis (PCA)* untuk menentukan fitur yang informatif diantara setiap fitur yang ada (Iswanto & Alma, 2021).

Berdasarkan uraian diatas, maka pada penelitian ini telah dikembangkan. Selanjutnya data yang dikumpulkan telah digunakan untuk mengembangkan model *deep learning* dengan membandingkan beberapa fitur ekstraksi dari domain waktu dan domain frekuensi.

B. Perumusan Masalah

Berdasarkan pada latar belakang di atas maka masalah dalam penelitian ini dapat dirumuskan sebagai berikut:

1. Fitur apa yang paling sesuai untuk mencirikan kategori kematangan buah kelapa?
2. Bagaimana mengembangkan model *deep learning* yang efektif untuk melakukan klasifikasi tingkat kematangan kelapa?

C. Tujuan Penelitian

Tujuan dari penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Menentukan metode ekstraksi ciri yang paling efektif untuk klasifikasi tingkat kematangan kelapa.
2. Mengembangkan model *deep learning* untuk mengklasifikasi tingkat kematangan buah kelapa.

D. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat dari penelitian ini untuk mahasiswa adalah sebagai menambah wawasan dan pengalaman dalam mengembangkan penelitian ini. Hasil penelitian ini juga dapat bermanfaat untuk masyarakat dan pedagang untuk memastikan bahwa produk mereka sesuai dengan tingkat kematangan yang diinginkan. Penelitian ini juga diharapkan dapat memberikan kontribusi keilmuan khususnya pada bidang Fisika Komputasi dengan menerapkan model *deep learning*.

