

J7-TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN MACHINE LEARNING UNTUK PREDIKSI KUALITAS BUAH

by Ali Khumaidi

Submission date: 10-Aug-2022 08:59PM (UTC+0700)

Submission ID: 1881018125

File name: NG_UNTUK_PREDIKSI_KUALITAS_BUAH_TINJAUAN_LITERATUR_2015-2020.pdf (833.02K)

Word count: 7136

Character count: 43642

VOLUME 15, NOMOR 1 MARET 2021

ISSN: 1907-8056
e-ISSN: 2527-5410

AGROINTEK

JURNAL TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN

JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN
UNIVERSITAS TRUNOJOYO MADURA

AGROINTEK: Jurnal Teknologi Industri Pertanian

Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian is an open access journal published by Department of Agroindustrial Technology, Faculty of Agriculture, University of Trunojoyo Madura. Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian publishes original research or review papers on agroindustry subjects including Food Engineering, Management System, Supply Chain, Processing Technology, Quality Control and Assurance, Waste Management, Food and Nutrition Sciences from researchers, lecturers and practitioners. Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian is published four times a year in March, June, September and December.

Agrointek does not charge any publication fee.

Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian has been accredited by ministry of research, technology and higher education Republic of Indonesia: 30/E/KPT/2019. Accreditation is valid for five years. start from Volume 13 No 2 2019.

Editor In Chief

Umi Purwandari, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Editorial Board

Wahyu Supartono, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

Michael Murkovic, Graz University of Technology, Institute of Biochemistry, Austria

Chananpat Rardniyom, Maejo University, Thailand

Mohammad Fuad Fauzul Mu'tamar, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Khoirul Hidayat, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Cahyo Indarto, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Managing Editor

Raden Arief Firmansyah, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Assistant Editor

Miftakhul Efendi, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Heri Iswanto, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Safina Istighfarin, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Alamat Redaksi

DEWAN REDAKSI JURNAL AGROINTEK

JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN

FAKULTAS PERTANIAN UNIVERSITAS TRUNOJOYO MADURA

Jl. Raya Telang PO BOX 2 Kamal Bangkalan, Madura-Jawa Timur

E-mail: Agrointek@trunojoyo.ac.id



TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN *MACHINE LEARNING* UNTUK PREDIKSI KUALITAS BUAH: TINJAUAN LITERATUR 2015-2020

Ali Khumaidi*

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Krisnadwipayana, Jakarta, Indonesia

Article history

Diterima:
6 Juli 2020
Diperbaiki:
1 Agustus 2020
Disetujui:
10 November 2020

Keyword

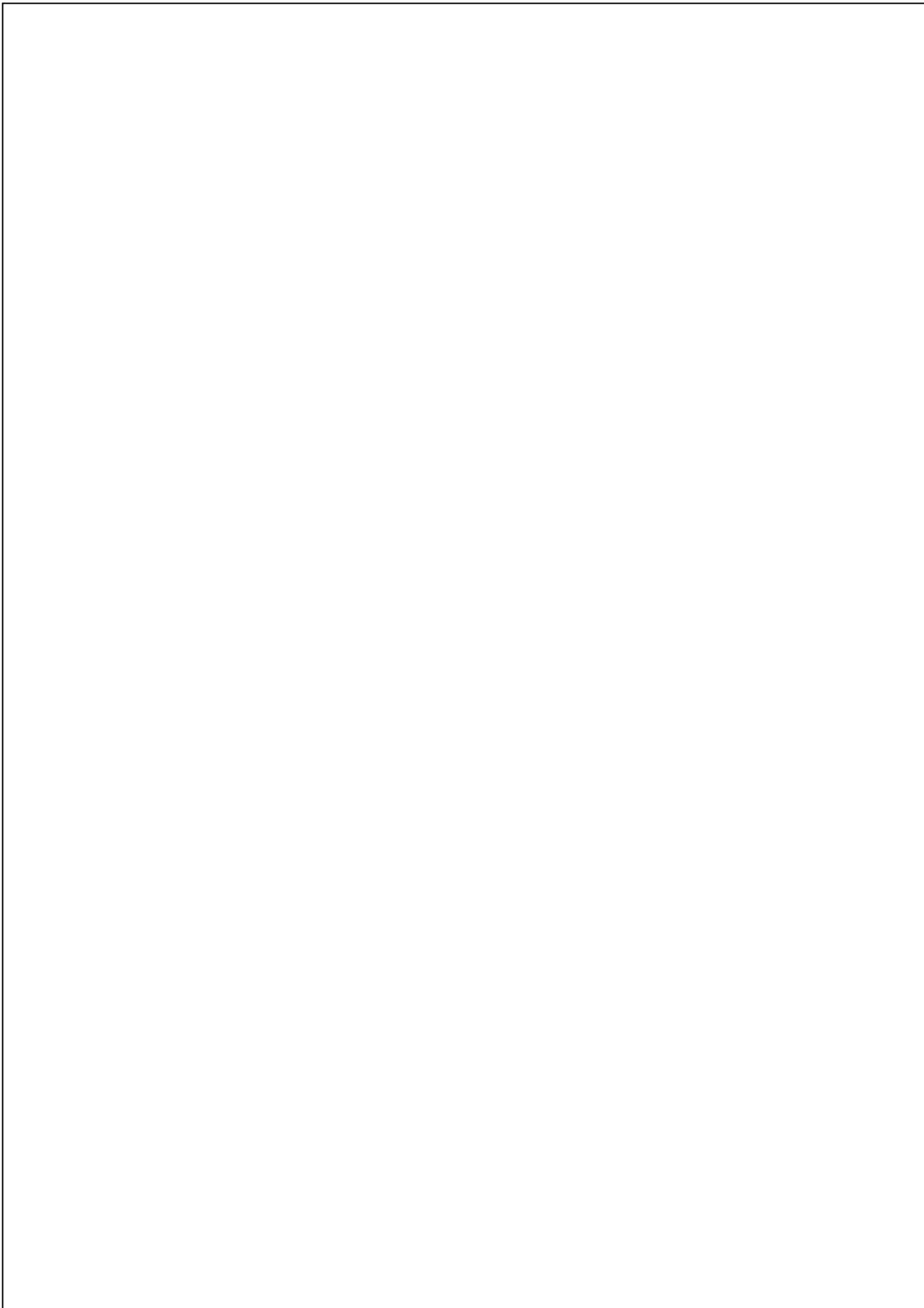
Fruit Quality;
Machine Learning;
Non Destructive;
Prediction;
Technology;

ABSTRACT

Accuracy in predicting fruit quality is critical to provide the best products to consumers and increase economic value. To produce accurate prediction of good fruit quality, it is needed the right technological instruments and data processing techniques. This literature review systematically summarizes and analyzes non-destructive technology and machine learning to predict fruit quality over the past five years and its challenges and explore future opportunities and prospects for forming the latest references for researchers. Based on the analysis results, accuracy and speed in examining fruit quality for internal and external attributes required different technological approaches, methods, and algorithms according to their characteristics. The development of technology and algorithms continues to achieve the goal of the presence of fruit quality detection devices that are fast, reliable, portable, and cost-effective.

©hak cipta dilindungi undang-undang

* Ali Khumaidi
Email : alikhumaidi@unkris.ac.id
DOI 10.21107/agrointek.v15i1.7810

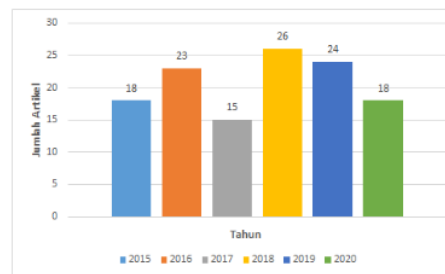


PENDAHULUAN

Buah merupakan komoditas pertanian yang memiliki potensi besar untuk dikembangkan. Buah adalah salah satu jenis makanan yang memiliki rasa yang lezat, aroma yang enak juga memiliki kandungan gizi, vitamin, serat, polifenol, *flavonoid* serta mineral yang pada umumnya sangat baik untuk dikonsumsi tubuh (Sivakumar *et al.*, 2011). Seiring dengan tumbuhnya tingkat kesadaran konsumen terhadap kualitas dan nilai gizi buah (Cortés *et al.*, 2016) maka para pedagang harus menyediakan buah dengan kualitas yang optimal. Perdagangan buah memiliki permasalahan masa simpan yang relatif singkat sehingga dalam distribusi terjadi penurunan kualitas dan kerusakan sebelum sampai pada konsumen (Plazzotta *et al.*, 2017).

Pengujian menggunakan teknik destruktif yaitu pengujian terhadap suatu objek dengan cara merusak material objek. Penerapan teknik destruktif membutuhkan banyak tenaga manusia dengan kemampuan tertentu, waktu yang digunakan lama, serta memerlukan persiapan bahan dan alat tertentu (Magwaza *et al.*, 2013). Dalam beberapa tahun terakhir pengujian dengan teknik non-destruktif (ND) cukup memberikan hasil yang baik. Teknik ND mampu mengevaluasi kualitas buah dengan pengukuran dan analisis berbagai parameter kualitas sehingga dapat mengurangi limbah, biaya lebih murah dan memungkinkan pengujian berulang. Pengujian dengan teknik ND makin banyak diadopsi untuk pengujian kualitas buah. Teknik ND cukup efektif dengan tanpa melakukan sentuhan langsung pada objek sehingga tidak memengaruhi kualitas atau merusak objek. Penerapan pengujian dengan teknik ND merupakan pendekatan terbaik untuk objek yang mudah rusak atau makanan segar (Saldaña *et al.*, 2013).

Machine Learning (ML) adalah bagian dari *Artificial Intelligence* (AI) yang kinerja sistemnya otomatis dan mampu memperbaiki diri berdasarkan pengalamannya tanpa harus diprogram. ML mampu mengolah informasi, pemrosesan sinyal dan analisis data dari berbagai input atau sensor (Cui *et al.*, 2018). ML juga mampu mengatasi keterbatasan paradigma komputasi klasik. Pada masa mendatang penggunaan komputasi dengan ML pada teknik ND untuk pengujian kualitas buah dapat memberikan akurasi yang baik dengan waktu yang cepat dalam pemeriksaan kualitas buah. Penelitian ini bertujuan menganalisis tentang prediksi kualitas buah, dengan teknik ND dan penerapan ML dengan akurasi hasil prediksi yang tinggi.



Gambar 1. Grafik tahun jumlah artikel terkait (2015-2020)

METODE

Literatur akademik yang ditinjau dalam artikel ini diperoleh dari *database* artikel ilmiah seperti: *Science Direct*, *IEEE Xplore*, *ACM Digital Library*, dan *Springer Link* dari tahun 2015 hingga 2020 yang membahas tentang kualitas buah, teknik ND dan penerapan ML. Total artikel yang diperoleh sebanyak 124 dengan komposisi artikel berdasarkan tahun pada gambar 1. Penentuan artikel yang dipilih dengan menggunakan kombinasi kata kunci: *prediction*, *fruit,quality*, *non destructive*, dan *machine learning*. Jika dilihat dari grafik tersebut bahwa tren

penelitian dibidang yang terkait dengan kualitas buah, teknologi ND dan ML masih cukup banyak tantangan yang dapat diteliti.

Artikel ini dibagi menjadi tiga topik diskusi untuk memudahkan akademisi dan praktisi dalam memahami temuan-temuan utama literatur yang diulas dalam artikel ini sebagai berikut:

- Diskusi satu: Kualitas Buah
- Diskusi dua: Teknologi Non Destruktif Untuk Prediksi Kualitas Buah
- Diskusi tiga: Diskusi tentang Penerapan *Machine Learning* Pada Teknologi Non Destruktif.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kualitas Buah

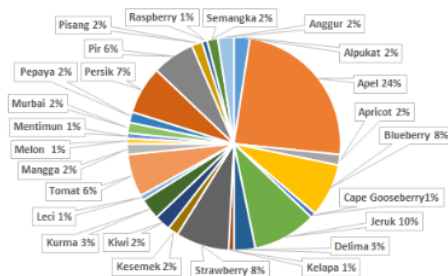
Penilaian kualitas buah tidak hanya ditentukan oleh satu atribut saja namun ada beberapa atribut dan karakteristik yang mempengaruhi (Pathare *et al.*, 2013). Penilaian konsumen terhadap kualitas buah tidak hanya terbatas pada atribut eksternal, seperti bentuk, ukuran, warna, dan tidak ada cacat (Opara dan Pathare, 2014), tetapi juga terhadap atribut internal buah, seperti *Soluble Solid Content* (SSC), *Titratable Acidity* (TA), rasio padatan terhadap asam (SSC/TA) dan tekstur (Magwaza *et al.*, 2013). Selain atribut eksternal dan internal, komposisi kimia juga cukup efektif untuk mengukur kualitas, komponen kimia tersebut terdiri dari *Total Soluble Solids* (TSS), pati, asam, dan vitamin C (Rodríguez *et al.*, 2014). Penilaian atribut internal selain parameter diatas juga meliputi kekerasan, indeks klorofil, *dry matter* (DM), etilen, protein, rongga dan air pada internal, busuk, cacat, kerenyahan, aroma, dan rasa. Atribut eksternal juga meliputi berat, volume, diameter / rasio kedalaman, memar dan bercak (El-Mesery *et al.*, 2019). Berdasarkan analisis literatur maka penilaian kualitas buah dapat dikelompokkan menjadi dua atribut yaitu

internal dan eksternal dengan berbagai parameternya seperti pada tabel 1.

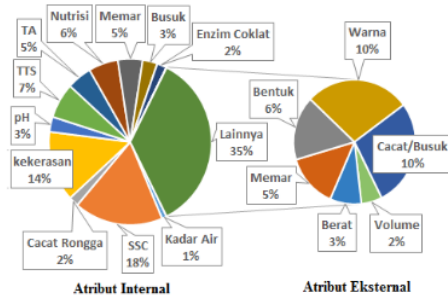
Tabel 1. Atribut kualitas buah

Parameter	Komponen
Atribut Eksternal	
Ukuran	Massa, volume, dimensi
Bentuk	Diameter
Warna	Permukaan
Cacat	Memar, bercak
Atribut Internal	
Tekstur	Kekerasan, kerenyahan, DM, indeks klorofil
Nutrisi	Pati, Protein, Vitamin, Antioksidan
Rasa	Manis, Asam, Aroma
Cacat	Busuk, Memar, Rongga, Inti Air

Hasil kajian literatur menunjukkan bahwa pengujian kualitas buah lebih banyak penelitian tentang atribut internal yaitu sebanyak 65%. Komposisi Buah yang menjadi objek penelitian dapat dilihat di gambar 2.



Gambar 2. Tren buah yang menjadi objek riset



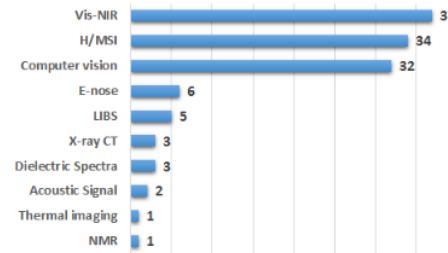
Gambar 3. Grafik perbandingan parameter pengujian atribut internal dan eksternal

Hasil analisis artikel yang menjadi kajian bahwa pengujian kualitas internal meningkat dibandingkan pengujian atribut eksternal yang sebesar 35%. Hal ini seiring dengan kebutuhan konsumen dalam menilai produk yang dibeli. Pada gambar 3 menunjukkan bahwa pengujian kualitas buah pada atribut internal parameter yang lebih banyak menjadi penelitian yaitu SSC kemudian kekerasan, TTS, Nutrisi, TA, dan lainnya. Sedangkan parameter pada atribut eksternal yang banyak diteliti yaitu warna kemudian cacat/busuk permukaan, bentuk, memar, berat dan volume.

Teknologi Non Destruktif Untuk Prediksi Kualitas Buah

Beberapa teknologi ND telah digunakan untuk pemeriksaan atribut kualitas internal dan eksternal buah. Teknologi tersebut seperti spektroskopi *Near Infrared* (NIR) (Olawaju *et al.*, 2016), sistem berbasis NIR seperti pencitraan multispektral dan hiperspektral (Li *et al.*, 2016), *computer vision* (Zhang *et al.*, 2015), *electronic nose* (e-Nose) (Srivastava & Sadisatp, 2016), *Laser-Induced Breakdown Spectroscopy* (LIBS) (Lorente *et al.*, 2015), *Nuclear Magnetic Resonance Imaging* (NMR / MRI) (Zhou *et al.*, 2016), *X-ray Computed Tomography* (CT) (Looverbosch *et al.*, 2020), *acoustic signal* (Caladcad *et al.*, 2020), dan *Thermographic Imaging* (Kuzu *et al.*, 2018). NIR telah menjadi salah satu teknologi yang paling banyak digunakan

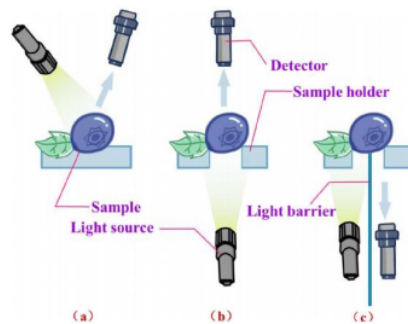
untuk pemeriksaan atribut kualitas internal dan *computer vision* untuk pemeriksaan atribut eksternal. Gambar 4 menunjukkan prosentase teknologi ND yang digunakan dalam penelitian kualitas buah yang menjadi kajian *review*.



Gambar 4. Teknologi ND untuk prediksi kualitas

Spektroskopi Visible-Near Infrared

Spektroskopi Vis-NIR dengan panjang gelombang Vis: 380-780 nm dan NIR: 780-2500 nm. Spektroskopi optik ini dapat bekerja dengan metode pemantulan (*reflectance*), pemancaran (*transmittance*), dan interaksi (*interactance*) dapat dilihat pada gambar 5. Metode reflektansi adalah yang paling banyak digunakan (Li *et al.*, 2019).



Gambar 5. Metode spektroskopi (a) *reflectance* (b) *transmittance* (c) *interactance*

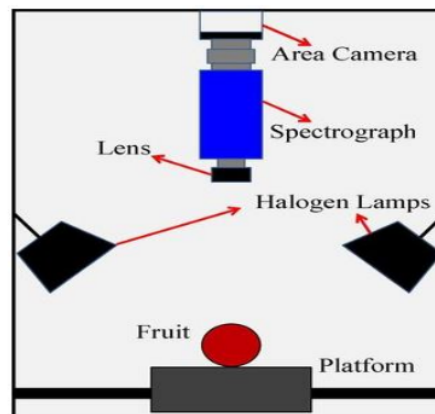
Berdasarkan literatur yang dianalisis, Vis-NIR hanya digunakan untuk menilai atribut internal, adapun parameter yang dinilai paling banyak yaitu SSC dan kekerasan. Dalam kasus apel menggunakan model prediksi berdasarkan

spektrum NIR untuk SSC dengan koefisien korelasi prediksi (R^2) sebesar 0,9398 (Guo *et al.*, 2016), penelitian serupa menghasilkan koefisien korelasi prediksi lebih baik yaitu sebesar 0,977 (Fan *et al.*, 2016) dan koefisien korelasi prediksi paling besar yaitu 0,990 (Bai *et al.*, 2019). Pemeriksaan SSC pada apel dengan koefisien korelasi prediksi paling kecil yaitu 0,842 menggunakan Vis-NIRS dengan *reflectance* menyebar panjang gelombang 550-950 nm (Xia *et al.*, 2019). Dalam kasus buah pir serta buah lainnya menggunakan model prediksi berdasarkan spektrum NIR untuk SSC juga menghasilkan koefisien korelasi prediksi paling tinggi 0,92 dan rendah 0,777. Perbedaan hasil dari model prediksi ini yaitu karena konfigurasi sampel, perangkat dan metode pemrosesan data beragam. Penggunaan Vis-NIR untuk pemeriksaan kekerasan, TSS, TA, DM, nutrisi serta cacat daging buah seperti lubang, memar, kecokelatan dan busuk menghasilkan nilai koefisien korelasi prediksi yang cukup bagus. Secara umum hasil pemeriksaan untuk buah yang kecil dan besar tidak menunjukkan perbedaan nilai koefisien korelasi prediksi yang signifikan, demikian juga untuk buah dengan kulit yang tebal dan tipis. Walaupun dinyatakan bahwa spektroskopi NIR berhasil dengan baik untuk menilai atribut buah terutama terbatas pada buah dengan pulp homogen dan kulit tipis (Oliveira *et al.*, 2014). Kinerja spektroskopi Vis-NIR pada beberapa prediksi buah terhadap atribut kualitas sangat dipengaruhi oleh mode pengukuran, posisi, rentang panjang gelombang serta metode yang digunakan.

Pencitraan Hiperspektral dan Multispektral

Hyperspectral dan *Multispectral Imaging* (H/MSI) didasarkan pada pencitraan konvensional dan spektroskopi (Luo *et al.*, 2019). H/MSI dapat memberikan informasi spasial dan spektral

secara bersamaan berbeda dengan teknik spektroskopi yang kurang informasi spasial. *Hyperspectral Imaging* (HSI) juga dikenal sebagai pencitraan kimia dan spektroskopi yang mengintegrasikan spektroskopi dan pencitraan ke dalam satu sistem. HSI menggunakan satu set gambar monokromatik dari ratusan *waveband* yang berdekatan untuk setiap posisi spasial dari sampel yang dipelajari dan setiap piksel dalam gambar berisi spektrum untuk posisi. Gambar ditangkap pada jumlah yang jauh lebih kecil dari band panjang gelombang biasanya dua atau tiga (Geladi *et al.*, 2004). Karena data gambar dianggap dua dimensi, dengan menambahkan dimensi baru informasi spektral, data hiperspektral dapat dianggap sebagai kubus data tiga dimensi. Prinsip MSI mirip dengan HSI, perbedaannya adalah bahwa HSI dapat memberikan data objek dalam kisaran panjang gelombang 400-1000 nm atau lebih luas, tetapi MSI hanya dapat memperoleh data dari beberapa panjang gelombang tetap (Fan *et al.*, 2017). Untuk skema pemeriksaan buah menggunakan H/MSI dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. Skema dan komponen H/MSI dan CV

Dari analisis literatur penggunaan H/MSI lebih banyak digunakan untuk pemeriksaan kualitas pada atribut internal yaitu sebanyak 65%. Pemeriksaan memar pada apel dengan HSI menunjukkan

akurasi prediksi hingga 99,9% (Che *et al.*, 2018), pemeriksaan cacat, cedera dingin dan cacat permukaan dengan akurasi hingga 98,4% (Zhang *et al.*, 2018), bahkan pemeriksaan busuk pada buah persik akurasinya mencapai 100% (Sun *et al.*, 2018). Demikian juga untuk pemeriksaan internal H/MSI memberikan akurasi yang baik walaupun tidak sebesar akurasi pemeriksaan eksternal. Pemeriksaan SSC dan kekerasan pada buah pir dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,99 (Li *et al.*, 2016), pemeriksaan memar internal pada blueberry dengan akurasi 92,5% (Hu *et al.*, 2016), pemeriksaan busuk internal pada apel dengan akurasi 98% (Zhang *et al.*, 2015) dan pemeriksaan biji semangka dengan akurasi 94,7% (Bae *et al.*, 2016).

Computer Vision

Computer Vision (CV) adalah bagian dari *Artificial Intelligent* yang bertujuan untuk membantu membuat keputusan yang tepat tentang deskripsi objek dengan mengekstraksi informasi yang berguna dari gambar. Sistem CV memperhitungkan warna primer: merah, hijau, biru (RGB), sehingga gambar yang diperoleh oleh kamera warna RGB dipusatkan pada panjang gelombang RGB. Sistem Hyperspectral CV menggabungkan teknik spektroskopi dan pencitraan yang memberikan informasi spektral untuk setiap piksel gambar spasial (Lorente *et al.*, 2012). Terdapat istilah *Machine Vision* (MV) yang masih berkaitan dengan CV. Jika CV untuk menganalisis citra secara otomatis sedangkan MV menggabungkan analisis citra otomatis dengan metode atau teknologi lain. Untuk skema pemeriksaan buah menggunakan CV dapat dilihat pada gambar 6. Proses kerja dari CV dalam pemeriksaan kualitas buah menggunakan metode yaitu preprocessing, segmentasi, ekstraksi fitur, klasifikasi (Nyalala *et al.*, 2019).

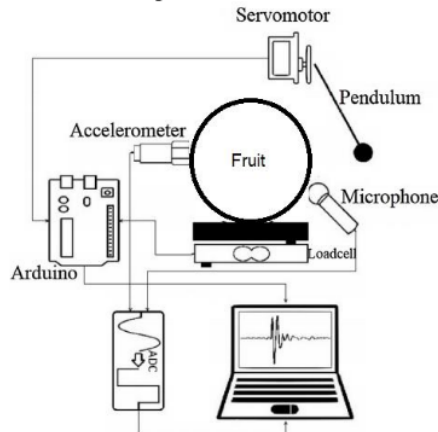
Dengan menggunakan CV banyak karakteristik seperti tekstur, bentuk, warna,

ukuran dan cacat buah dapat dinilai dan diperiksa dengan persentase akurasi yang cukup bagus untuk atribut eksternal bahkan sampai dengan 100% yaitu pemeriksaan pada buah pepaya (Behera *et al.*, 2020) dan lemon (Jahanbakhshi *et al.*, 2020). Namun untuk pemeriksaan enzim kecokelatan untuk mengetahui kehilangan nutrisi pada buah apel cincang diperoleh persentase akurasi yang kurang bagus yaitu 85% (Arora *et al.*, 2018). Secara umum untuk pemeriksaan atribut eksternal baik untuk buah besar dan kecil serta kulit tebal dan tipis menghasilkan persentase akurasi pemeriksaan yang cukup bagus, serta tantangan terkait pembedaan antara cacat dan kelopak/batang sudah cukup baik juga akurasinya yaitu 97,5% pada buah apel (Zhang *et al.*, 2015) dan tantangan terkait gradasi warna juga dengan akurasi sebesar 95,21% untuk kasus *bi-color* pada buah apel (Bhargava & Bansal, 2020)

Acoustic Signal, Dielectric Spectra, e-Nose, Laser-Induced Backscatter-ing Spectroscopy, Nuclear Magnetic Resonance, Pulsed Thermographic Imaging, dan X-ray CT

Acoustic Signal (AS) atau penginderaan akustik merupakan teknik ND untuk menilai kualitas buah. Prinsip kerjanya yaitu sinyal akustik yang dihasilkan benturan pendulum akan direkam dengan mikrofon yang dipasang dekat sampel kemudian akan dikonversi menjadi gambar. Gambar yang dihasilkan kemudian diklasifikasikan untuk menilai kualitas buah (Lashgari *et al.*, 2020). Spektrogram dapat digunakan sebagai representasi visual dari sinyal audio, setiap sinyal benturan dikonversi menjadi gambar spektrogram menggunakan *Short Time Fourier Transform* (STFT). *Fast Fourier transform* (FFT) juga dapat digunakan untuk transformasi frekuensi digital (Caladcad *et al.*, 2020). Untuk skema dan komponen AS dapat dilihat pada gambar 7. Dalam pemeriksaan kualitas buah apel diperoleh akurasi menggunakan model

prediksi 86,94%-91,11% (Lashgari *et al.*, 2020) dan pada kelapa dengan persentase tingkat akurasi sebesar 80% (Caladcad *et al.*, 2020). Penelitian dengan AS masih sedikit untuk kualitas buah dan masih terbuka tantangan untuk peningkatan akurasi dalam penilaian kualitas buah.



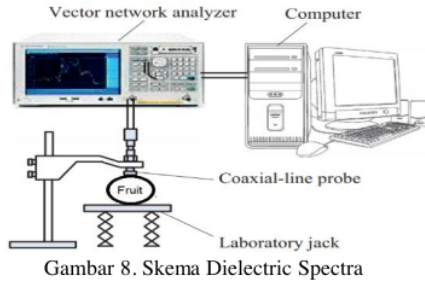
Gambar 7. Skema dan komponen *acoustic signal*

Dielectric Spectra atau spektroskopi dielektrik adalah teknik ND yang cepat, mudah. Dengan adanya sifat dielektrik bahan yaitu sifat kelistrikan yang menentukan interaksi bahan dengan medan listrik maka teknik *Dielectric Spectra* telah diterapkan dalam menentukan beberapa kualitas makanan, seperti kandungan protein dalam susu (Zhu *et al.*, 2015), kandungan lemak dalam daging, sukrosa atau kadar gula dalam madu, kadar air dalam susu, kacang-kacangan, dan keju (Zhu *et al.*, 2013). Spektroskopi dielektrik juga telah berhasil digunakan untuk memprediksi SSC pada nektarin pascapanen (Shang *et al.*, 2013).

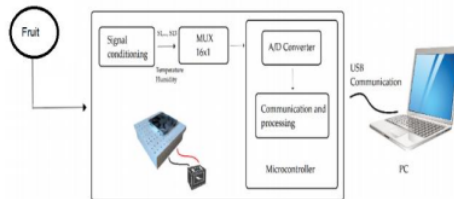
Proses kerja *Dielectric Spectra* dapat dilihat pada Gambar 8. *Network Analyzer* dihangatkan terlebih dahulu untuk stabilisasi, kemudian dikalibrasi pada *port* yang digunakan untuk pengukuran sifat dielektrik. Kemudian *network analyzer* dihubungkan dengan *coaxial-line probe*. *Probe* dikalibrasi menggunakan udara, *short-circuit*, dan air deionisasi. Untuk

mengurangi atau menghilangkan efek pada spektrum yang timbul dari instrumen dan lingkungan pengukuran dapat menggunakan metode *preprocessing spektral*. Pada pemeriksaan SSC dengan *Dielectric Spectra* pada buah persik menunjukkan hasil yang kurang bagus dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,6986 (Zhu *et al.*, 2016). Namun penelitian yang lain menunjukkan hasil yang bagus yaitu pemeriksaan SSC dan ketegasan buah pir dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,865 (Guo *et al.*, 2015) dan pemeriksaan SSC pada apel lebih baik lagi nilainya dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,908 (Shang *et al.*, 2015).

Electronic Nose (e-Nose) adalah teknologi ND yang meniru indra penciuman manusia untuk mendeteksi, membedakan dan mengklasifikasikan berdasarkan aroma. e-Nose merupakan teknologi berbasis sensor yang terkait dengan sampel dan lingkungan serta menciptakan titik bau yang unik (Dong *et al.*, 2013). Skema dan komponen dari e-Nose dapat dilihat pada Gambar 9, dimana proses kerja dimulai dari input untuk pengenalan pola akan dideteksi oleh sensor gas dalam *array* sensor, perangkat keras (mikrokontroler, multiplexer analog, sensor tekanan, suhu dan sensor kelembaban), *preprocessing* sinyal dan *database*. Reaksi kimia antara molekul permukaan sensor dan gas memberikan perubahan dalam respon sensor sebagai perubahan konsentrasi gas ambien. Udara akan ditarik ke dalam perangkat dalam *array* sensor dan lubang samping memungkinkan aliran udara. Aliran konstan ini memungkinkan respon yang lebih halus oleh sensor gas. Sensor gas memerlukan periode pemanasan awal hingga mencapai suhu operasi konstan yang ideal. Data akan dilakukan *pre-processing* kemudian dilakukan analisis lebih lanjut.



Gambar 8. Skema Dielectric Spectra



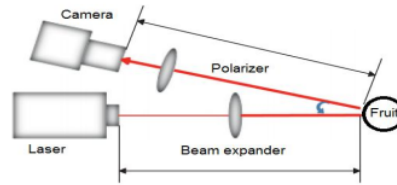
Gambar 9. Skema dan komponen e-Nose

Hasil penelitian e-Nose untuk pemeriksaan kualitas buah telah cukup baik dalam akurasi yaitu hingga 98,08% untuk deteksi buah persik (Voss *et al.*, 2019). Dan akurasi paling kecil yaitu sebesar 86,4% untuk pemeriksaan polimer pada buah strowberry (Varnamkhasti *et al.*, 2019). E-Nose cukup menjanjikan dan menunjukkan sensitivitas yang baik dalam deteksi kualitas. Namun tantangan lebih jauh yaitu adanya variabilitas fisik dan biologis dari buah.

Laser-Induced Backscattering Spectroscopy (LIBS) merupakan salah satu teknik ND dengansinar laser koherensi tinggi menerangi permukaan sampel, sebagian diserap oleh jaringan, dan sebagian tersebar atau berhamburan untuk membentuk titik-titik pada permukaan sampel. Informasi yang terbentuk pada permukaan sampel dapat mencirikan komposisi kimia dan sifat fisik. Gambar hamburan balik laser yang dikumpulkan oleh kamera dapat digunakan untuk mendeteksi kualitas buah (Wu *et al.*, 2020). Sinar laser yang diperluas oleh *beam expander* memberikan intensitas cahaya yang seragam ke dalam jaringan sampel. Permukaan sampel akan menyebabkan

pantulan specular ketika cahaya datang di atasnya sehingga polarizer ditempatkan di depan kamera untuk menghilangkan pantulan specular. Untuk skema dan komponen LIBS dapat dilihat pada gambar 10.

Hasil penerapan LIBS dalam memprediksi kualitas buah secara umum menghasilkan akurasi yang cukup baik. Paling tinggi dengan persentase 93,4% untuk pemeriksaan busuk internal pada sitrus (Lorente *et al.*, 2015). Penelitian lain untuk pemeriksaan kekerasan pada alpukat dengan akurasi 90,7% (Landahl dan Terry 2020) dan pemeriksaan kelopak pada apel dengan akurasi 92,5% (Wu *et al.* 2020).

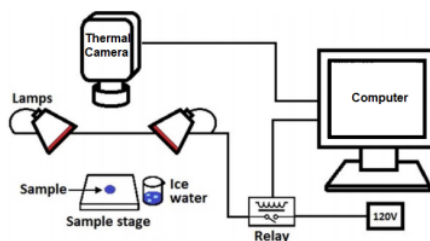


Gambar 10. Skema dan komponen LIBS

Nuclear Magnetic Resonance (NMR) merupakan alat yang dikembangkan dalam biologi struktural. Dasar dari spektroskopi NMR adalah absorpsi radiasi elektromagnetik dengan frekuensi radio oleh inti atom. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dapat memformat gambar dengan NMR. Hasilnya bisa memberikan gambar resolusi tinggi untuk struktur internal dengan ketebalan yang berbeda dari buah. Gambar resolusi tinggi dari struktur internal persik berhasil memprediksi kadar air persik selama penyimpanan dengan nilai koefisien korelasi prediksi sebesar 0,95 (Zhou *et al.*, 2016). Terdapat beberapa hambatan dalam penerapannya, diantaranya kendala biaya yang tinggi, keahlian dalam implementasi, dan masalah keselamatan terkait penggunaan medan magnet.

Pulsed Thermographic Imaging dibangun untuk pengumpulan data. Dasar

Pulsed Thermographic adalah *Infrared thermography* (IRT) yaitu pengukuran radiasi inframerah yang dipancarkan oleh suatu objek. Di antara berbagai jenis termografi, *pulsed thermographic* adalah termografi aktif dan menggunakan perbedaan dalam difusivitas termal dan konduktivitas untuk mengidentifikasi perbedaan suhu objek. Dalam *pulsed thermographic*, gelombang tunggal atau pulsa Dirac menstimulasi termal ke target. Untuk skema dan komponen *Pulsed Thermographic* dapat dilihat pada gambar 11. Pada *Pulsed Thermographic* pemilihan penempatan sampel yang tepat merupakan langkah penting. Reflektif dalam rentang inframerah untuk meminimalkan radiasi yang diserap dan reflektifitas ini harus difus untuk menghindari pantulan yang terlihat dari kamera termal dan lampu panas. Penempatan sampel harus memiliki inersia termal yang signifikan untuk menghindari fluktuasi suhu yang drastis selama pengumpulan data. Penelitian pada blueberry untuk deteksi memar internal menghasilkan akurasi 88% (Kuzy *et al.*, 2018). Hasil tersebut menggambarkan bahwa *Pulsed Thermographic* mampu deteksi memar dengan memanfaatkan perbedaan dalam sifat termal antara jaringan normal dan memar.

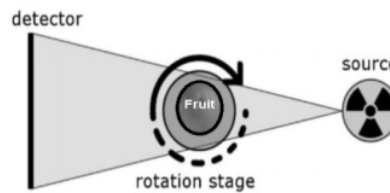


Gambar 11. Skema dan komponen *pulsed thermographic imaging*

X-ray atau sinar-X adalah teknologi yang umumnya diterapkan pada pemeriksaan keamanan di bandara dan bea cukai, namun *X-ray* juga telah banyak digunakan untuk mengkarakterisasi struktur internal buah (Magwaza dan

Opara, 2014). Prinsip dasar dibalik teknologi *X-ray* termasuk *X-ray* Gambar 12 menunjukkan skema dari *X-ray* CT. Ketika mengambil gambar dari berbagai sudut, gambar tersebut dapat digunakan untuk merekonstruksi gambar tiga dimensi dari suatu objek melalui algoritma matematika. Metode ini disebut *X-ray computed tomography* (CT).

Hasil penelitian untuk pemeriksaan atribut internal pada buah dengan *X-ray* CT menghasilkan akurasi yang sangat baik. Pemeriksaan granulasi pada jeruk dengan akurasi 99% (Van Dael *et al.*, 2016) dan pemeriksaan volume pada semangga dengan persentase koefisien korelasi prediksi sebesar 0,992 (Zou *et al.*, 2015). Dalam penelitian lebih lanjut, volume data besar dalam *X-ray* CT menimbulkan tantangan dalam akuisisi dan pemrosesan gambar.



Gambar 12. Skema *X-Ray* untuk prediksi buah

Penerapan *Machine Learning* Pada Teknologi Non Destruktif

Machine Learning (ML) adalah cabang *artificial intelligence* yang dapat mempelajari dan membangun algoritma dengan belajar sendiri dan membuat prediksi pada data. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kinerja pada tugas tertentu dengan membuat prediksi atau keputusan yang tepat. Dalam kaitan pendeteksian kualitas buah menggunakan teknik ND, data tersebut diperoleh dalam bentuk gambar 2 atau 3 dimensi, informasi spektral kontinu atau frekuensi atau nilai diskrit dari tipe numerik atau karakter. Salah satu subbidang ML yang banyak digunakan dalam penilaian kualitas buah

adalah pengenalan pola. Penerapan ML dalam pemeriksaan kualitas buah mencakup klasifikasi dan regresi. Teknik klasifikasi memprediksi respon diskrit; model dibangun untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori, sementara teknik regresi memprediksi tanggapan terus menerus seperti perkiraan perubahan temporal dari karakteristik tergantung waktu yang diberikan. Banyak algoritma pembelajaran telah digunakan untuk menilai sifat produk buah. Untuk menghitung kinerja model dan algoritma ML, berbagai model statistik dan matematika dapat digunakan. Setelah akhir proses pembelajaran, model yang terlatih dapat digunakan untuk mengklasifikasi, memprediksi, atau mengelompokkan contoh-contoh baru (menguji data) menggunakan pengalaman yang diperoleh selama proses pelatihan.

Berdasarkan tugas pembelajarannya ML diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu *supervised learning*, *unsupervised learning* dan *reinforcement learning*. Model pembelajaran dalam ML yang terkait dengan analisis literatur diantaranya *Regression*, *Support Vector Machine (SVM)*, *Artificial Neural Networks (ANN)*, *Bayesian Models*, *Decision Trees*, dan *Ensemble Learning*.

Machine Learning untuk Prediksi Kualitas Buah pada Atribut Internal

Pemeriksaan kualitas buah berdasarkan atribut internal tidak dapat diidentifikasi secara visual. Berdasarkan analisis literatur teknologi CV yang paling canggih tidak mampu mendeteksi kualitas buah dari atribut internal. Atribut internal pada buah dapat diperiksa dengan teknologi spektroskopi Vis-NIR, H/MSI, AC, *Dielectric Spectra*, e-Nose, LIBS, NMR/MRI, *Pulsed Thermographic Imaging* dan X-ray CT. Teknologi ND telah menunjukkan kemampuan dalam pemeriksaan internal namun masih

memiliki tantangan seperti terbatasnya kecepatan, yang dapat dikaitkan dengan waktu perolehan data (X-ray) atau pemrosesan (HSI), biaya tinggi untuk beberapa perangkat atau batasan teknis (kedalaman penetrasi terbatas untuk perangkat berbasis inframerah), karakteristik internal pada buah seperti ketebalan tebal, batas buah yang buram. ML telah diadopsi untuk pengambilan dan analisis data dalam pemeriksaan kualitas buah, dengan adanya keterbatasan pada teknologi ND tersebut penggunaan metode dan algoritma yang tepat diharapkan mampu menghasilkan model dan akurasi yang terbaik dalam pemeriksaan kualitas buah.

Hasil penelitian untuk atribut internal dengan teknologi X-ray CT menggunakan klasifikasi *naive bayes* dan kNN untuk memisahkan buah jeruk dengan gangguan internal berhasil dengan akurasi 95,7% untuk deteksi granulasi dan 93,6% untuk lemon yang terkena endoxerosis (Van Dael *et al.* 2016). Demikian juga kombinasi SVM dan algoritma ekstraksi fitur berhasil memprediksi kualitas buah pir dengan akurasi 95.1% (Looverbosch *et al.*, 2020). Penggunaan teknologi *pulsed thermographic imaging* dalam pemeriksaan blueberry ekstraksi fitur dengan *algoritme native*, seleksi fitur dengan *algoritme relief* dan model klasifikasi membandingkan LDA, SVM, RF, kNN, dan LR, disimpulkan bahwa LR paling baik akurasinya dengan 88 % (Kuzy *et al.* 2018). Prediksi SSC dengan Vis-NIR dengan pengambilan data dari berbagai orientasi dengan kombinasi *Signal-to-noise ratio (SNR)* dan *area change rate (ACR)* untuk evaluasi stabilitas spektrum, pengembangan model dengan PLS dan LS-SVM serta CARS dan SPA untuk memilih panjang gelombang menghasilkan koefisien korelasi prediksi 0,842 (Xia *et al.*, 2019). Dalam penelitian pada teknologi HSI dengan menerapkan dua CNN, yaitu

residual network (ResNet) dan ResNext untuk klasifikasi data transmansi hyperspectral berhasil meningkatkan akurasi dan mengurangi biaya waktu deteksi untuk kerusakan internal pada blueberry dibandingkan dengan pengklasifikasi ML lainnya seperti RF, regresi linier, SVM, bagging dan multilayer perceptron, ResNet dan ResNext menghasilkan kinerja klasifikasi unggul dalam hal akurasi dan presisi (Wang *et al.*, 2018).

Dengan perkembangan deep learning yang meningkat pesat untuk pengenalan objek, penggunaan sistem citra untuk deteksi atribut internal dalam prediksi kualitas buah dapat dibuat lebih efisien dengan penentuan deteksi yang spesifik saat membangun model training.

Machine Learning untuk Prediksi Kualitas Buah pada Atribut Eksternal

Pemeriksaan kualitas buah pada atribut eksternal paling banyak menggunakan teknologi CV dan H/MSI. Pada penelitian menggunakan HSI untuk deteksi memar apel berhasil diperoleh dengan akurasi 95% dan waktu yang digunakan lebih cepat, yaitu menggunakan kombinasi SPA dengan SVM berbasis *grid search parameter optimization* (GS-SVM) untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi tingkat memar (Tan *et al.*, 2018). Penggunaan CV untuk klasifikasi tingkat kematangan papaya dengan pendekatan ML meliputi tiga fitur dan tiga pengklasifikasi dengan fungsi kernel yang berbeda. Fitur dan pengklasifikasi yang digunakan adalah LBP, HOG, GLCM, kNN, SVM dan *Naive Bayes*. Pendekatan transfer learningnya ada tujuh model training yaitu ResNet101, ResNet50, ResNet18, VGG19, VGG16, GoogleNet dan AlexNet. Diperoleh hasil klasifikasi dengan akurasi 100% yaitu kNN dengan fitur HOG dan waktu pelatihan 0,099548 detik (Behera *et al.* 2020).

Untuk meningkatkan kinerja klasifikasi dan penilaian buah mangga, digunakan *Genetic Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (GANFIS) untuk klasifikasi buah mangga. Gambar diekstraksi untuk fitur warna, bentuk, dan tekstur dengan LBP dan GLCM serta GA untuk melakukan pemilihan fitur. ANFIS untuk klasifikasi dan penilaian diperoleh akurasi 99,18% (Anurekha dan Sankaran, 2020). Klasifikasi tingkat kematangan buah murbei menggunakan CV fitur warna, geometris, dan tekstur diekstraksi dengan dua metode pemilihan fitur yaitu *Correlation-based Feature Selection subset* (CFS) dan *Consistency subset* (CONS) dan klasifikasi ANN dan SVM. Diperoleh perbandingan bahwa ANN lebih baik dari SVM dan kinerja klasifikasi terbaik dengan CFS (Azarndel *et al.* 2020).

ML efektif untuk meningkatkan akurasi deteksi, memungkinkan pengurangan dimensi data atau ekstraksi fitur. ML juga memungkinkan untuk pemrosesan spektral dan gambar yang lebih cepat daripada metode segmentasi tradisional, deteksi objek dan otomatisasi yang lebih cepat menjadi sangat layak dengan supervised learning.

Peluang Deteksi Kualitas Buah yang Cepat dengan Machine Learning

Deteksi kualitas buah secara online dan cepat sangat diperlukan oleh industri untuk menyortir dan menilai buah. CV sudah cukup bagus dalam kecepatan untuk deteksi kualitas buah namun hanya terbatas pada atribut eksternal. Penelitian dengan algoritma pembelajaran lanjutan telah membuat kemajuan dalam mengurangi waktu pemrosesan gambar, di mana pemilihan fitur dan metode pra-pemrosesan memainkan peran integral.

Pengembangan sistem untuk deteksi apel yang memar secara online menggunakan *shortwave infrared* (SWIR) HSI. Dengan menggabungkan kalibrasi

reflektansi terbaik dan teknik pra-pemrosesan terbaik untuk koreksi cahaya, akurasi deteksi mencapai 98% dan waktu pemrosesan per apel 20 ms. Waktu pemrosesan menjadi lebih pendek, untuk melakukan perbaikan dalam kecepatan pemrosesan yang disebabkan oleh ketidakakuratan, disarankan untuk lebih mengoptimalkan perangkat keras (Keresztes *et al.*, 2016).

Penelitian lain dengan penerapan CNN menunjukkan bahwa CNN meningkatkan waktu dalam mendeteksi kerusakan internal blueberry menggunakan HSI. Dengan waktu klasifikasi untuk setiap sampel pengujian dikurangi menjadi 5.2 ms dan 6.5 ms untuk kedua jenis CNN yang digunakan (Wang *et al.*, 2018). Arsitektur *Deep Learning* (DL) telah menerapkan *graphical processing unit* (GPU) dalam pemrograman, hal ini akan mempercepat waktu pemrosesan jika dibandingkan pendekatan berbasis CPU. Meskipun implementasi berbasis GPU membutuhkan tingkat pemrograman tinggi dan komputer dengan kemampuan GPU yang relatif mahal, namun ke depan perangkat keras akan semakin terjangkau untuk komputasi dan biayanya.

KESIMPULAN

Prediksi kualitas buah sangat penting untuk memberikan konsumen produk yang terbaik serta meningkatkan nilai ekonomis. Untuk menghasilkan akurasi prediksi kualitas buah dengan teknik ND dibutuhkan dua hal yaitu pengembangan instrumen deteksi buah dan teknik penanganan data. Kemajuan teknologi ND dan metode ML cukup menjanjikan dan makin baik mendukung akurasi untuk prediksi kualitas buah. Teknologi ND yang paling banyak digunakan untuk pemeriksaan atribut internal yaitu Vis-NIR sedangkan untuk pemeriksaan atribut eksternal yaitu CV dan H/MSI. Pengembangan terhadap teknologi ND terus dilakukan untuk mencapai tujuan

yaitu cepat, handal, portabel, dan hemat biaya.

Banyak algoritma pembelajaran telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi deteksi dan mempercepat waktu pemrosesan. Diantaranya teknik segmentasi, *deep learning* untuk otomatisasi ekstraksi fitur dan teknik klasifikasi lainnya untuk identifikasi. ML efektif untuk meningkatkan akurasi deteksi, memungkinkan pengurangan dimensi data atau ekstraksi fitur. ML juga memungkinkan untuk pemrosesan spektral dan gambar yang lebih cepat daripada metode segmentasi tradisional, deteksi objek dan otomatisasi yang lebih cepat menjadi sangat layak dengan *supervised learning*. Beberapa penelitian telah mampu mengklasifikasi kualitas buah dengan akurasi yang tinggi. Tantangannya adalah bagaimana tetap menjaga nilai klasifikasi dan prediksi yang tinggi dengan tanpa mengurangi waktu pelabelan. Hal ini akan mendukung deteksi realtime dan online dimana aplikasi dapat memperbarui pelabelan secara lanjut dan melakukan transfer model. Memilih algoritma pembelajaran yang tepat untuk masalah tertentu adalah langkah penting untuk efektivitas model.

Prediksi kualitas buah berdasarkan atribut eksternal telah berhasil dengan akurasi yang baik melalui teknik pencitraan, untuk atribut internal dengan teknik spektral, dimana ML sebagai pengaktif ekstraksi fitur dan meningkatkan akurasi klasifikasi dan prediksi. Kemampuan deteksi yang cepat dengan akurasi yang baik masih menjadi tujuan pada penelitian. CV mampu memberikan kecepatan deteksi yang lumayan bagus namun masih terbatas untuk deteksi atribut eksternal. Vis-NIR dan H/MSI dapat menjadi kandidat untuk deteksi cepat namun harus didukung ML dan DL untuk keberhasilkannya. DL telah memungkinkan untuk perbaikan dalam

mengurangi waktu pemrosesan gambar dan ekstraksi fitur yang efektif untuk identifikasi cacat. Penerapan DL telah menunjukkan harapan besar namun masih sedikit penelitian yang dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anurekha, D., & Sankaran, R. A. (2020). Efficient classification and grading of MANGOES with GANFIS for improved performance. *Multimedia Tools and Applications*, 79(5–6), 4169–4184. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-07784-x>
- Arora, M., Dutta, M. K., Travieso, C. M., & Burget, R. (2018). Image Processing Based Classification of Enzymatic Browning in Chopped Apples. *2018 IEEE International Work Conference on Bioinspired Intelligence (IWOBI)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/IWOBI.2018.8464181>
- Azarmdel, H., Jahanbakhshi, A., Mohtasebi, S. S., & Muñoz, A. R. (2020). Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM). *Postharvest Biology and Technology*, 166, 111201. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2020.111201>
- Bai, Y., Xiong, Y., Huang, J., Zhou, J., & Zhang, B. (2019). Accurate prediction of soluble solid content of apples from multiple geographical regions by combining deep learning with spectral fingerprint features. *Postharvest Biology and Technology*, 156, 110943. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2019.110943>
- Behera, S. K., Rath, A. K., & Sethy, P. K. (2020). Maturity Status Classification of Papaya Fruits based on Machine Learning and Transfer Learning Approach. *Information Processing in Agriculture*. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2020.05.003>
- Bhargava, A., & Bansal, A. (2020). Quality evaluation of Mono & bi-Colored Apples with computer vision and multispectral imaging. *Multimedia Tools and Applications*, 79(11–12), 7857–7874. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08564-3>
- Caladcad, J. A., Cabahug, S., Catamco, M. R., Villaceran, P. E., Cosgafa, L., Cabizares, K. N., Hermosilla, M., & Piedad, E. J. (2020). Determining Philippine coconut maturity level using machine learning algorithms based on acoustic signal. *Computers and Electronics in Agriculture*, 172(November 2019), 105327. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105327>
- Che, W., Sun, L., Zhang, Q., Tan, W., Ye, D., Zhang, D., & Liu, Y. (2018). Pixel based bruise region extraction of apple using Vis-NIR hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, 146, 12–21. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.01.013>
- Cortés, V., Ortiz, C., Aleixos, N., Blasco, J., Cubero, S., & Talens, P. (2016). A new internal quality index for mango and its prediction by external visible and near-infrared reflection spectroscopy. *Postharvest Biology and Technology*, 118, 148–158. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2016.04.011>
- Cui, S., Ling, P., Zhu, H., & Keener, H. (2018). Plant Pest Detection Using an Artificial Nose System: A Review. *Sensors*, 18(2), 378. <https://doi.org/10.3390/s18020378>

- de Oliveira, G. A., Bureau, S., Renard, C. M.-G. C., Pereira-Netto, A. B., & de Castilhos, F. (2014). Comparison of NIRS approach for prediction of internal quality traits in three fruit species. *Food Chemistry*, *143*, 223–230.
<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.07.122>
- El-Mesery, H., Mao, H., & Abomohra, A. (2019). Applications of Non-destructive Technologies for Agricultural and Food Products Quality Inspection. *Sensors*, *19*(4), 846.
<https://doi.org/10.3390/s19040846>
- Fan, S., Zhang, B., Li, J., Liu, C., Huang, W., & Tian, X. (2016). Prediction of soluble solids content of apple using the combination of spectra and textural features of hyperspectral reflectance imaging data. *Postharvest Biology and Technology*, *121*, 51–61.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2016.07.007>
- Geladi, P., Burger, J., & Lestander, T. (2004). Hyperspectral imaging: calibration problems and solutions. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *72*(2), 209–217.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2004.01.023>
- Ghasemi-Varnamkhasi, M., Mohammad-Razdari, A., Yoosefian, S. H., Izadi, Z., & Rabiei, G. (2019). Selection of an optimized metal oxide semiconductor sensor (MOS) array for freshness characterization of strawberry in polymer packages using response surface method (RSM). *Postharvest Biology and Technology*, *151*, 53–60.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2019.01.016>
- Guo, Z., Huang, W., Peng, Y., Chen, Q., Ouyang, Q., & Zhao, J. (2016). Color compensation and comparison of shortwave near infrared and long wave near infrared spectroscopy for determination of soluble solids content of 'Fuji' apple. *Postharvest Biology and Technology*, *115*, 81–90.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2015.12.027>
- Hu, M.-H., Dong, Q.-L., Liu, B.-L., & Opara, U. L. (2016). Prediction of mechanical properties of blueberry using hyperspectral interactance imaging. *Postharvest Biology and Technology*, *115*, 122–131.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2015.11.021>
- Keresztes, J. C., Goodarzi, M., & Saeys, W. (2016). Real-time pixel based early apple bruise detection using short wave infrared hyperspectral imaging in combination with calibration and glare correction techniques. *Food Control*, *66*, 215–226.
<https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2016.02.007>
- Kuzy, J., Jiang, Y., & Li, C. (2018). Blueberry bruise detection by pulsed thermographic imaging. *Postharvest Biology and Technology*, *136*, 166–177.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2017.10.011>
- Li, J., Huang, W., Tian, X., Wang, C., Fan, S., & Zhao, C. (2016). Fast detection and visualization of early decay in citrus using Vis-NIR hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, *127*, 582–592.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.016>
- Lorente, D., Zude, M., Idler, C., Gómez-Sanchis, J., & Blasco, J. (2015). Laser-light backscattering imaging for early decay detection in citrus fruit using both a statistical and a

- physical model. *Journal of Food Engineering*, 154, 76–85. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2015.01.004>
- Magwaza, L. S., Opara, U. L., Terry, L. A., Landahl, S., Cronje, P. J. R., Nieuwoudt, H. H., Hanssens, A., Saeys, W., & Nicolaï, B. M. (2013). Evaluation of Fourier transform-NIR spectroscopy for integrated external and internal quality assessment of Valencia oranges. *Journal of Food Composition and Analysis*, 31(1), 144–154. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jfca.2013.05.007>
- Nyalala, I., Okinda, C., Nyalala, L., Makange, N., Chao, Q., Chao, L., Yousaf, K., & Chen, K. (2019). Tomato volume and mass estimation using computer vision and machine learning algorithms: Cherry tomato model. *Journal of Food Engineering*, 263, 288–298. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2019.07.012>
- Opara, U. L., & Pathare, P. B. (2014). Bruise damage measurement and analysis of fresh horticultural produce-A review. *Postharvest Biology and Technology*, 91, 9–24. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2013.12.009>
- 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>
- Plazzotta, S., Manzocco, L., & Nicoli, M. C. (2017). Fruit and vegetable waste management and the challenge of fresh-cut salad. In *Trends in Food Science and Technology* (Vol. 63, pp. 51–59). Elsevier Ltd.
- <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2017.02.013>
- Reboredo-Rodríguez, P., González-Barreiro, C., Cancho-Grande, B., & Simal-Gándara, J. (2014). Quality of extra virgin olive oils produced in an emerging olive growing area in north-western Spain. *Food Chemistry*, 164, 418–426. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2014.05.043>
- Saldaña, E., Siche, R., Luján, M., & Quevedo, R. (2013). Review: computer vision applied to the inspection and quality control of fruits and vegetables. *Brazilian Journal of Food Technology*, 16(4), 254–272. <https://doi.org/10.1590/S1981-67232013005000031>
- Sivakumar, D., Jiang, Y., & Yahia, E. M. (2011). Maintaining mango (*Mangifera indica* L.) fruit quality during the export chain. *Food Research International*, 44(5), 1254–1263. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2010.11.022>
- Srivastava, S., & Sadiatp, S. (2016). Development of a low cost optimized handheld embedded odor sensing system (HE-Nose) to assess ripeness of oranges. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 10(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s11694-015-9270-3>
- Sun, Y., Xiao, H., Tu, S., Sun, K., Pan, L., & Tu, K. (2018). Detecting decayed peach using a rotating hyperspectral imaging testbed. *LWT*, 87, 326–332. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2017.08.086>
- Van De Looverbosch, T., Rahman Bhuiyan, M. H., Verboven, P., Dierick, M., Van Loo, D., De Beenbrouwer, J., Sijbers, J., &

- Nicolai, B. (2020). Nondestructive internal quality inspection of pear fruit by X-ray CT using machine learning. *Food Control*, 113. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2020.107170>
- Voss, H. G. J., Stevan, S. L., & Ayub, R. A. (2019). Peach growth cycle monitoring using an electronic nose. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163, 104858. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104858>
- Wu, A., Zhu, J., & Ren, T. (2020). Detection of apple defect using laser-induced light backscattering imaging and convolutional neural network. *Computers & Electrical Engineering*, 81, 106454. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.106454>
- Xia, Y., Huang, W., Fan, S., Li, J., & Chen, L. (2019). Effect of spectral measurement orientation on online prediction of soluble solids content of apple using Vis/NIR diffuse reflectance. *Infrared Physics & Technology*, 97, 467–477.
- Zhang, B., Huang, W., Wang, C., Gong, L., Zhao, C., Liu, C., & Huang, D. (2015). Computer vision recognition of stem and calyx in apples using near-infrared linear-array structured light and 3D reconstruction. *Biosystems Engineering*, 139, 25–34. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.07.011>
- Zhou, H., Ye, Z., Yu, Z., Su, M., & Du, J. (2016). Application of Low-Field Nuclear Magnetic Resonance and Proton Magnetic Resonance Imaging in Evaluation of yellow Peach's Storage Suitability. *Emirates Journal of Food and Agriculture*, 28(9), 633.

AUTHOR GUIDELINES

Term and Condition

1. Types of paper are original research or review paper that relevant to our Focus and Scope and never or in the process of being published in any national or international journal
2. Paper is written in good Indonesian or English
3. Paper must be submitted to <http://journal.trunojoyo.ac.id/agrointek/index> and journal template could be download here.
4. Paper should not exceed 15 printed pages (1.5 spaces) including figure(s) and table(s)

Article Structure

1. Please ensure that the e-mail address is given, up to date and available for communication by the corresponding author
2. Article structure for original research contains

Title, The purpose of a title is to grab the attention of your readers and help them decide if your work is relevant to them. Title should be concise no more than 15 words. Indicate clearly the difference of your work with previous studies.

Abstract, The abstract is a condensed version of an article, and contains important points of introduction, methods, results, and conclusions. It should reflect clearly the content of the article. There is no reference permitted in the abstract, and abbreviation preferably be avoided. Should abbreviation is used, it has to be defined in its first appearance in the abstract.

Keywords, Keywords should contain minimum of 3 and maximum of 6 words, separated by semicolon. Keywords should be able to aid searching for the article.

Introduction, Introduction should include sufficient background, goals of the work, and statement on the unique contribution of the article in the field. Following questions should be addressed in the introduction: Why the topic is new and important? What has been done previously? How result of the research contribute to new understanding to the field? The introduction should be concise, no more than one or two pages, and written in present tense.

Material and methods, “This section mentions in detail material and methods used to solve the problem, or prove or disprove the hypothesis. It may contain all the terminology and the notations used, and develop the equations used for reaching a solution. It should allow a reader to replicate the work”

Result and discussion, “This section shows the facts collected from the work to show new solution to the problem. Tables and figures should be clear and concise to illustrate the findings. Discussion explains significance of the results.”

Conclusions, “Conclusion expresses summary of findings, and provides answer to the goals of the work. Conclusion should not repeat the discussion.”

Acknowledgment, Acknowledgement consists funding body, and list of people who help with language, proof reading, statistical processing, etc.

References, We suggest authors to use citation manager such as Mendeley to comply with Ecology style. References are at least 10 sources. Ratio of primary and secondary sources (definition of primary and secondary sources) should be minimum 80:20.

Journals

Adam, M., Corbeels, M., Leffelaar, P.A., Van Keulen, H., Wery, J., Ewert, F., 2012. Building crop models within different crop modelling frameworks. *Agric. Syst.* 113, 57–63. doi:10.1016/j.agsy.2012.07.010

Arifin, M.Z., Probowati, B.D., Hastuti, S., 2015. Applications of Queuing Theory in the Tobacco Supply. *Agric. Sci. Procedia* 3, 255–261. doi:10.1016/j.aaspro.2015.01.049

Books

Agrios, G., 2005. *Plant Pathology*, 5th ed. Academic Press, London.

J7-TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN MACHINE LEARNING UNTUK PREDIKSI KUALITAS BUAH

ORIGINALITY REPORT

6%

SIMILARITY INDEX

5%

INTERNET SOURCES

3%

PUBLICATIONS

1%

STUDENT PAPERS

MATCH ALL SOURCES (ONLY SELECTED SOURCE PRINTED)

1%

★ pt.scribd.com

Internet Source

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On

TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN MACHINE LEARNING

by sky high

Submission date: 27-Jul-2022 11:42AM (UTC-0700)

Submission ID: 1864437379

File name: NG_UNTUK_PREDIKSI_KUALITAS_BUAH_TINJAUAN_LITERATUR_2015-2020.pdf (833.02K)

Word count: 7136

Character count: 43642

VOLUME 15, NOMOR 1 MARET 2021

ISSN: 1907-8056
e-ISSN: 2527-5410

AGROINTEK

JURNAL TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN

JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN
UNIVERSITAS TRUNOJOYO MADURA

1
AGROINTEK: Jurnal Teknologi Industri Pertanian

Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian is an open access journal published by Department of Agroindustrial Technology, Faculty of Agriculture, University of Trunojoyo Madura. Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian publishes original research or review papers on agroindustry subjects including Food Engineering, Management System, Supply Chain, Processing Technology, Quality Control and Assurance, Waste Management, Food and Nutrition Sciences from researchers, lecturers and practitioners. Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian is published four times a year in March, June, September and December.

Agrointek does not charge any publication fee.

Agrointek: Jurnal Teknologi Industri Pertanian has been accredited by ministry of research, technology and higher education Republic of Indonesia: 30/E/KPT/2019. Accreditation is valid for five years. start from Volume 13 No 2 2019.

Editor In Chief

Umi Purwandari, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Editorial Board

Wahyu Supartono, Universitas Gadjah Mada, Yogyakarta, Indonesia

Michael Murkovic, Graz University of Technology, Institute of Biochemistry, Austria

Chanapat Rardniyom, Maejo University, Thailand

Mohammad Fuad Fauzul Mu'tamar, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Khoirul Hidayat, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Cahyo Indarto, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Managing Editor

Raden Arief Firmansyah, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Assistant Editor

Miftakhul Efendi, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Heri Iswanto, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Safina Istighfarin, University of Trunojoyo Madura, Indonesia

Alamat Redaksi

DEWAN REDAKSI JURNAL AGROINTEK

JURUSAN TEKNOLOGI INDUSTRI PERTANIAN

FAKULTAS PERTANIAN UNIVERSITAS TRUNOJOYO MADURA

Jl. Raya Telang PO BOX 2 Kamal Bangkalan, Madura-Jawa Timur

E-mail: Agrointek@trunojoyo.ac.id



TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN *MACHINE LEARNING* UNTUK PREDIKSI KUALITAS BUAH: TINJAUAN LITERATUR 2015-2020

Ali Khumaidi*

Program Studi Teknik Informatika, Universitas Krisnadwipayana, Jakarta, Indonesia

Article history

Diterima:
6 Juli 2020
Diperbaiki:
1 Agustus 2020
Disetujui:
10 November 2020

Keyword

Fruit Quality;
Machine Learning;
Non Destructive;
Prediction;
Technology;

ABSTRACT

Accuracy in predicting fruit quality is critical to provide the best products to consumers and increase economic value. To produce accurate prediction of good fruit quality, it is needed the right technological instruments and data processing techniques. This literature review systematically summarizes and analyzes non-destructive technology and machine learning to predict fruit quality over the past five years and its challenges and explore future opportunities and prospects for forming the latest references for researchers. Based on the analysis results, accuracy and speed in examining fruit quality for internal and external attributes required different technological approaches, methods, and algorithms according to their characteristics. The development of technology and algorithms continues to achieve the goal of the presence of fruit quality detection devices that are fast, reliable, portable, and cost-effective.

©hak cipta dilindungi undang-undang

* Ali Khumaidi
Email : alikhumaidi@unkris.ac.id
DOI 10.21107/agrointek.v15i1.7810

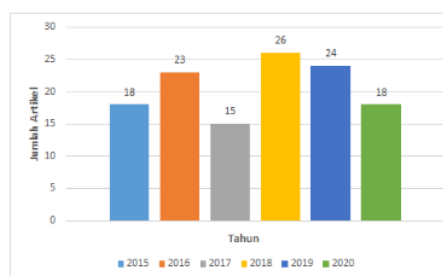


PENDAHULUAN

Buah merupakan komoditas pertanian yang memiliki potensi besar untuk dikembangkan. Buah adalah salah satu jenis makanan yang memiliki rasa yang lezat, aroma yang enak juga memiliki kandungan gizi, vitamin, serat, polifenol, *flavonoid* serta mineral yang pada umumnya sangat baik untuk dikonsumsi tubuh (Sivakumar *et al.*, 2011). Seiring dengan tumbuhnya tingkat kesadaran konsumen terhadap kualitas dan nilai gizi buah (Cortés *et al.*, 2016) maka para pedagang harus menyediakan buah dengan kualitas yang optimal. Perdagangan buah memiliki permasalahan masa simpan yang relatif singkat sehingga dalam distribusi terjadi penurunan kualitas dan kerusakan sebelum sampai pada konsumen (Plazzotta *et al.*, 2017).

Pengujian menggunakan teknik destruktif yaitu pengujian terhadap suatu objek dengan cara merusak material objek. Penerapan teknik destruktif membutuhkan banyak tenaga manusia dengan kemampuan tertentu, waktu yang digunakan lama, serta memerlukan persiapan bahan dan alat tertentu (Magwaza *et al.*, 2013). Dalam beberapa tahun terakhir pengujian dengan teknik non-destruktif (ND) cukup memberikan hasil yang baik. Teknik ND mampu mengevaluasi kualitas buah dengan pengukuran dan analisis berbagai parameter kualitas sehingga dapat mengurangi limbah, biaya lebih murah dan memungkinkan pengujian berulang. Pengujian dengan teknik ND makin banyak diadopsi untuk pengujian kualitas buah. Teknik ND cukup efektif dengan tanpa melakukan sentuhan langsung pada objek sehingga tidak memengaruhi kualitas atau merusak objek. Penerapan pengujian dengan teknik ND merupakan pendekatan terbaik untuk objek yang mudah rusak atau makanan segar (Saldaña *et al.*, 2013).

Machine Learning (ML) adalah bagian dari *Artificial Intelligence* (AI) yang kinerja sistemnya otomatis dan mampu memperbaiki diri berdasarkan pengalamannya tanpa harus diprogram. ML mampu mengolah informasi, pemrosesan sinyal dan analisis data dari berbagai input atau sensor (Cui *et al.*, 2018). ML juga mampu mengatasi keterbatasan paradigma komputasi klasik. Pada masa mendatang penggunaan komputasi dengan ML pada teknik ND untuk pengujian kualitas buah dapat memberikan akurasi yang baik dengan waktu yang cepat dalam pemeriksaan kualitas buah. Penelitian ini bertujuan menganalisis tentang prediksi kualitas buah, dengan teknik ND dan penerapan ML dengan akurasi hasil prediksi yang tinggi.



Gambar 1. Grafik tahun jumlah artikel terkait (2015-2020)

METODE

Literatur akademik yang ditinjau dalam artikel ini diperoleh dari *database* artikel ilmiah seperti: *Science Direct*, *IEEE Xplore*, *ACM Digital Library*, dan *Springer Link* dari tahun 2015 hingga 2020 yang membahas tentang kualitas buah, teknik ND dan penerapan ML. Total artikel yang diperoleh sebanyak 124 dengan komposisi artikel berdasarkan tahun pada gambar 1. Penentuan artikel yang dipilih dengan menggunakan kombinasi kata kunci: *prediction*, *fruit,quality*, *non destructive*, dan *machine learning*. Jika dilihat dari grafik tersebut bahwa tren

penelitian dibidang yang terkait dengan kualitas buah, teknologi ND dan ML masih cukup banyak tantangan yang dapat diteliti.

Artikel ini dibagi menjadi tiga topik diskusi untuk memudahkan akademisi dan praktisi dalam memahami temuan-temuan utama literatur yang diulas dalam artikel ini sebagai berikut:

- Diskusi satu: Kualitas Buah
- Diskusi dua: Teknologi Non Destruktif Untuk Prediksi Kualitas Buah
- Diskusi tiga: Diskusi tentang Penerapan *Machine Learning* Pada Teknologi Non Destruktif.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Kualitas Buah

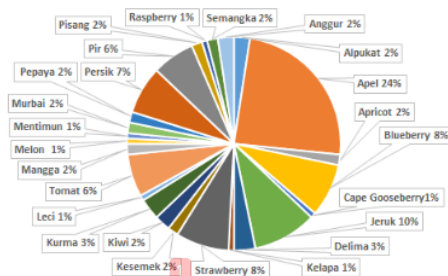
Penilaian kualitas buah tidak hanya ditentukan oleh satu atribut saja namun ada beberapa atribut dan karakteristik yang mempengaruhi (Pathare *et al.*, 2013). Penilaian konsumen terhadap kualitas buah tidak hanya terbatas pada atribut eksternal, seperti bentuk, ukuran, warna, dan tidak ada cacat (Opara dan Pathare, 2014), tetapi juga terhadap atribut internal buah, seperti *Soluble Solid Content* (SSC), *Titratable Acidity* (TA), rasio padatan terhadap asam (SSC/TA) dan tekstur (Magwaza *et al.*, 2013). Selain atribut eksternal dan internal, komposisi kimia juga cukup efektif untuk mengukur kualitas, komponen kimia tersebut terdiri dari *Total Soluble Solids* (TSS), pati, asam, dan vitamin C (Rodríguez *et al.*, 2014). Penilaian atribut internal selain parameter diatas juga meliputi kekerasan, indeks klorofil, *dry matter* (DM), etilen, protein, rongga dan air pada internal, busuk, cacat, kerenyahan, aroma, dan rasa. Atribut eksternal juga meliputi berat, volume, diameter / rasio kedalaman, memar dan bercak (El-Mesery *et al.*, 2019). Berdasarkan analisis literatur maka penilaian kualitas buah dapat dikelompokkan menjadi dua atribut yaitu

internal dan eksternal dengan berbagai parameternya seperti pada tabel 1.

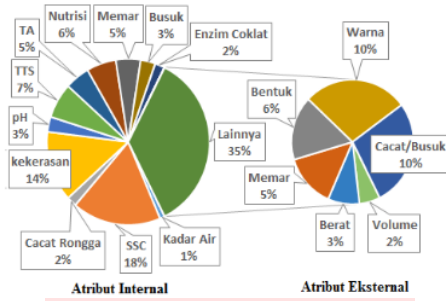
Tabel 1. Atribut kualitas buah

Parameter	Komponen
Atribut Eksternal	
Ukuran	Massa, volume, dimensi
Bentuk	Diameter
Warna	Permukaan
Cacat	Memar, bercak
Atribut Internal	
Tekstur	Kekerasan, kerenyahan, DM, indeks klorofil
Nutrisi	Pati, Protein, Vitamin, Antioksidan
Rasa	Manis, Asam, Aroma
Cacat	Busuk, Memar, Rongga, Inti Air

Hasil kajian literatur menunjukkan bahwa pengujian kualitas buah lebih banyak penelitian tentang atribut internal yaitu sebanyak 65 %. Komposisi Buah yang menjadi objek penelitian dapat dilihat di gambar 2.



Gambar 2. Tren buah yang menjadi objek riset



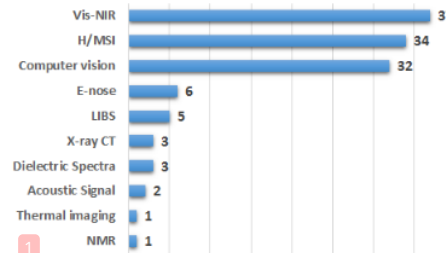
Gambar 3. Grafik perbandingan parameter pengujian atribut internal dan eksternal

Hasil analisis artikel yang menjadi kajian bahwa pengujian kualitas internal meningkat dibandingkan pengujian atribut eksternal yang sebesar 35%. Hal ini seiring dengan kebutuhan konsumen dalam menilai produk yang dibeli. Pada gambar 3 menunjukkan bahwa pengujian kualitas buah pada atribut internal parameter yang lebih banyak menjadi penelitian yaitu SSC kemudian kekerasan, TTS, Nutrisi, TA, dan lainnya. Sedangkan parameter pada atribut eksternal yang banyak diteliti yaitu warna kemudian cacat/busuk permukaan, bentuk, memar, berat dan volume.

Teknologi Non Destruktif Untuk Prediksi Kualitas Buah

Beberapa teknologi ND telah digunakan untuk pemeriksaan atribut kualitas internal dan eksternal buah. Teknologi tersebut seperti spektroskopi *Near Infrared* (NIR) (Olawaju *et al.*, 2016), sistem berbasis NIR seperti pencitraan multispektral dan hiperspektral (Li *et al.*, 2016), *computer vision* (Zhang *et al.*, 2015), *electronic nose* (e-Nose) (Srivastava & Sadisatp, 2016), *Laser-Induced Breakdown Spectroscopy* (LIBS) (Lorente *et al.*, 2015), *Nuclear Magnetic Resonance Imaging* (NMR / MRI) (Zhou *et al.*, 2016), *X-ray Computed Tomography* (CT) (Looverbosch *et al.*, 2020), *acoustic signal* (Caladcad *et al.*, 2020), dan *Thermographic Imaging* (Kuzu *et al.*, 2018). NIR telah menjadi salah satu teknologi yang paling banyak digunakan

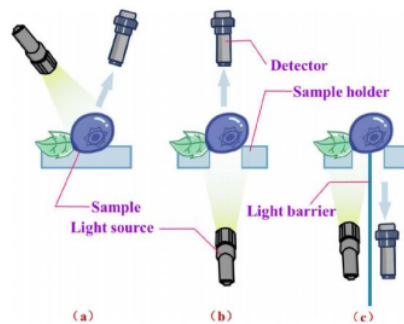
untuk pemeriksaan atribut kualitas internal dan *computer vision* untuk pemeriksaan atribut eksternal. Gambar 4 menunjukkan prosentase teknologi ND yang digunakan dalam penelitian kualitas buah yang menjadi kajian *review*.



Gambar 4. Teknologi ND untuk prediksi kualitas

Spektroskopi Visible-Near Infrared

Spektroskopi Vis-NIR dengan panjang gelombang Vis: 380-780 nm dan NIR: 780-2500 nm. Spektroskopi optik ini dapat bekerja dengan metode pemantulan (*reflectance*), pemancaran (*transmittance*), dan interaksi (*interactance*) dapat dilihat pada gambar 5. Metode reflektansi adalah yang paling banyak digunakan (Li *et al.*, 2019).



Gambar 5. Metode spektroskopi (a) *reflectance* (b) *transmittance* (c) *interactance*

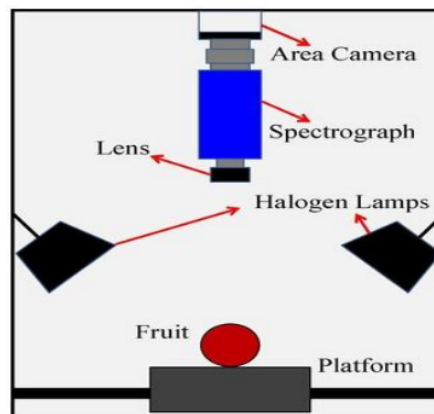
Berdasarkan literatur yang dianalisis, Vis-NIR hanya digunakan untuk menilai atribut internal, adapun parameter yang dinilai paling banyak yaitu SSC dan kekerasan. Dalam kasus apel menggunakan model prediksi berdasarkan

spektrum NIR untuk SSC dengan koefisien korelasi prediksi (R^2) sebesar 0,9398 (Guo *et al.*, 2016), penelitian serupa menghasilkan koefisien korelasi prediksi lebih baik yaitu sebesar 0,977 (Fan *et al.*, 2016) dan koefisien korelasi prediksi paling besar yaitu 0,990 (Bai *et al.*, 2019). Pemeriksaan SSC pada apel dengan koefisien korelasi prediksi paling kecil yaitu 0,842 menggunakan Vis-NIRS dengan *reflectance* menyebarkan panjang gelombang 550-950 nm (Xia *et al.*, 2019). Dalam kasus buah pir serta buah lainnya menggunakan model prediksi berdasarkan spektrum NIR untuk SSC juga menghasilkan koefisien korelasi prediksi paling tinggi 0,92 dan rendah 0,777. Perbedaan hasil dari model prediksi ini yaitu karena konfigurasi sampel, perangkat dan metode pemrosesan data beragam. Penggunaan Vis-NIR untuk pemeriksaan kekerasan, TSS, TA, DM, nutrisi serta cacat daging buah seperti lubang, memar, kecokelatan dan busuk menghasilkan nilai koefisien korelasi prediksi yang cukup bagus. Secara umum hasil pemeriksaan untuk buah yang kecil dan besar tidak menunjukkan perbedaan nilai koefisien korelasi prediksi yang signifikan, demikian juga untuk buah dengan kulit yang tebal dan tipis. Walaupun dinyatakan bahwa spektroskopi NIR berhasil dengan baik untuk menilai atribut buah terutama terbatas pada buah dengan pulp homogen dan kulit tipis (Oliveira *et al.*, 2014). Kinerja spektroskopi Vis-NIR pada beberapa prediksi buah terhadap atribut kualitas sangat dipengaruhi oleh mode pengukuran, posisi, rentang panjang gelombang serta metode yang digunakan.

Pencitraan Hiperspektral dan Multispektral

Hyperspectral dan *Multispectral Imaging* (H/MSI) didasarkan pada pencitraan konvensional dan spektroskopi (Luo *et al.*, 2019). H/MSI dapat memberikan informasi spasial dan spektral

secara bersamaan berbeda dengan teknik spektroskopi yang kurang informasi spasial. *Hyperspectral Imaging* (HSI) juga dikenal sebagai pencitraan kimia dan spektroskopi yang mengintegrasikan spektroskopi dan pencitraan ke dalam satu sistem. HSI menggunakan satu set gambar monokromatik dari ratusan *waveband* yang berdekatan untuk setiap posisi spasial dari sampel yang dipelajari dan setiap piksel dalam gambar berisi spektrum untuk posisi. Gambar ditangkap pada jumlah yang jauh lebih kecil dari band panjang gelombang biasanya dua atau tiga (Geladi *et al.*, 2004). Karena data gambar dianggap dua dimensi, dengan menambahkan dimensi baru informasi spektral, data hiperspektral dapat dianggap sebagai kubus data tiga dimensi. Prinsip MSI mirip dengan HSI, perbedaannya adalah bahwa HSI dapat memberikan data objek dalam kisaran panjang gelombang 400-1000 nm atau lebih luas, tetapi MSI hanya dapat memperoleh data dari beberapa panjang gelombang tetap (Fan *et al.*, 2017). Untuk skema pemeriksaan buah menggunakan H/MSI dapat dilihat pada gambar 6.



Gambar 6. Skema dan komponen H/MSI dan CV

Dari analisis literatur penggunaan H/MSI lebih banyak digunakan untuk pemeriksaan kualitas pada atribut internal yaitu sebanyak 65%. Pemeriksaan memar pada apel dengan HSI menunjukkan

akurasi prediksi hingga 99,9% (Che *et al.*, 2018), pemeriksaan cacat, cedera dingin dan cacat permukaan dengan akurasi hingga 98,4% (Zhang *et al.*, 2018), bahkan pemeriksaan busuk pada buah persik akurasinya mencapai 100% (Sun *et al.*, 2018). Demikian juga untuk pemeriksaan internal H/MSI memberikan akurasi yang baik walaupun tidak sebesar akurasi pemeriksaan eksternal. Pemeriksaan SSC dan kekerasan pada buah pir dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,99 (Li *et al.*, 2016), pemeriksaan memar internal pada blueberry dengan akurasi 92,5% (Hu *et al.*, 2016), pemeriksaan busuk internal pada apel dengan akurasi 98% (Zhang *et al.*, 2015) dan pemeriksaan biji semangka dengan akurasi 94,7% (Bae *et al.*, 2016).

Computer Vision

Computer Vision (CV) adalah bagian dari *Artificial Intelligent* yang bertujuan untuk membantu membuat keputusan yang tepat tentang deskripsi objek dengan mengekstraksi informasi yang berguna dari gambar. Sistem CV memperhitungkan warna primer: merah, hijau, biru (RGB), sehingga gambar yang diperoleh oleh kamera warna RGB dipusatkan pada panjang gelombang RGB. Sistem Hyperspectral CV menggabungkan teknik spektroskopi dan pencitraan yang memberikan informasi spektral untuk setiap piksel gambar spasial (Lorente *et al.*, 2012). Terdapat istilah *Machine Vision* (MV) yang masih berkaitan dengan CV. Jika CV untuk menganalisis citra secara otomatis sedangkan MV menggabungkan analisis citra otomatis dengan metode atau teknologi lain. Untuk skema pemeriksaan buah menggunakan CV dapat dilihat pada gambar 6. Proses kerja dari CV dalam pemeriksaan kualitas buah menggunakan metode yaitu preprocessing, segmentasi, ekstraksi fitur, klasifikasi (Nyalala *et al.*, 2019).

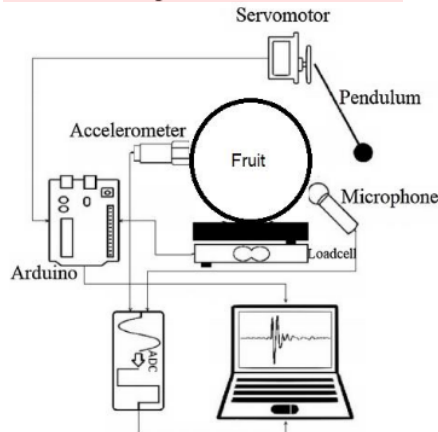
Dengan menggunakan CV banyak karakteristik seperti tekstur, bentuk, warna,

ukuran dan cacat buah dapat dinilai dan diperiksa dengan persentase akurasi yang cukup bagus untuk atribut eksternal bahkan sampai dengan 100% yaitu pemeriksaan pada buah pepaya (Behera *et al.*, 2020) dan lemon (Jahanbakhshi *et al.*, 2020). Namun untuk pemeriksaan enzim kecokelatan untuk mengetahui kehilangan nutrisi pada buah apel cincang diperoleh persentase akurasi yang kurang bagus yaitu 85% (Arora *et al.*, 2018). Secara umum untuk pemeriksaan atribut eksternal baik untuk buah besar dan kecil serta kulit tebal dan tipis menghasilkan persentase akurasi pemeriksaan yang cukup bagus, serta tantangan terkait pembedaan antara cacat dan kelopak/batang sudah cukup baik juga akurasinya yaitu 97,5% pada buah apel (Zhang *et al.*, 2015) dan tantangan terkait gradasi warna juga dengan akurasi sebesar 95,21% untuk kasus *bi-color* pada buah apel (Bhargava & Bansal, 2020)

Acoustic Signal, Dielectric Spectra, e-Nose, Laser-Induced Backscatter-ing Spectroscopy, Nuclear Magnetic Resonance, Pulsed Thermographic Imaging, dan X-ray CT

Acoustic Signal (AS) atau penginderaan akustik merupakan teknik ND untuk menilai kualitas buah. Prinsip kerjanya yaitu sinyal akustik yang dihasilkan benturan pendulum akan direkam dengan mikrofon yang dipasang dekat sampel kemudian akan dikonversi menjadi gambar. Gambar yang dihasilkan kemudian diklasifikasikan untuk menilai kualitas buah (Lashgari *et al.*, 2020). Spektrogram dapat digunakan sebagai representasi visual dari sinyal audio, setiap sinyal benturan dikonversi menjadi gambar spektrogram menggunakan *Short Time Fourier Transform* (STFT). *Fast Fourier transform* (FFT) juga dapat digunakan untuk transformasi frekuensi digital (Caladcad *et al.*, 2020). Untuk skema dan komponen AS dapat dilihat pada gambar 7. Dalam pemeriksaan kualitas buah apel diperoleh akurasi menggunakan model

prediksi 86,94%-91,11% (Lashgari *et al.*, 2020) dan pada kelapa dengan persentase tingkat akurasi sebesar 80% (Caladcad *et al.*, 2020). Penelitian dengan AS masih sedikit untuk kualitas buah dan masih terbuka tantangan untuk peningkatan akurasi dalam penilaian kualitas buah.



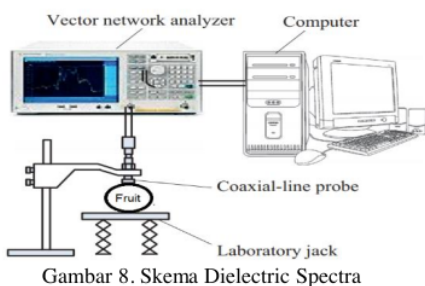
Gambar 7. Skema dan komponen *acoustic signal*

Dielectric Spectra atau spektroskopi dielektrik adalah teknik ND yang cepat, mudah. Dengan adanya sifat dielektrik bahan yaitu sifat kelistrikan yang menentukan interaksi bahan dengan medan listrik maka teknik *Dielectric Spectra* telah diterapkan dalam menentukan beberapa kualitas makanan, seperti kandungan protein dalam susu (Zhu *et al.*, 2015), kandungan lemak dalam daging, sukrosa atau kadar gula dalam madu, kadar air dalam susu, kacang-kacangan, dan keju (Zhu *et al.*, 2013). Spektroskopi dielektrik juga telah berhasil digunakan untuk memprediksi SSC pada nektarin pascapanen (Shang *et al.*, 2013).

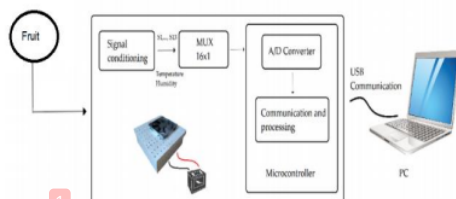
Proses kerja *Dielectric Spectra* dapat dilihat pada Gambar 8. *Network Analyzer* dihangatkan terlebih dahulu untuk stabilisasi, kemudian dikalibrasi pada *port* yang digunakan untuk pengukuran sifat dielektrik. Kemudian *network analyzer* dihubungkan dengan *coaxial-line probe*. *Probe* dikalibrasi menggunakan udara, *short-circuit*, dan air deionisasi. Untuk

mengurangi atau menghilangkan efek pada spektrum yang timbul dari instrumen dan lingkungan pengukuran dapat menggunakan metode *preprocessing spektral*. Pada pemeriksaan SSC dengan *Dielectric Spectra* pada buah persik menunjukkan hasil yang kurang bagus dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,6986 (Zhu *et al.*, 2016). Namun penelitian yang lain menunjukkan hasil yang bagus yaitu pemeriksaan SSC dan ketegasan buah pir dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,865 (Guo *et al.*, 2015) dan pemeriksaan SSC pada apel lebih baik lagi nilainya dengan koefisien korelasi prediksi sebesar 0,908 (Shang *et al.*, 2015).

Electronic Nose (e-Nose) adalah teknologi ND yang meniru indra penciuman manusia untuk mendeteksi, membedakan dan mengklasifikasikan berdasarkan aroma. e-Nose merupakan teknologi berbasis sensor yang terkait dengan sampel dan lingkungan serta menciptakan titik bau yang unik (Dong *et al.*, 2013). Skema dan komponen dari e-Nose dapat dilihat pada Gambar 9, dimana proses kerja dimulai dari input untuk pengenalan pola akan dideteksi oleh sensor gas dalam *array* sensor, perangkat keras (mikrokontroler, multiplexer analog, sensor tekanan, suhu dan sensor kelembaban), *preprocessing* sinyal dan *database*. Reaksi kimia antara molekul permukaan sensor dan gas memberikan perubahan dalam respon sensor sebagai perubahan konsentrasi gas ambien. Udara akan ditarik ke dalam perangkat dalam *array* sensor dan lubang samping memungkinkan aliran udara. Aliran konstan ini memungkinkan respon yang lebih halus oleh sensor gas. Sensor gas memerlukan periode pemanasan awal hingga mencapai suhu operasi konstan yang ideal. Data akan dilakukan *pre-processing* kemudian dilakukan analisis lebih lanjut.



Gambar 8. Skema Dielectric Spectra



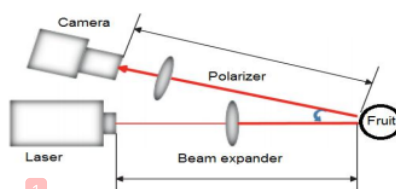
Gambar 9. Skema dan komponen e-Nose

Hasil penelitian e-Nose untuk pemeriksaan kualitas buah telah cukup baik dalam akurasi yaitu hingga 98,08% untuk deteksi buah persik (Voss *et al.*, 2019). Dan akurasi paling kecil yaitu sebesar 86,4% untuk pemeriksaan polimer pada buah strowberry (Varnamkhasti *et al.*, 2019). E-Nose cukup menjanjikan dan menunjukkan sensitivitas yang baik dalam deteksi kualitas. Namun tantangan lebih jauh yaitu adanya variabilitas fisik dan biologis dari buah.

Laser-Induced Backscattering Spectroscopy (LIBS) merupakan salah satu teknik ND dengansinar laser koherensi tinggi menerangi permukaan sampel, sebagian diserap oleh jaringan, dan sebagian tersebar atau berhamburan untuk membentuk titik-titik pada permukaan sampel. Informasi yang terbentuk pada permukaan sampel dapat mencirikan komposisi kimia dan sifat fisik. Gambar hamburan balik laser yang dikumpulkan oleh kamera dapat digunakan untuk mendeteksi kualitas buah (Wu *et al.*, 2020). Sinar laser yang diperluas oleh *beam expander* memberikan intensitas cahaya yang seragam ke dalam jaringan sampel. Permukaan sampel akan menyebabkan

pantulan specular ketika cahaya datang di atasnya sehingga polarizer ditempatkan di depan kamera untuk menghilangkan pantulan specular. Untuk skema dan komponen LIBS dapat dilihat pada gambar 10.

Hasil penerapan LIBS dalam memprediksi kualitas buah secara umum menghasilkan akurasi yang cukup baik. Paling tinggi dengan persentase 93,4% untuk pemeriksaan busuk internal pada sitrus (Lorente *et al.*, 2015). Penelitian lain untuk pemeriksaan kekerasan pada alpukat dengan akurasi 90,7% (Landahl dan Terry 2020) dan pemeriksaan kelopak pada apel dengan akurasi 92,5% (Wu *et al.* 2020).

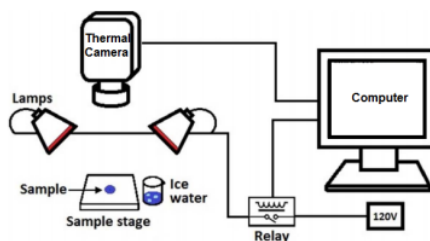


Gambar 10. Skema dan komponen LIBS

Nuclear Magnetic Resonance (NMR) merupakan alat yang dikembangkan dalam biologi struktural. Dasar dari spektroskopi NMR adalah absorpsi radiasi elektromagnetik dengan frekuensi radio oleh inti atom. *Magnetic Resonance Imaging* (MRI) dapat memformat gambar dengan NMR. Hasilnya bisa memberikan gambar resolusi tinggi untuk struktur internal dengan ketebalan yang berbeda dari buah. Gambar resolusi tinggi dari struktur internal persik berhasil memprediksi kadar air persik selama penyimpanan dengan nilai koefisien korelasi prediksi sebesar 0,95 (Zhou *et al.*, 2016). Terdapat beberapa hambatan dalam penerapannya, diantaranya kendala biaya yang tinggi, keahlian dalam implementasi, dan masalah keselamatan terkait penggunaan medan magnet.

Pulsed Thermographic Imaging dibangun untuk pengumpulan data. Dasar

Pulsed Thermographic adalah *Infrared thermography* (IRT) yaitu pengukuran radiasi inframerah yang dipancarkan oleh suatu objek. Di antara berbagai jenis termografi, *pulsed thermographic* adalah termografi aktif dan menggunakan perbedaan dalam difusivitas termal dan konduktivitas untuk mengidentifikasi perbedaan suhu objek. Dalam *pulsed thermographic*, gelombang tunggal atau pulsa Dirac menstimulasi termal ke target. Untuk skema dan komponen *Pulsed Thermographic* dapat dilihat pada gambar 11. Pada *Pulsed Thermographic* pemilihan penempatan sampel yang tepat merupakan langkah penting. Reflektif dalam rentang inframerah untuk meminimalkan radiasi yang diserap dan reflektifitas ini harus difus untuk menghindari pantulan yang terlihat dari kamera termal dan lampu panas. Penempatan sampel harus memiliki inersia termal yang signifikan untuk menghindari fluktuasi suhu yang drastis selama pengumpulan data. Penelitian pada blueberry untuk deteksi memar internal menghasilkan akurasi 88% (Kuzy *et al.*, 2018). Hasil tersebut menggambarkan bahwa *Pulsed Thermographic* mampu deteksi memar dengan memanfaatkan perbedaan dalam sifat termal antara jaringan normal dan memar.

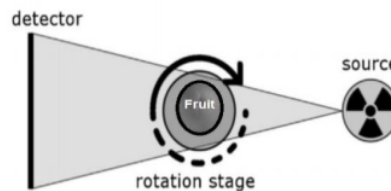


Gambar 11. Skema dan komponen *pulsed thermographic imaging*

X-ray atau sinar-X adalah teknologi yang umumnya diterapkan pada pemeriksaan keamanan di bandara dan bea cukai, namun *X-ray* juga telah banyak digunakan untuk mengkarakterisasi struktur internal buah (Magwaza dan

Opara, 2014). Prinsip dasar dibalik teknologi *X-ray* termasuk *X-ray* Gambar 12 menunjukkan skema dari *X-ray* CT. Ketika mengambil gambar dari berbagai sudut, gambar tersebut dapat digunakan untuk merekonstruksi gambar tiga dimensi dari suatu objek melalui algoritma matematika. Metode ini disebut *X-ray computed tomography* (CT).

Hasil penelitian untuk pemeriksaan atribut internal pada buah dengan *X-ray* CT menghasilkan akurasi yang sangat baik. Pemeriksaan granulasi pada jeruk dengan akurasi 99% (Van Dael *et al.*, 2016) dan pemeriksaan volume pada semangga dengan persentase koefisien korelasi prediksi sebesar 0,992 (Zou *et al.*, 2015). Dalam penelitian lebih lanjut, volume data besar dalam *X-ray* CT menimbulkan tantangan dalam akuisisi dan pemrosesan gambar.



Gambar 12. Skema *X-Ray* untuk prediksi buah

Penerapan *Machine Learning* Pada Teknologi Non Destruktif

Machine Learning (ML) adalah cabang *artificial intelligence* yang dapat mempelajari dan membangun algoritma dengan belajar sendiri dan membuat prediksi pada data. Tujuannya adalah untuk meningkatkan kinerja pada tugas tertentu dengan membuat prediksi atau keputusan yang tepat. Dalam kaitan pendeteksian kualitas buah menggunakan teknik ND, data tersebut diperoleh dalam bentuk gambar 2 atau 3 dimensi, informasi spektral kontinu atau frekuensi atau nilai diskrit dari tipe numerik atau karakter. Salah satu subbidang ML yang banyak digunakan dalam penilaian kualitas buah

1 adalah pengenalan pola. Penerapan ML dalam pemeriksaan kualitas buah mencakup klasifikasi dan regresi. Teknik klasifikasi memprediksi respon diskrit; model dibangun untuk mengklasifikasikan data ke dalam kategori, sementara teknik regresi memprediksi tanggapan terus menerus seperti perkiraan perubahan temporal dari karakteristik tergantung waktu yang diberikan. Banyak algoritma pembelajaran telah digunakan untuk menilai sifat produk buah. Untuk menghitung kinerja model dan algoritma ML, berbagai model statistik dan matematika dapat digunakan. Setelah akhir proses pembelajaran, model yang terlatih dapat digunakan untuk mengklasifikasi, memprediksi, atau mengelompokkan contoh-contoh baru (menguji data) menggunakan pengalaman yang diperoleh selama proses pelatihan.

Berdasarkan tugas pembelajarannya ML diklasifikasikan ke dalam tiga kategori utama, yaitu *supervised learning*, *unsupervised learning* dan *reinforcement learning*. Model pembelajaran dalam ML yang terkait dengan analisis literatur diantaranya *Regression*, *Support Vector Machine(SVM)*, *Artificial Neural Networks(ANN)*, *Bayesian Models*, *Decision Trees*, dan *Ensemble Learning*.

Machine Learning untuk Prediksi Kualitas Buah pada Atribut Internal

Pemeriksaan kualitas buah berdasarkan atribut internal tidak dapat diidentifikasi secara visual. Berdasarkan analisis literatur teknologi CV yang paling canggih tidak mampu mendeteksi kualitas buah dari atribut internal. Atribut internal pada buah dapat diperiksa dengan teknologi spektroskopi Vis-NIR, H/MSI, AC, *Dielectric Spectra*, e-Nose, LIBS, NMR/MRI, *Pulsed Thermographic Imaging* dan X-ray CT. Teknologi ND telah menunjukkan kemampuan dalam pemeriksaan internal namun masih

memiliki tantangan seperti terbatasnya kecepatan, yang dapat dikaitkan dengan waktu perolehan data (X-ray) atau pemrosesan (HSI), biaya tinggi untuk beberapa perangkat atau batasan teknis (kedalaman penetrasi terbatas untuk perangkat berbasis inframerah), karakteristik internal pada buah seperti ketebalan tebal, batas buah yang buram. ML telah diadopsi untuk pengambilan dan analisis data dalam pemeriksaan kualitas buah, dengan adanya keterbatasan pada teknologi ND tersebut penggunaan metode dan algoritma yang tepat diharapkan mampu menghasilkan model dan akurasi yang terbaik dalam pemeriksaan kualitas buah.

Hasil penelitian untuk atribut internal dengan teknologi X-ray CT menggunakan klasifikasi *naive bayes* dan kNN untuk memisahkan buah jeruk dengan gangguan internal berhasil dengan akurasi 95,7% untuk deteksi granulasi dan 93,6% untuk lemon yang terkena endoxerosis (Van Dael *et al.* 2016). Demikian juga kombinasi SVM dan algoritma ekstraksi fitur berhasil memprediksi kualitas buah pir dengan akurasi 95.1% (Looverbosch *et al.*, 2020). Penggunaan teknologi *pulsed thermographic imaging* dalam pemeriksaan blueberry ekstraksi fitur dengan *algoritme native*, seleksi fitur dengan *algoritme relief* dan model klasifikasi membandingkan LDA, SVM, RF, kNN, dan LR, disimpulkan bahwa LR paling baik akurasinya dengan 88 % (Kuzu *et al.* 2018). Prediksi SSC dengan Vis-NIR dengan pengambilan data dari berbagai orientasi dengan kombinasi *Signal-to-noise ratio* (SNR) dan *area change rate* (ACR) untuk evaluasi stabilitas spektrum, pengembangan model dengan PLS dan LS-SVM serta CARS dan SPA untuk memilih panjang gelombang menghasilkan koefisien korelasi prediksi 0,842 (Xia *et al.*, 2019). Dalam penelitian pada teknologi HSI dengan menerapkan dua CNN, yaitu

residual network (ResNet) dan ResNext untuk klasifikasi data transmansi hyperspectral berhasil meningkatkan akurasi dan mengurangi biaya waktu deteksi untuk kerusakan internal pada blueberry dibandingkan dengan pengklasifikasi ML lainnya seperti RF, regresi linier, SVM, bagging dan multilayer perceptron, ResNet dan ResNext menghasilkan kinerja klasifikasi unggul dalam hal akurasi dan presisi (Wang *et al.*, 2018).

Dengan perkembangan deep learning yang meningkat pesat untuk pengenalan objek, penggunaan sistem citra untuk deteksi atribut internal dalam prediksi kualitas buah dapat dibuat lebih efisien dengan penentuan deteksi yang spesifik saat membangun model training.

Machine Learning untuk Prediksi Kualitas Buah pada Atribut Eksternal

Pemeriksaan kualitas buah pada atribut eksternal paling banyak menggunakan teknologi CV dan H/MSI. Pada penelitian menggunakan HSI untuk deteksi memar apel berhasil diperoleh dengan akurasi 95% dan waktu yang digunakan lebih cepat, yaitu menggunakan kombinasi SPA dengan SVM berbasis *grid search parameter optimization* (GS-SVM) untuk mengklasifikasikan dan mengidentifikasi tingkat memar (Tan *et al.*, 2018). Penggunaan CV untuk klasifikasi tingkat kematangan papaya dengan pendekatan ML meliputi tiga fitur dan tiga pengklasifikasi dengan fungsi kernel yang berbeda. Fitur dan pengklasifikasi yang digunakan adalah LBP, HOG, GLCM, kNN, SVM dan *Naive Bayes*. Pendekatan transfer learningnya ada tujuh model training yaitu ResNet101, ResNet50, ResNet18, VGG19, VGG16, GoogleNet dan AlexNet. Diperoleh hasil klasifikasi dengan akurasi 100% yaitu kNN dengan fitur HOG dan waktu pelatihan 0,099548 detik (Behera *et al.* 2020).

Untuk meningkatkan kinerja klasifikasi dan penilaian buah mangga, digunakan *Genetic Adaptive Neuro Fuzzy Inference System* (GANFIS) untuk klasifikasi buah mangga. Gambar diekstraksi untuk fitur warna, bentuk, dan tekstur dengan LBP dan GLCM serta GA untuk melakukan pemilihan fitur. ANFIS untuk klasifikasi dan penilaian diperoleh akurasi 99,18% (Anurekha dan Sankaran, 2020). Klasifikasi tingkat kematangan buah murbei menggunakan CV fitur warna, geometris, dan tekstur diekstraksi dengan dua metode pemilihan fitur yaitu *Correlation-based Feature Selection subset* (CFS) dan *Consistency subset* (CONS) dan klasifikasi ANN dan SVM. Diperoleh perbandingan bahwa ANN lebih baik dari SVM dan kinerja klasifikasi terbaik dengan CFS (Azarndel *et al.* 2020).

ML efektif untuk meningkatkan akurasi deteksi, memungkinkan pengurangan dimensi data atau ekstraksi fitur. ML juga memungkinkan untuk pemrosesan spektral dan gambar yang lebih cepat daripada metode segmentasi tradisional, deteksi objek dan otomatisasi yang lebih cepat menjadi sangat layak dengan supervised learning.

Peluang Deteksi Kualitas Buah yang Cepat dengan Machine Learning

Deteksi kualitas buah secara online dan cepat sangat diperlukan oleh industri untuk menyortir dan menilai buah. CV sudah cukup bagus dalam kecepatan untuk deteksi kualitas buah namun hanya terbatas pada atribut eksternal. Penelitian dengan algoritma pembelajaran lanjutan telah membuat kemajuan dalam mengurangi waktu pemrosesan gambar, di mana pemilihan fitur dan metode pra-pemrosesan memainkan peran integral.

Pengembangan sistem untuk deteksi apel yang memar secara online menggunakan *shortwave infrared* (SWIR) HSI. Dengan menggabungkan kalibrasi

reflektansi terbaik dan teknik pra-pemrosesan terbaik untuk koreksi cahaya, akurasi deteksi mencapai 98% dan waktu pemrosesan per apel 20 ms. Waktu pemrosesan menjadi lebih pendek, untuk melakukan perbaikan dalam kecepatan pemrosesan yang disebabkan oleh ketidakakuratan, disarankan untuk lebih mengoptimalkan perangkat keras (Keresztes *et al.*, 2016).

Penelitian lain dengan penerapan CNN menunjukkan bahwa CNN meningkatkan waktu dalam mendeteksi kerusakan internal blueberry menggunakan HSI. Dengan waktu klasifikasi untuk setiap sampel pengujian dikurangi menjadi 5.2 ms dan 6.5 ms untuk kedua jenis CNN yang digunakan (Wang *et al.*, 2018). Arsitektur *Deep Learning* (DL) telah menerapkan *graphical processing unit* (GPU) dalam pemrograman, hal ini akan mempercepat waktu pemrosesan jika dibandingkan pendekatan berbasis CPU. Meskipun implementasi berbasis GPU membutuhkan tingkat pemrograman tinggi dan komputer dengan kemampuan GPU yang relatif mahal, namun ke depan perangkat keras akan semakin terjangkau untuk komputasi dan biayanya.

KESIMPULAN

Prediksi kualitas buah sangat penting untuk memberikan konsumen produk yang terbaik serta meningkatkan nilai ekonomis. Untuk menghasilkan akurasi prediksi kualitas buah dengan teknik ND dibutuhkan dua hal yaitu pengembangan instrumen deteksi buah dan teknik penanganan data. Kemajuan teknologi ND dan metode ML cukup menjanjikan dan makin baik mendukung akurasi untuk prediksi kualitas buah. Teknologi ND yang paling banyak digunakan untuk pemeriksaan atribut internal yaitu Vis-NIR sedangkan untuk pemeriksaan atribut eksternal yaitu CV dan H/MSI. Pengembangan terhadap teknologi ND terus dilakukan untuk mencapai tujuan

yaitu cepat, handal, portabel, dan hemat biaya.

Banyak algoritma pembelajaran telah dikembangkan untuk meningkatkan akurasi deteksi dan mempercepat waktu pemrosesan. Diantaranya teknik segmentasi, *deep learning* untuk otomasi ekstraksi fitur dan teknik klasifikasi lainnya untuk identifikasi. ML efektif untuk meningkatkan akurasi deteksi, memungkinkan pengurangan dimensi data atau ekstraksi fitur. ML juga memungkinkan untuk pemrosesan spektral dan gambar yang lebih cepat daripada metode segmentasi tradisional, deteksi objek dan otomatisasi yang lebih cepat menjadi sangat layak dengan *supervised learning*. Beberapa penelitian telah mampu mengklasifikasi kualitas buah dengan akurasi yang tinggi. Tantangannya adalah bagaimana tetap menjaga nilai klasifikasi dan prediksi yang tinggi dengan tanpa mengurangi waktu pelabelan. Hal ini akan mendukung deteksi realtime dan online dimana aplikasi dapat memperbarui pelabelan secara lanjut dan melakukan transfer model. Memilih algoritma pembelajaran yang tepat untuk masalah tertentu adalah langkah penting untuk efektivitas model.

Prediksi kualitas buah berdasarkan atribut eksternal telah berhasil dengan akurasi yang baik melalui teknik pencitraan, untuk atribut internal dengan teknik spektral, dimana ML sebagai pengaktif ekstraksi fitur dan meningkatkan akurasi klasifikasi dan prediksi. Kemampuan deteksi yang cepat dengan akurasi yang baik masih menjadi tujuan pada penelitian. CV mampu memberikan kecepatan deteksi yang lumayan bagus namun masih terbatas untuk deteksi atribut eksternal. Vis-NIR dan H/MSI dapat menjadi kandidat untuk deteksi cepat namun harus didukung ML dan DL untuk keberhasilkannya. DL telah memungkinkan untuk perbaikan dalam

mengurangi waktu pemrosesan gambar dan ekstraksi fitur yang efektif untuk identifikasi cacat. Penerapan DL telah menunjukkan harapan besar namun masih sedikit penelitian yang dilakukan.

DAFTAR PUSTAKA

- Anurekha, D., & Sankaran, R. A. (2020). Efficient classification and grading of MANGOES with GANFIS for improved performance. *Multimedia Tools and Applications*, 79(5–6), 4169–4184. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-07784-x>
- Arora, M., Dutta, M. K., Travieso, C. M., & Burget, R. (2018). Image Processing Based Classification of Enzymatic Browning in Chopped Apples. *2018 IEEE International Work Conference on Bioinspired Intelligence (IWOBI)*, 1–8. <https://doi.org/10.1109/IWOBI.2018.8464181>
- Azarmdel, H., Jahanbakhshi, A., Mohtasebi, S. S., & Muñoz, A. R. (2020). Evaluation of image processing technique as an expert system in mulberry fruit grading based on ripeness level using artificial neural networks (ANNs) and support vector machine (SVM). *Postharvest Biology and Technology*, 166, 111201. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2020.111201>
- Bai, Y., Xiong, Y., Huang, J., Zhou, J., & Zhang, B. (2019). Accurate prediction of soluble solid content of apples from multiple geographical regions by combining deep learning with spectral fingerprint features. *Postharvest Biology and Technology*, 156, 110943. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2019.110943>
- Behera, S. K., Rath, A. K., & Sethy, P. K. (2020). Maturity Status Classification of Papaya Fruits based on Machine Learning and Transfer Learning Approach. *Information Processing in Agriculture*. <https://doi.org/10.1016/j.inpa.2020.05.003>
- Bhargava, A., & Bansal, A. (2020). Quality evaluation of Mono & bi-Colored Apples with computer vision and multispectral imaging. *Multimedia Tools and Applications*, 79(11–12), 7857–7874. <https://doi.org/10.1007/s11042-019-08564-3>
- Caladcad, J. A., Cabahug, S., Catamco, M. R., Villaceran, P. E., Cosgafa, L., Cabizares, K. N., Hermosilla, M., & Piedad, E. J. (2020). Determining Philippine coconut maturity level using machine learning algorithms based on acoustic signal. *Computers and Electronics in Agriculture*, 172(November 2019), 105327. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105327>
- Che, W., Sun, L., Zhang, Q., Tan, W., Ye, D., Zhang, D., & Liu, Y. (2018). Pixel based bruise region extraction of apple using Vis-NIR hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, 146, 12–21. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2018.01.013>
- Cortés, V., Ortiz, C., Aleixos, N., Blasco, J., Cubero, S., & Talens, P. (2016). A new internal quality index for mango and its prediction by external visible and near-infrared reflection spectroscopy. *Postharvest Biology and Technology*, 118, 148–158. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2016.04.011>
- Cui, S., Ling, P., Zhu, H., & Keener, H. (2018). Plant Pest Detection Using an Artificial Nose System: A Review. *Sensors*, 18(2), 378. <https://doi.org/10.3390/s18020378>

- de Oliveira, G. A., Bureau, S., Renard, C. M.-G. C., Pereira-Netto, A. B., & de Castilhos, F. (2014). Comparison of NIRS approach for prediction of internal quality traits in three fruit species. *Food Chemistry*, *143*, 223–230.
<https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2013.07.122>
- El-Mesery, H., Mao, H., & Abomohra, A. (2019). Applications of Non-destructive Technologies for Agricultural and Food Products Quality Inspection. *Sensors*, *19*(4), 846.
<https://doi.org/10.3390/s19040846>
- Fan, S., Zhang, B., Li, J., Liu, C., Huang, W., & Tian, X. (2016). Prediction of soluble solids content of apple using the combination of spectra and textural features of hyperspectral reflectance imaging data. *Postharvest Biology and Technology*, *121*, 51–61.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2016.07.007>
- Geladi, P., Burger, J., & Lestander, T. (2004). Hyperspectral imaging: calibration problems and solutions. *Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems*, *72*(2), 209–217.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.chemolab.2004.01.023>
- Ghasemi-Varnamkhasi, M., Mohammad-Razdari, A., Yoosefian, S. H., Izadi, Z., & Rabiei, G. (2019). Selection of an optimized metal oxide semiconductor sensor (MOS) array for freshness characterization of strawberry in polymer packages using response surface method (RSM). *Postharvest Biology and Technology*, *151*, 53–60.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2019.01.016>
- Guo, Z., Huang, W., Peng, Y., Chen, Q., Ouyang, Q., & Zhao, J. (2016). Color compensation and comparison of shortwave near infrared and long wave near infrared spectroscopy for determination of soluble solids content of 'Fuji' apple. *Postharvest Biology and Technology*, *115*, 81–90.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2015.12.027>
- Hu, M.-H., Dong, Q.-L., Liu, B.-L., & Opara, U. L. (2016). Prediction of mechanical properties of blueberry using hyperspectral interactance imaging. *Postharvest Biology and Technology*, *115*, 122–131.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2015.11.021>
- Keresztes, J. C., Goodarzi, M., & Saeys, W. (2016). Real-time pixel based early apple bruise detection using short wave infrared hyperspectral imaging in combination with calibration and glare correction techniques. *Food Control*, *66*, 215–226.
<https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2016.02.007>
- Kuzy, J., Jiang, Y., & Li, C. (2018). Blueberry bruise detection by pulsed thermographic imaging. *Postharvest Biology and Technology*, *136*, 166–177.
<https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2017.10.011>
- Li, J., Huang, W., Tian, X., Wang, C., Fan, S., & Zhao, C. (2016). Fast detection and visualization of early decay in citrus using Vis-NIR hyperspectral imaging. *Computers and Electronics in Agriculture*, *127*, 582–592.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2016.07.016>
- Lorente, D., Zude, M., Idler, C., Gómez-Sanchis, J., & Blasco, J. (2015). Laser-light backscattering imaging for early decay detection in citrus fruit using both a statistical and a

- physical model. *Journal of Food Engineering*, 154, 76–85. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2015.01.004>
- Magwaza, L. S., Opara, U. L., Terry, L. A., Landahl, S., Cronje, P. J. R., Nieuwoudt, H. H., Hanssens, A., Saeys, W., & Nicolaï, B. M. (2013). Evaluation of Fourier transform-NIR spectroscopy for integrated external and internal quality assessment of Valencia oranges. *Journal of Food Composition and Analysis*, 31(1), 144–154. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.jfca.2013.05.007>
- Nyalala, I., Okinda, C., Nyalala, L., Makange, N., Chao, Q., Chao, L., Yousaf, K., & Chen, K. (2019). Tomato volume and mass estimation using computer vision and machine learning algorithms: Cherry tomato model. *Journal of Food Engineering*, 263, 288–298. <https://doi.org/10.1016/j.jfoodeng.2019.07.012>
- Opara, U. L., & Pathare, P. B. (2014). Bruise damage measurement and analysis of fresh horticultural produce-A review. *Postharvest Biology and Technology*, 91, 9–24. <https://doi.org/10.1016/j.postharvbio.2013.12.009>
- 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>
- Plazzotta, S., Manzocco, L., & Nicoli, M. C. (2017). Fruit and vegetable waste management and the challenge of fresh-cut salad. In *Trends in Food Science and Technology* (Vol. 63, pp. 51–59). Elsevier Ltd.
- <https://doi.org/10.1016/j.tifs.2017.02.013>
- Reboredo-Rodríguez, P., González-Barreiro, C., Cancho-Grande, B., & Simal-Gándara, J. (2014). Quality of extra virgin olive oils produced in an emerging olive growing area in north-western Spain. *Food Chemistry*, 164, 418–426. <https://doi.org/10.1016/j.foodchem.2014.05.043>
- Saldaña, E., Siche, R., Luján, M., & Quevedo, R. (2013). Review: computer vision applied to the inspection and quality control of fruits and vegetables. *Brazilian Journal of Food Technology*, 16(4), 254–272. <https://doi.org/10.1590/S1981-67232013005000031>
- Sivakumar, D., Jiang, Y., & Yahia, E. M. (2011). Maintaining mango (*Mangifera indica* L.) fruit quality during the export chain. *Food Research International*, 44(5), 1254–1263. <https://doi.org/10.1016/j.foodres.2010.11.022>
- Srivastava, S., & Sadiatp, S. (2016). Development of a low cost optimized handheld embedded odor sensing system (HE-Nose) to assess ripeness of oranges. *Journal of Food Measurement and Characterization*, 10(1), 1–15. <https://doi.org/10.1007/s11694-015-9270-3>
- Sun, Y., Xiao, H., Tu, S., Sun, K., Pan, L., & Tu, K. (2018). Detecting decayed peach using a rotating hyperspectral imaging testbed. *LWT*, 87, 326–332. <https://doi.org/10.1016/j.lwt.2017.08.086>
- Van De Looverbosch, T., Rahman Bhuiyan, M. H., Verboven, P., Dierick, M., Van Loo, D., De Beenbrouwer, J., Sijbers, J., &

- Nicolai, B. (2020). Nondestructive internal quality inspection of pear fruit by X-ray CT using machine learning. *Food Control*, 113. <https://doi.org/10.1016/j.foodcont.2020.107170>
- Voss, H. G. J., Stevan, S. L., & Ayub, R. A. (2019). Peach growth cycle monitoring using an electronic nose. *Computers and Electronics in Agriculture*, 163, 104858. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2019.104858>
- Wu, A., Zhu, J., & Ren, T. (2020). Detection of apple defect using laser-induced light backscattering imaging and convolutional neural network. *Computers & Electrical Engineering*, 81, 106454. <https://doi.org/10.1016/j.compeleceng.2019.106454>
- Xia, Y., Huang, W., Fan, S., Li, J., & Chen, L. (2019). Effect of spectral measurement orientation on online prediction of soluble solids content of apple using Vis/NIR diffuse reflectance. *Infrared Physics & Technology*, 97, 467–477.
- Zhang, B., Huang, W., Wang, C., Gong, L., Zhao, C., Liu, C., & Huang, D. (2015). Computer vision recognition of stem and calyx in apples using near-infrared linear-array structured light and 3D reconstruction. *Biosystems Engineering*, 139, 25–34. <https://doi.org/10.1016/j.biosystemseng.2015.07.011>
- Zhou, H., Ye, Z., Yu, Z., Su, M., & Du, J. (2016). Application of Low-Field Nuclear Magnetic Resonance and Proton Magnetic Resonance Imaging in Evaluation of yellow Peach's Storage Suitability. *Emirates Journal of Food and Agriculture*, 28(9), 633.

AUTHOR GUIDELINES

Term and Condition

1. Types of paper are original research or review paper that relevant to our Focus and Scope and never or in the process of being published in any national or international journal
2. Paper is written in good Indonesian or English
3. Paper must be submitted to <http://journal.trunojoyo.ac.id/agrointek/index> and journal template could be download here.
4. Paper should not exceed 15 printed pages (1.5 spaces) including figure(s) and table(s)

Article Structure

1. Please ensure that the e-mail address is given, up to date and available for communication by the corresponding author
2. Article structure for original research contains

Title, The purpose of a title is to grab the attention of your readers and help them decide if your work is relevant to them. Title should be concise no more than 15 words. Indicate clearly the difference of your work with previous studies.

Abstract, The abstract is a condensed version of an article, and contains important points of introduction, methods, results, and conclusions. It should reflect clearly the content of the article. There is no reference permitted in the abstract, and abbreviation preferably be avoided. Should abbreviation is used, it has to be defined in its first appearance in the abstract.

Keywords, Keywords should contain minimum of 3 and maximum of 6 words, separated by semicolon. Keywords should be able to aid searching for the article.

Introduction, Introduction should include sufficient background, goals of the work, and statement on the unique contribution of the article in the field. Following questions should be addressed in the introduction: Why the topic is new and important? What has been done previously? How result of the research contribute to new understanding to the field? The introduction should be concise, no more than one or two pages, and written in present tense.

Material and methods, “This section mentions in detail material and methods used to solve the problem, or prove or disprove the hypothesis. It may contain all the terminology and the notations used, and develop the equations used for reaching a solution. It should allow a reader to replicate the work”

Result and discussion, “This section shows the facts collected from the work to show new solution to the problem. Tables and figures should be clear and concise to illustrate the findings. Discussion explains significance of the results.”

Conclusions, “Conclusion expresses summary of findings, and provides answer to the goals of the work. Conclusion should not repeat the discussion.”

Acknowledgment, Acknowledgement consists funding body, and list of people who help with language, proof reading, statistical processing, etc.

References, We suggest authors to use citation manager such as Mendeley to comply with Ecology style. References are at least 10 sources. Ratio of primary and secondary sources (definition of primary and secondary sources) should be minimum 80:20.

Journals

Adam, M., Corbeels, M., Leffelaar, P.A., Van Keulen, H., Wery, J., Ewert, F., 2012. Building crop models within different crop modelling frameworks. *Agric. Syst.* 113, 57–63. doi:10.1016/j.agsy.2012.07.010

Arifin, M.Z., Probowati, B.D., Hastuti, S., 2015. Applications of Queuing Theory in the Tobacco Supply. *Agric. Sci. Procedia* 3, 255–261. doi:10.1016/j.aaspro.2015.01.049

Books

Agrios, G., 2005. *Plant Pathology*, 5th ed. Academic Press, London.

TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN MACHINE LEARNING

ORIGINALITY REPORT

98%

SIMILARITY INDEX

98%

INTERNET SOURCES

3%

PUBLICATIONS

6%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1

journal.trunojoyo.ac.id

Internet Source

98%

2

repository.untad.ac.id

Internet Source

<1%

Exclude quotes On

Exclude matches Off

Exclude bibliography On

TEKNOLOGI NON DESTRUKTIF DAN MACHINE LEARNING

PAGE 1

PAGE 2

PAGE 3

PAGE 4

PAGE 5

PAGE 6

PAGE 7

PAGE 8

PAGE 9

PAGE 10

PAGE 11

PAGE 12

PAGE 13

PAGE 14

PAGE 15

PAGE 16

PAGE 17

PAGE 18

PAGE 19

PAGE 20

PAGE 21
