

DISERTASI

**OPTIMISASI KLASIFIKASI DAN EVALUASI KARAKTERISTIK
PENGOLAHAN LIMBAH ORGANIK MENJADI BRIKET BIOMASSA
MELALUI PEMODELAN DATA DAN PEMELAJARAN MESIN**

*Optimization of Classification and Evaluation of Characteristics
Processing Organic Waste into Biomass Briquettes
Through Data Modeling and Machine Learning*

NORBERTUS TRI SUSWANTO SAPTADI

D053201001



**PROGRAM STUDI DOKTOR ILMU TEKNIK ELEKTRO
DEPARTEMEN TEKNIK ELEKTRO
FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2023**



Optimized using
trial version
www.balesio.com

PENGAJUAN DISERTASI

OPTIMISASI KLASIFIKASI DAN EVALUASI KARAKTERISTIK PENGOLAHAN LIMBAH ORGANIK MENJADI BRIKET BIOMASSA MELALUI PEMODELAN DATA DAN PEMELAJARAN MESIN

Disertasi
Sebagai Salah Satu Syarat untuk Mencapai Gelar Doktor
Program Studi Ilmu Teknik Elektro

Disusun dan diajukan oleh

**NORBERTUS TRI SUSWANTO SAPTADI
D053201001**

Kepada

**FAKULTAS TEKNIK
UNIVERSITAS HASANUDDIN
GOWA
2023**



Optimized using
trial version
www.balesio.com

DISERTASI

OPTIMISASI KLASIFIKASI DAN EVALUASI KARAKTERISTIK PENGOLAHAN LIMBAH ORGANIK MENJADI BRIKET BIOMASSA MELALUI PEMODELAN DATA DAN PEMELAJARAN MESIN

NORBERTUS TRI SUSWANTO SAPTADI
NIM: D053201001

Telah dipertahankan di hadapan Panitia Ujian Disertasi yang dibentuk dalam rangka penyelesaian studi pada Program Doktor Teknik Elektro Fakultas Teknik Universitas Hasanuddin pada tanggal 21 Agustus 2023 dan dinyatakan telah memenuhi syarat kelulusan

Menyetujui
Promotor



Prof. Dr. Ir. H. Ansar Suyuti, MT., SH., IPU., ASEAN.Eng.
NIP. 196712311992021001

Co-Promotor



Dr. Amil Ahmad Ilham, ST., M.IT.
NIP. 197310101998021001

Co-Promotor



Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, MT.
NIP. 196108131988112001

Dekan Fakultas Teknik
Universitas Hasanuddin



Prof. Dr. Eng. Ir. Muhammad Isran Ramli,
ST., MT., IPM., ASEAN.Eng.
NIP. 197309262000121002

Ketua Program Studi
S3 Teknik Elektro



Prof. Dr. Ir. H. Andani Achmad, MT.
NIP. 196012311987031002



Optimized using
trial version
www.balesio.com



Balai
Sertifikasi
Elektronik

- Dokumen ini telah ditandatangani secara elektronik menggunakan sertifikat elektronik yang diterbitkan BSrE
- UU ITE No 11 Tahun 2008 Pasal 5 Ayat 1
- "Informasi Elektronik dan/atau Dokumen Elektronik dan/atau hasil cetaknya merupakan alat bukti hukum yang sah"

PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA

Yang bertanda tangan di bawah ini

Nama : Norbertus Tri Suswanto Saptadi
Nomor Mahasiswa : D053201001
Program Studi : Teknik Elektro

Dengan ini menyatakan bahwa, disertasi berjudul **“OPTIMISASI KLASIFIKASI DAN EVALUASI KARAKTERISTIK PENGOLAHAN LIMBAH ORGANIK MENJADI BRIKET BIOMASSA MELALUI PEMODELAN DATA DAN PEMELAJARAN MESIN”** adalah benar karya saya dengan arahan dari komisi pembimbing (Prof. Dr. Ir. H. Ansar Suyuti, MT., IPU., sebagai promotor, Dr. Ir. Amil Ahmad Ilham, S.T., M.I.T., sebagai co-promotor-1 dan Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, M.T., sebagai co-promotor-2). Karya ilmiah ini belum diajukan dan tidak sedang diajukan dalam bentuk apapun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka disertasi ini. Sebagian dari isi disertasi ini telah dipublikasikan di Prosiding 2021 *The 4th Tarumanagara International Conference on the Applications of Technology and Engineering (TICATE)* sebagai artikel dengan judul *“Literature Study on the Role of Artificial Intelligence Waste Management into Biomass Briquette Toward Smart City Governance”*, Prosiding 2022 *The 3rd International Conference on Informatics, Electrical, and Electronics (ICIEE)*, DOI: 10.1109/ICIEE55596.2022, sebagai artikel dengan judul *“Energy Potential Estimation System Model To Produce Alternative Energy Briquettes”*, Prosiding 2022 *Seminar Nasional Elektroteknik dan Teknologi Informasi (SNETI)*, ISBN: 978-602-90839-1-5, sebagai artikel dengan judul *“Analisis Komposisi Bahan Baku Organik Dalam Menghasilkan Energi Alternatif”*, *International Journal Informatics Visualization (JOIV)*, Volume 7 Nomor 3, DOI: .doi.org/10.30630/joiv.7.3.1682 sebagai artikel dengan judul



judul “*Composition Model of Organic Waste Raw Materials Image-Based To Obtain Charcoal Briquette Energy Potential*”, ***Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics (JACIII)***, Volume 27 Nomor 6 sebagai artikel dengan judul “*Optimization of Briquette Classification using Deep Learning*”, ***Journal of Southwest Jiaotong University (JSJU)***, Volume 57 Nomor 5, DOI: <https://doi.org/10.35741/issn.0258-2724.57.5.38>, sebagai artikel dengan judul “*Prediction System Data Model in Obtaining Energy Potential of Biomass Briquettes Compared to Other Energy Sources*”, ***International Journal of Advanced Computer Science and Applications (IJACSA)***, Volume 14 Nomor 3, DOI: 10.14569/IJACSA.2023.0140367 sebagai artikel dengan judul “*Modeling of Organic Waste Classification as Raw Materials for Briquettes using Machine Learning Approach*”.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya berupa disertasi ini kepada Universitas Hasanuddin.

Gowa, 21 Agustus 2023

Yang menyatakan



Norbertus Tri Suswanto Saptadi



Optimized using
trial version
www.balesio.com

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur dihaturkan kepada Tuhan Yang Maha Esa oleh karena rahmat, kasih, dan karunia-Nya yang telah diberikan sehingga penulisan penelitian disertasi dengan judul *“Optimisasi Klasifikasi Dan Evaluasi Karakteristik Pengolahan Limbah Organik Menjadi Briket Biomassa Melalui Pemodelan Data Dan Pemelajaran Mesin”* dapat penulis susun dan selesaikan dengan baik.

Penyusunan penelitian disertasi memiliki problematika, dinamika, dan tantangan. Secara khusus penulis menyampaikan apresiasi dan terima kasih dengan setulus hati serta rasa hormat kepada:

1. Bapak Prof. Dr. Ir. H. Ansar Suyuti, MT., SH., IPU., ASEAN.Eng selaku promotor, Bapak Dr. Amil Ahmad Ilham, ST., M.IT. selaku co-promotor 1 dan Ibu Dr. Ir. Ingrid Nurtanio, MT. selaku co-promotor 2 yang telah meluangkan waktu, tenaga dan pikiran yang mengedukasi dan konstruktif sehingga disertasi ini dapat tersusun secara sistematis, terstruktur dan komprehensif.
2. Bapak Prof. Dr. Eng. Ir. Muh. Isran Ramli, S.T., M.T., IPM., ASEAN Eng. Bapak Prof. Dr. Ir. M. Wahyudi, M.Kom., M.M., M.Pd., IPU., ASEAN.Eng, Bapak Prof. Dr. Ir. H. Syafrudin Syarief, M.T., Bapak Dr. Adnan, S.T., M.T., Bapak Dr.Eng. Ady Wahyudi Paundu, S.T., M.T., Ibu Prof. Dr.Eng. Intan Sari Areni, S.T., M.T., selaku komisi penguji yang telah berkontribusi dalam memberikan saran dan masukan selama penyusunan disertasi ini.
3. Rektor Universitas Hasanuddin, Bapak Prof. Dr. Ir. Jamaluddin Jompa, M.Sc., Dekan Fakultas Teknik Prof. Dr. Eng. Ir. Muhammad Isran Ramli, S.T., M.T., IPM., ASEAN Eng., beserta Wakil Dekan, Ketua Departemen Teknik Elektro, Ibu Dr. Eng. Ir. Dewiani, M.T., Ketua Program Studi S3 Teknik Elektro Bapak Prof. Dr. Ir. H. Andani Achmad, M.T., dan seluruh dosen serta staf S3 Program Studi Teknik Elektro yang telah memberikan bantuan dan layanan prima selama proses pendidikan penulis.
4. Ketua Dewan Pembina Yayasan Perguruan Tinggi Atma Jaya Makassar Bapak Ilex Walalangi, Ketua Dewan Pengawas Yayasan Perguruan Tinggi Atma Makassar Bapak Dr.Drs. Yakobus K. Ditti, M.M., Ketua Pengurus Yayasan Perguruan Tinggi Atma Jaya Makassar Ibu Lita Limpo, S.E., M.Si., Ph.D.



5. Rektor Universitas Atma Jaya Makassar Bapak Dr. Wihalminus Sombo' Layuk, S.E., M.Si., beserta Wakil Rektor, Dekan Fakultas Teknologi Informasi Bapak Sean Coonery Sumarta, S.T., M.Eng., Wakil Dekan Fakultas Teknologi Informasi Ibu Elisabeth Thappy, S.Kom., M.MSI., Ketua Program Studi Teknik Informatika Bapak Alfredo Gormantara, S.Kom., M.Kom, dan kolega dosen yang telah memberikan izin belajar untuk melanjutkan studi S3 Teknik Elektro (minat studi Teknik Informatika) serta rekan sejawat hingga tenaga kependidikan Universitas Atma Jaya Makassar atas perhatian, dukungan, dan doa yang telah diberikan selama ini.
6. Para sahabat tercinta TIM 15 dan mahasiswa program S3 Teknik Elektro Fakultas Teknik UNHAS, IKA Lemhannas RI, IARMI, DS SATMENWA UTDI, APTIKOM SulSel, FDI SulSel, PP ISKA, IKDKI SulSelTraBar, FMKI Sulsel, LP3KD SulSel, PUKAT KAMS, TPP KAMS, PSE KAMS, KOMKEPSIS KAMS, KOMSOS KAMS, BAPOMI SulSel, PII Makassar, Pengurus Kebun Sawit Laimbo Mangkutana, Depas Paroki Mariso, dan Dosen PAK yang memberikan doa, dukungan, dan kontribusi bagi penulis.

Ucapkan terima kasih yang tak terhingga kepada seluruh keluarga tercinta, saudara–saudari, keponakan dan cucu terkasih yang telah memberikan semangat, dorongan, dukungan, dan perhatian dalam pencapaian ini. Semoga melalui proses yang relatif panjang ini seluruh kegiatan studi dan penelitian dapat menjadi berkat, garam, dan terang dalam mengisi serta menjalani perziarahan hidup di dunia ini.

Penulis telah berusaha secara maksimal dan penuh semangat dalam menyusun penelitian disertasi ini namun jika masih terdapat kekurangan mohon kiranya dapat memberikan saran dan masukan yang senantiasa penulis harapkan demi kesempurnaan penulisan ini dan terutama untuk peningkatan ilmu pengetahuan, teknologi, dan seni (IPTEKS) di masa mendatang.

Demikian yang dapat penulis sampaikan. Tak ada gading yang tak retak sehingga mohon maaf jika terdapat kekurangan dan kekeliruan dalam hal pikiran, perkataan, dan perbuatan yang telah terjadi.

Gowa, 21 Agustus 2023

Norbertus Tri Suswanto Saptadi



ABSTRAK

NORBERTUS TRI SUSWANTO SAPTADI. OPTIMISASI KLASIFIKASI DAN EVALUASI KARAKTERISTIK PENGOLAHAN LIMBAH ORGANIK MENJADI BRIKET BIOMASSA MELALUI PEMODELAN DATA DAN PEMELAJARAN MESIN. (Dibimbing oleh **Ansar Suyuti, Amil Ahmad Ilham, Ingrid Nurtanio**).

Indonesia memiliki potensi energi yang berasal dari sampah organik. Kebutuhan masyarakat akan energi semakin meningkat. Pengelolaan energi membutuhkan identifikasi, klasifikasi dan evaluasi. Penelitian bertujuan menghasilkan model estimasi energi yang bersumber dari limbah organik, model mekanisme deteksi objek limbah organik dan komposisi bahan baku, serta model penentuan kualitas pada produk briket biomassa. Metode penelitian menggunakan regresi linier dengan pendelatan model CNN. Penelitian menghasilkan prediksi konsumsi bahan bakar briket tahun 2022-2030 dengan model $Y = 201.448,23 - 721,74 \cdot X_1$ dan $R^2 = 0,94$. Optimisasi bahan terbesar briket yaitu: tempurung kelapa/20,50, kayu/20,50, jerami/19,10, tongkol/18,80, daun/17,41. Persamaan model data HHV Terukur (MJ/kg) = $1.995,638 + 0,092 \text{ FC} - 0,022 \text{ VM} - 0,272 \text{ ASH}$ untuk memprediksi nilai HHV briket; model mekanisme deteksi objek limbah organik dan komposisi bahan baku menghasilkan pengujian aplikasi sampah organik citra digital dengan akurasi 97%. Optimisasi model efektif komposisi bahan baku tempurung kelapa 60%, kayu 20%, perekat 20% dengan warna RGB paling hitam dari komposisi briket adalah 3 (37,38,39). Persentase briket bahan baku tempurung kelapa lebih baik dalam uji komposisi dibandingkan briket campuran. Model penentuan terhadap kualitas produk briket menghasilkan optimisasi terbaik dengan pengujian rasio 70:30 dan arsitektur MobileNetV2 hasil prediksi nilai akurasi 0,73-0,99. Rerata nilai prediksi arsitektur adalah 0,95.

Kata kunci: limbah organik, klasifikasi dan evaluasi, briket, model, energi.



ABSTRACT

NORBERTUS TRI SUSWANTO SAPTADI. OPTIMIZATION OF CLASSIFICATION AND EVALUATION OF CHARACTERISTICS PROCESSING ORGANIC WASTE INTO BIOMASS BRIQUETTES THROUGH DATA MODELING AND MACHINE LEARNING. (Guided by Ansar Suyuti, Amil Ahmad Ilham, Ingrid Nurtanio).

Indonesia has energy potential that comes from organic waste. Society's need for energy is increasing. Energy management requires identification, classification and evaluation. The aim of this research is to produce an estimation model for energy sourced from organic waste, a model for detecting organic waste objects and the composition of raw materials, as well as a model for determining the quality of biomass briquettes. The research method uses linear regression with the CNN model approach. The research produced predictions of briquette fuel consumption for 2022-2030 with model $Y = 201,448.23 - 721.74 \cdot X_1$ dan $R^2 = 0,94$. Optimization of the biggest ingredients of briquettes are: coconut shell/20.50, wood/20.50, straw/19.10, cob/18.80, leaves/17.41. Measured HHV data model equation (MJ/kg) = $1,995.638 + 0.092 \text{ FC} - 0.022 \text{ VM} - 0.272 \text{ ASH}$ to predict the value of HHV briquettes; the mechanism model for detecting organic waste objects and the composition of raw materials results in testing the application of digital image organic waste with an accuracy of 97%. Augmentation has an effect on obtaining accuracy values. Optimization of the effective model composition of 60% coconut shell raw materials, 20% wood, 20% adhesive with the blackest RGB color of the briquette composition is 3 (37,38,39). The percentage of coconut shell raw material briquettes was better in the composition test than mixed briquettes. The model for determining the quality of briquette products produces the best optimization with a test ratio of 70:30 and the MobileNetV2 architecture results in predicted accuracy values of 0.73-0.99. The mean architectural prediction value is 0.95.

Keywords: organic waste, classification and evaluation, briquettes, model, energy.



DAFTAR ISI

DISERTASI	i
PENGAJUAN DISERTASI	ii
DISERTASI	iii
PERNYATAAN KEASLIAN DISERTASI DAN PELIMPAHAN HAK CIPTA	iv
KATA PENGANTAR	vi
ABSTRAK	viii
ABSTRACT	ix
DAFTAR ISI	x
DAFTAR TABEL	xiii
DAFTAR GAMBAR	xiv
DAFTAR LAMPIRAN	xvii
DAFTAR ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN	xviii
BAB I PENDAHULUAN	1
1.1. Latar Belakang	1
1.2. Rumusan Masalah	5
1.3. Tujuan Penelitian	5
1.4. Batasan Masalah	6
1.5. Manfaat Penelitian	6
1.6. Ruang Lingkup Penelitian	7
BAB II KERANGKA KONSEPTUAL DAN HIPOTESIS PENELITIAN	9
2.1 Kerangka Konseptual	9
2.1.1 Penelitian Terkait	11
2.1.2 <i>State of The Art</i>	13
2.1.3 Kerangka Pikir	23
2.1.4 Diagram <i>Fishbone</i>	24
2.2 Hipotesis Penelitian	25
BAB III MODEL ESTIMASI ENERGI LIMBAH ORGANIK	26
3.1 Abstrak	26
3.2 Pendahuluan	26
3.3 Metodologi Penelitian	30
3.3.1 Jenis Penelitian	30
3.3.2 Perancangan Penelitian	30
3.3.3 Standar Kualitas	31
3.3.4 Dataset Sampah Organik	31



3.3.5 Persamaan Regresi Linier	32
3.4 Hasil dan Pembahasan	35
3.4.1 Kuesionar dan Wawancara	36
3.4.2 Analisis Kebutuhan	37
3.4.3 Model Estimasi Kebutuhan Bahan Bakar Indonesia	41
3.4.4 Model Estimasi Kebutuhan Bahan Bakar Kota Makassar	57
3.4.5 Model Sistem Informasi Prediksi Kebutuhan Energi	59
3.4.6 Model Klasifikasi Bahan Baku Briket	75
3.5 Kesimpulan	82
BAB IV MODEL MEKANISME DETEKSI OBJEK LIMBAH ORGANIK DAN KOMPOSISI BAHAN BAKU	84
4.1 Abstrak	84
4.2 Pendahuluan	84
4.3 Metodologi Penelitian	89
4.3.1 Jenis Penelitian	89
4.3.2 Metode Pengumpulan Data	90
4.3.3 <i>Convolutional Neural Network</i> (CNN)	90
4.3.4 Arsitektur Alexnet	91
4.3.5 Perancangan Penelitian	91
4.3.6 Rancangan Eksperimental dan Langkah	93
4.3.7 Pembuatan Briket Data	94
4.3.8 Desain dan Pengambilan Gambar	94
4.3.9 Metode Klasifikasi	95
4.3.10 Metode Multi Deteksi dan Segmentasi	96
4.4 Hasil dan Pembahasan	97
4.4.1 Pemodelan CNN	97
4.4.2 Pemodelan Arsitektur R-CNN	103
4.4.3 Pemodelan Komposisi Bahan Baku Organik	108
4.5 Kesimpulan	120
BAB V MODEL PENENTUAN KUALITAS PRODUK BRIKET BIOMASSA	121
5.1 Abstrak	121
5.2 Pendahuluan	121
5.3 Metodologi Penelitian	123
Jenis Penelitian	123
Perancangan Penelitian	123
Proses Pemrosesan Data	124



5.3.4 Model CNN	127
5.4 Hasil dan Pembahasan	127
5.4.1 Model Penentuan Kualitas Produk Briket Biomassa	127
5.4.3 Lapisan Masukan	128
5.4.4 Konstruksi CNN	129
5.4.5 Masukan <i>Layer</i>	130
5.4.6 Lapisan Konvolusional	130
5.4.7 Analisis Berdasarkan Citra Warna	131
5.4.8 Arsitektur MobileNetV2	136
5.4.9 Evaluasi Model	145
5.5 Kesimpulan	145
BAB VI PEMBAHASAN UMUM	146
6.1 Model Estimasi Energi Limbah Organik	146
6.1.1 Optimisasi dan Evaluasi	146
6.1.2 Pengembangan Model dan Teori	146
6.2 Model Mekanisme Deteksi Objek Limbah organik dan komposisi bahan baku	146
6.2.1 Optimisasi dan Evaluasi	146
6.2.2 Pengembangan Model dan Teori	148
6.3 Model Penentuan Kualitas Produk Briket Biomassa	148
6.3.1 Optimisasi dan Evaluasi	148
6.3.2 Pengembangan Model dan Teori	149
BAB VII PENUTUP	150
7.1 Kesimpulan	150
7.2. Saran	152
DAFTAR PUSTAKA	153
LAMPIRAN	167
Lampiran 1. Dokumentasi perizinan dan wawancara	167
Lampiran 2. Pengambilan data briket biomassa di pabrik	168
Lampiran 3. Rekam jejak publikasi	169
Lampiran 4. Publikasi jurnal	170
Lampiran 5. Publikasi prosiding	187
Lampiran 6. Biodata	194



DAFTAR TABEL

Nomor	Halaman
TABEL 1 STATE OF THE ART KLASIFIKASI DAN EVALUASI	13
TABEL 2 STATE OF THE ART PEMODELAN DATA DAN PEMELAJARAN MESIN	18
TABEL 3 ESTIMASI KONSUMSI BAHAN BAKAR RUMAH TANGGA DI INDONESIA	37
TABEL 4 ESTIMASI KETERSEDIAAN BAHAN BAKAR DI INDONESIA	38
TABEL 5 EKSPOR BRIKET INDONESIA BERDASARKAN NEGARA TUJUAN	38
TABEL 6 SUMMARY OUTPUT	41
TABEL 7 KONSUMSI BAHAN BAKAR LISTRIK	42
TABEL 8 PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR TAHUN 2022-2030	49
TABEL 9 PENDUDUK KECAMATAN TAHUN 2021	58
TABEL 10 ESTIMASI JUMLAH BAHAN BAKAR RUMAH TANGGA	58
TABEL 11 DATA PELATIHAN	67
TABEL 12 Uji Kasus DAFTAR LIMBAH POTENSIAL	72
TABEL 13 PELATIHAN DATA TEMPURUNG KELAPA	73
TABEL 14 PROSES PENGUJIAN DATA	74
TABEL 15 MENGKONVERSI ARANG MENJADI BRIKET	74
TABEL 16 KONSTRUKSI MODEL DATA DENGAN NILAI LITERATUR HHV DAN NILAI PROKSIMAT	76
TABEL 17 VARIABLES ENTERED/REMOVEDA	77
TABEL 18 ANOVA	77
TABEL 19 COEFFICIENTS ^A	78
TABEL 20 MODEL SUMMARY	78
TABEL 21 DURBIN-WATSON, $\alpha = 5\%$	79
TABEL 22 MODEL PATOKAN KOMPOSISI TEMPURUNG KELAPA DAN SERBUK KAYU 1	93
TABEL 23 MODEL PATOKAN KOMPOSISI TEMPURUNG KELAPA DAN SERBUK KAYU 2	94
TABEL 24 DAFTAR NAMA DETEKSI LIMBAH	102
TABEL 25 CONFUSION MATRIX	102
TABEL 26 EVALUASI MODEL R-CNN	106
TABEL 27 KOMPOSISI BRIKET HASIL PENGUKURAN PABRIK 90 10	115
TABEL 28 HASIL PENGUKURAN KOMPOSISI BRIKET 60 20 20	115
TABEL 29 HASIL PENGUKURAN KOMPOSISI BRIKET 20 60 20	116
TABEL 30 PENGUKURAN WARNA BRIKET	118
TABEL 31 KARAKTERISTIK KUALITAS PRODUK BRIKET	149



DAFTAR GAMBAR

Nomor	Halaman
GAMBAR 1 VOSVIEWER BRIQUETTE	10
GAMBAR 2 VOSVIEWER CLASSIFICATION	11
GAMBAR 3 KERANGKA PIKIR	23
GAMBAR 4 DIAGRAM FISHBONE	24
GAMBAR 5 KONSTRUKSI PENELITIAN TERKAIT DAN HIPOTESIS	25
GAMBAR 6 BAGAN ALIR PREDIKSI POTENSI ENERGI SAMPAH ORGANIK	30
GAMBAR 7 BAHAN BAKU SAMPAH ORGANIK	32
GAMBAR 8 KRITERIA KUADRAT TERKECIL	35
GAMBAR 9 TINGKAT KEPUASAN PENGELOLAAN SAMPAH	36
GAMBAR 10 TINGKAT KEPUASAN PENGGUNAAN ENERGI	36
GAMBAR 11 IMPORT LIBRARY	39
GAMBAR 12 IMPORT DATA EXCEL	39
GAMBAR 13 IMPORT MATPLOTLIB.PYPILOT	39
GAMBAR 14 GRAFIK KONSUMSI BAHAN BAKAR INDONESIA	40
GAMBAR 15 IMPORT MATPLOTLIB.PYPILOT	40
GAMBAR 16 GRAFIK KETERSEDIAAN BAHAN BAKAR INDONESIA	40
GAMBAR 17 IMPORT LIBRARY	43
GAMBAR 18 IMPORT DATA EXCEL	43
GAMBAR 19 MENAMPILKAN DATA PENDUDUK DAN KONSUMSI	43
GAMBAR 20 DATA PENDUDUK DAN KONSUMSI BAHAN BAKAR LISTRIK	43
GAMBAR 21 MENAMPILKAN MODEL REGRESI LINIER	44
GAMBAR 22 MENGGUNAKAN PERSAMAAN DAN MENAMPILKAN HASIL PREDIKSI	44
GAMBAR 23 NILAI PREDIKSI DAN STANDAR ERROR	44
GAMBAR 24 Mencari nilai standar error	45
GAMBAR 25 SCRIPT PROGRAM PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR LISTRIK	45
GAMBAR 26 GRAFIK PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR LISTRIK	46
GAMBAR 27 PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR LPG	46
GAMBAR 28 PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR MINYAK TANAH	47
GAMBAR 29 PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR BRIKET	47
GAMBAR 30 PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR KAYU	47
GAMBAR 31 PENGGUNAAN FUNGSI EKSPONENSIAL BAHAN BAKAR LISTRIK	48
GAMBAR 32 GRAFIK PREDIKSI PENDUDUK DENGAN FUNGSI EKSPONENSIAL	48
GAMBAR 33 PREDIKSI KONSUMSI BAHAN BAKAR LISTRIK 2022-2030	49
GAMBAR 34 DIAGRAM KONTEKS	60
GAMBAR 35 DIAGRAM BERJENJANG	60
GAMBAR 36 DIAGRAM TINGKAT SATU	61
GAMBAR 37 BAGAN ALIR SISTEM	62
GAMBAR 38 BAGAN ALIR PROGRAM	62
GAMBAR 39 MODEL SISTEM PEMETAAN LOKASI SAMPAH	63
GAMBAR 40 MODEL LAYAR ADMINISTRATOR KECAMATAN	63
GAMBAR 41 GRAFIK JUMLAH BRIKET DAN KEBUTUHAN	64
2 GRAFIK HASIL PREDIKSI SAMPAH ORGANIK BULAN DEPAN	64
3 GRAFIK HASIL PREDIKSI KEBUTUHAN KECAMATAN BULAN DEPAN	65
4 SELURUH DAFTAR SAMPAH ORGANIK	65
5 MODEL UKURAN BRIKET	67
6 TREN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR MEMASAK	68



GAMBAR 47	TREN PENGGUNAAN BAHAN BAKAR MASAK KECAMATAN	68
GAMBAR 48	DATA PREDIKSI PENDUDUK KECAMATAN	69
GAMBAR 49	TREN DATA POPULASI DI KECAMATAN KOTA MAKASSAR.....	69
GAMBAR 50	TREN DATA PERMINTAAN BRIKET	69
GAMBAR 51	TREN DATA JUMLAH SAMPAH	70
GAMBAR 52	KEBUTUHAN BBM TIAP KECAMATAN	71
GAMBAR 53	ALUR PENGUJIAN HALAMAN DAFTAR POTENSI SAMPAH	71
GAMBAR 54	BAHAN BIOMASSA LIMBAH ORGANIK	77
GAMBAR 55	SCATTERPLOT	79
GAMBAR 56	NORMAL P-P PLOT	80
GAMBAR 57	HISTOGRAM.	80
GAMBAR 58	MODEL CNN.....	90
GAMBAR 59	MODEL ALEXNET	91
GAMBAR 60	BAGAN ALIR ALGORITMA DEEP LEARNING	92
GAMBAR 61	BAGAN ALIR PEMODELAN CNN	92
GAMBAR 62	BAGAN ALIR PELATIHAN CNN	93
GAMBAR 63	PEMBUATAN BRIKET	94
GAMBAR 64	PENGAMBILAN GAMBAR.....	95
GAMBAR 65	PEMOTONGAN GAMBAR.....	95
GAMBAR 66	STRUKTUR UMUM ALGORITMA MASK R-CNN	96
GAMBAR 67	PELATIHAN DATA	100
GAMBAR 68	BERBAGAI ARAH DARI SISI TEMPURUNG KELAPA.....	104
GAMBAR 69	STRUKTUR ARSITEKTUR R-CNN	105
GAMBAR 70	FLOWCHART PROSES CROPPING FOTO.....	107
GAMBAR 71	FLOWCHART OUTPUT MODEL	108
GAMBAR 72	PRA-PEMROSESAN DATA.....	109
GAMBAR 73	DATA TRAINING	109
GAMBAR 74	DATA UJI	110
GAMBAR 75	MODEL KELUARAN KLASIFIKASI	110
GAMBAR 76	PROGRAM KLASIFIKASI BRIKET	110
GAMBAR 77	MATPLOTLIB.PYLOT LIBRARY SCRIPT.....	111
GAMBAR 78	KOORDINAT UKURAN BRIKET	111
GAMBAR 79	SCRIPT VALIDASI KELAS	112
GAMBAR 80	SCRIPT NAMA KELAS	112
GAMBAR 81	DATA KLASIFIKASI KOMPOSISI	112
GAMBAR 82	SCRIPT LATIH GAMBAR.....	113
GAMBAR 83	SCRIPT AKURASI.....	114
GAMBAR 84	SEBELUM AUGMENTASI.....	114
GAMBAR 85	SESUDAH AUGMENTASI.....	114
GAMBAR 86	VISUALISASI GAMBAR SETELAH AUGMENTASI	115
GAMBAR 87	WARNA BRIKET 90-10.....	116
GAMBAR 88	WARNA BRIKET 60-20-20.....	116
GAMBAR 89	WARNA BRIKET 20-60-20.....	117
GAMBAR 90	KOMPOSISI WARNA SEMUA BRIKET	117
GAMBAR 91	PERBANDINGAN KOMPOSISI WARNA BRIKET	117
GAMBAR 92	NILAI AKURASI DAN LOSS PADA ARSITEKTUR ALEXNET	119
3	NILAI AKURASI DAN LOSS SETELAH AUGMENTASI ALEXNET	119
4	MODEL CNN YANG DIKONSTRUKSI	123
5	KOLEKSI GAMBAR BRIKET	124
6	PELABELAN BRIKET BAIK	125
7	PELABELAN DUA SET DATA BRIKET, BRIKET 1-10 DAN SISI BRIKET 1-6.....	125



GAMBAR 98 AUGMENTASI DATA LATAR BELAKANG PUTIH	126
GAMBAR 99 GAMBAR AWAL SEBELUM MENGUBAH UKURAN BRIKET 01	126
GAMBAR 100 BENTUK AKHIR SETELAH MENGUBAH UKURAN	127
GAMBAR 101 BAGAN ALIR PEMODELAN CNN	128
GAMBAR 102 BAGAN ALIR PELATIHAN CNN	128
GAMBAR 103 MODEL CNN.....	129
GAMBAR 104 PROSES KONVOLUSI DI CNN	129
GAMBAR 105 MEMBUAT KANVAS	130
GAMBAR 106 MEMBENTUK ULANG PIKSEL	130
GAMBAR 107 LAPISAN KONVOLUSI.....	130
GAMBAR 108 POLLING LAYER.....	131
GAMBAR 109 MELAKUKAN METODE DENSE.....	131
GAMBAR 110 BRIKET PABRIK KOMPOSISI 90:10 DAN WARNA DOMINAN PABRIK.....	132
GAMBAR 111 BRIKET BUAT SENDIRI KOMPOSISI 90:10 DAN WARNA DOMINAN.....	133
GAMBAR 112 BRIKET KOMPOSISI 60:20:20 DAN WARNA DOMINAN BUATAN SENDIRI	134
GAMBAR 113 BRIKET KOMPOSISI 20:60:20 DAN WARNA DOMINAN BUATAN SENDIRI	135
GAMBAR 114 BAGAN ALIR SISTEM PENGELOLAAN BRIKET YANG DIHASILKAN	136
GAMBAR 115 MENDEFINISIKAN SUMBER FOLDER	137
GAMBAR 116 ARSITEKTUR MOBILENetV2	137
GAMBAR 117 PENGUJIAN PERTAMA DAN KEDUA	138
GAMBAR 118 HASIL MODEL I DENGAN BATCH 32	138
GAMBAR 119 HASIL MODEL II DENGAN BATCH 128	138
GAMBAR 120 HASIL MODEL III DENGAN BATCH 512.....	139
GAMBAR 121 CONFUSION MATRIX DATA TRAINING	139
GAMBAR 122 PREDIKSI KUALITAS BRIKET KOMPOSISI 70:30.....	140
GAMBAR 123 PREDIKSI KUALITAS BRIKET KOMPOSISI 80:20.....	141
GAMBAR 124 PREDIKSI KUALITAS BRIKET KOMPOSISI 90:10.....	141
GAMBAR 125 MODEL PELATIHAN 70:30 BATCH 32	142
GAMBAR 126 MODEL SIMPAN 70:30 BATCH 32	142
GAMBAR 127 MAE TRAINING AND VALIDATION LOSS	142
GAMBAR 128 MSE TRAINING AND ACCURACY	143
GAMBAR 129 MAE TRAINING DAN VALIDATION LOSS	144
GAMBAR 130 TRAINING DAN ACCURACY 1	144
GAMBAR 131 TRAINING DAN ACCURACY 2	145
GAMBAR 132 EVALUASI MODEL KUALITAS BRIKET.....	145



DAFTAR LAMPIRAN

Nomor	Halaman
LAMPIRAN 1. DOKUMENTASI PERIZINAN DAN WAWANCARA	167
LAMPIRAN 2. PENGAMBILAN DATA BRIKET BIOMASSA DI PABRIK.....	168
LAMPIRAN 3. REKAM JEJAK PUBLIKASI.....	169
LAMPIRAN 4. PUBLIKASI JURNAL	170
LAMPIRAN 5. PUBLIKASI PROSIDING	187
LAMPIRAN 6. BIODATA	194



DAFTAR ARTI LAMBANG DAN SINGKATAN

Lambang/singkatan	Arti dan keterangan
TK	= tempurung kelapa
SK	= serbuk kayu
BJ	= bonggol jagung
SP	= sekam padi
DT	= daun tanaman
W_t	= bobot
L	= <i>loss function</i>
a	= <i>learning rate</i>
β	= <i>decay</i>
V	= eksponensial gradien
S	= gradien kuadrat
CNN	= <i>convolutional neural network</i>
RCNN	= <i>region-based convolutional neural network</i>
val	= nilai validation
loss	= nilai kekurangan
RGB	= <i>red green blue</i>
TPU	= <i>tensor processing units</i>
ML	= <i>machine learning</i>
DL	= <i>deep learning</i>
Pbh	= produk briket basah
Pkg	= produk briket kering
Pkb	= produk briket kurang baik
Pbk	= produk briket baik
BB01S101	= kode briket, no urut briket, sisi briket dan seri briket
RMSE	= <i>root mean square error</i>
MSE	= <i>mean squared error</i>
	= <i>mean absolute error</i>
	= <i>mean average precision</i>



BAB I

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang

Indonesia memiliki ketahanan nasional sebagai upaya memenuhi kebutuhan energi untuk menghadapi dan mengatasi segala tantangan, ancaman, hambatan, dan gangguan dalam mencapai suatu tujuan nasional (Indonesia and Nasional, 2020). Isu strategis RPJPD Kota Makassar Tahun 2005-2025 adalah *“Lingkungan Hidup yang buruk akibat perilaku sebagian masyarakat dalam mengelola dan membuang sampah/limbah. Pengolahan limbah masyarakat belum memisahkan antara sampah basah dan kering. Masyarakat dalam membuang sampah masih secara bebas di tempat umum seperti jalan raya. Awareness masyarakat untuk membersihkan sampah tersebut masih relatif rendah”*.

Data pengolahan limbah di Provinsi Sulawesi Selatan pada tahun 2021-2022 (<http://sipsn.menlhk.go.id>) memiliki komposisi limbah/sampah terdiri dari 46,37% sisa makanan, 12,22% kayu ranting daun, 13,41% kertas/karton, 12,51% plastik, 4,21% logam, 1,89% kain, 2,16% karet/kulit, 1,92% kaca, dan 5,31% lainnya. Untuk kota Makassar terdiri dari 58,42% sisa makanan, 0% kayu ranting daun, 8,34% kertas/karton, 21,51% plastik, 6,83% logam, 2,9% kain, 0% karet/kulit, 2,0% kaca, dan 0% lainnya. Data telah diolah menggunakan teknologi *database* pemetaan yang di-*update* secara dinamis berdasarkan tempat tinggal masyarakat dari berbagai kecamatan di Indonesia (Utomo, Komputer and Subang, 2018).

Hierarki metodologi dalam menangani limbah kota atau kabupaten berdasarkan proses daur ulang dan pengomposan serta pembakaran dengan pemulihan energi (Psomopoulos, Bourka and Themelis, 2009). Implementasi Sistem Informasi Geografis (SIG) dalam pengolahan limbah di setiap kecamatan Kota Makassar telah menghasilkan limbah sebagai potensi energi untuk diolah kembali menjadi sesuatu yang bermanfaat (N. Saptadi, Chyan and Pratama, 2020).

an limbah organik sebagai energi alternatif dapat memenuhi kebutuhan kar bagi kehidupan masyarakat di Indonesia.



Pengolahan limbah yang berasal dari rumah tangga akan menciptakan masyarakat mandiri dalam mengelola alur masuk-keluar limbah organik dan non organik sehingga tidak terdapat lagi limbah yang dibuang secara sembarang. Setiap limbah diolah menjadi lebih berguna sesuai kebutuhan masyarakat. Limbah organik menjadi kompos, sedangkan non organik seperti botol/kaleng/plastik dibersihkan untuk dikirimkan dan didaur ulang secara proporsional dalam menghadirkan suatu lingkungan bersih, nyaman, dan sehat (Saptadi, Sampe and Chyan, 2020).

Pengolahan limbah dalam menghasilkan energi hijau biogas relatif murah dibandingkan penggunaan BBM yang berasal dari fosil sehingga menciptakan lingkungan bersih, aman, bebas limbah dan ketersediaan pupuk organik untuk meningkatkan kualitas tanah menjadi produktif. Pemanfaatan teknologi yang menghasilkan energi *renewable* (yang dapat diperbaharui) dapat mendukung ketersediaan energi *sustainable* (berkelanjutan). Alternatif pengolahan limbah mempunyai potensi yang besar sebagai sumber energi pengganti BBM dengan pengolahan menjadi briket biomassa. Teknologi ini mempunyai potensi besar untuk mengkonversi limbah biomassa menjadi bahan bakar rumah tangga atau industri efisien serta ramah terhadap lingkungan (Achebe, Umeji and Chukwuneke, 2018). Produksi briket menghadirkan pemanfaatan biomassa yang efisien sebagai sumber energi dan bahan bakar. Pembuatan briket didasarkan pada tahapan densifikasi biomassa lepas sebagai residu pertanian, limbah kota, dan kertas (Kaur, 2017).

Kebijakan energi membantu penggunaan biomassa sebagai sumber energi. Sumber daya biomassa mengidentifikasi residu hutan, residu pertanian, limbah manusia dan hewan, biomassa air, dan tanaman energi. Sumber daya sisa pertanian memiliki kegunaan yang kompetitif seperti pakan ternak dan peremajaan tanah. Residu pertanian memiliki potensi energi sekitar 1,09 EJ, dengan bahan singkong, pisang raja, jagung, padi, kelapa sawit, dan sorgum menjadi kontributor urgen. Terdapat potensi limbah hewan 0,65 EJ, bahan bakar kayu 0,38 EJ, limbah padat perkotaan 0,11, sisa hutan 0,05 EJ, dan arang 0,05 EJ (Jekayinfa, Orisaleye and 2020). Teknologi *Waste To Energy* (WTE) akan mereduksi jumlah limbah, lingkungan sekitar, tantangan terhadap kondisi kesehatan, serta bahan bakar fosil yang dapat menghasilkan produksi listrik untuk kebutuhan hidup sehari-hari umat manusia (Brahimi *et al.*, 2019).



Information and Communication Technology (ICT) digunakan pada lingkungan perkotaan dalam menyediakan kebutuhan dasar untuk keberlanjutan dan ketahanan *smart city*. Hal ini telah dituangkan dalam Rencana Pembangunan Jangka Panjang Daerah (RPJPD) Kota Makassar Tahun 2005-2025, Peraturan Daerah Nomor 5 Tahun 2021 tertanggal 1 Agustus 2021 mengenai Rencana Pembangunan Jangka Menengah Daerah (RPJMD) Kota Makassar Tahun 2021-2026 dan Renstra Dinas Lingkungan Hidup Kota Makassar 2021-2026.

Pengolahan limbah memerlukan tahapan klasifikasi terhadap sumber limbah. Pengklasifikasian objek atau citra merupakan tugas yang relatif dimungkinkan bagi manusia namun terhadap komputer/mesin menjadikan tugas yang relatif mendetail dan kompleksitas tinggi sehingga klasifikasi citra menjadi problem utama pada fokus *computer vision* (Eka Putra, 2016). Untuk keperluan pengambilan informasi sumber limbah dengan berbagai macam jenis diperlukan klasifikasi citra pada foto digital. Informasi sumber limbah terhadap suatu objek meliputi tinggi, panjang, lebar, diameter, volume, densitas, pori-pori, warna, bentuk, ukuran, berat, jumlah, dan kadar air. Klasifikasi citra dengan resolusi tinggi dilakukan melalui interpretasi visual yang merupakan kombinasi dan komposisi antara intuisi, mata dan pikiran manusia. Pembuatan keputusan dan penilaian terhadap suatu objek tertentu menggunakan pengalaman dan pengetahuan sebagai pedoman. Kendala melakukan interpretasi secara manual adalah pengenalan objek secara visual, khususnya pada objek tanaman pertanian yang berubah menjadi limbah organik (Kurniadi, 2020).

Untuk memenuhi kualitas produk pada pengolahan briket biomassa dibutuhkan ketersediaan bahan baku yang mampu memenuhi ketentuan dan persyaratan pada suatu karakteristik tertentu. Standar Nasional Indonesia (SNI) adalah standar yang berlaku secara nasional di Indonesia yang dirumuskan oleh Komite Teknis (Panitia Teknis) dan ditetapkan oleh Badan Standar Nasional (BSN). Perkembangan kemampuan nasional di bidang standardisasi akan mendukung era globalisasi perdagangan dunia yang telah dicanangkan oleh AFTA an APEC (2010/2020). Kegiatan standardisasi meliputi standar dan kesesuaian (*conformity assessment*) secara terpadu serta berkelanjutan embangkan melalui pemantapan dan peningkatan daya saing produk memperlancar arus perdagangan dan melindungi kepentingan umum.



Indonesia memiliki BSN yang bertanggung jawab membina, mengembangkan, mengkoordinasikan kegiatan di bidang standarisasi nasional.

Rapat Konsensus Nasional di Jakarta pada 25 November 1993 dihadiri asosiasi produsen, konsumen, Lembaga Ilmu Pengetahuan dan Teknologi, instansi pemerintah yang menentukan spesifikasi persyaratan kualitas SNI 01-6235-2000. Peraturan BSN RI Nomor 7 Tahun 2019 tentang Skema Penilaian Kesesuaian Terhadap Standar Nasional Indonesia Sektor Kimia berisi Petunjuk Teknis Skema Sertifikasi Produk Briket (National Standardization Agency, 2019). Tujuan standarisasi adalah melindungi produsen, menjaga konsistensi mutu, menunjang ekspor non-migas, dan menunjang instruksi dari Menteri Perindustrian Nomor 04/M/INS/10/1989. Persyaratan Uji Produk (SNI 06-3730-1995) diharapkan dapat memenuhi karakteristik yang meliputi ukuran partikel, kadar air, kadar abu, dan kalori. Tahapan kritis dan penting dalam proses produksi pada produk briket meliputi aktivitas dalam pemilihan bahan baku, pengarangan, pembuatan serbuk arang, pembersihan dari pengotor, pencampuran, pengepresan, pengeringan, pengemasan dan penandaan (Kaur *et al.*, 2017).

Berdasarkan latar belakang tersebut maka terdapat identifikasi masalah sebagai isu global yang tengah terjadi di lingkungan industri, pemerintah dan masyarakat, yaitu terjadinya krisis energi, kebutuhan bahan bakar alternatif, potensi sumber limbah organik sebagai bahan baku, komposisi bahan baku, dan kualitas briket biomassa. Hal ini telah membuka peluang strategis untuk dilakukan penelitian lebih mendalam dan mendetail. Berikut masalah yang dapat diidentifikasi, yaitu:

- a. Kurangnya **ketersediaan energi** yang dapat memenuhi kebutuhan bahan bakar alternatif bagi pemerintah dan masyarakat.
- b. Belum optimal dalam memanfaatkan **potensi energi** yang berasal dari limbah organik untuk menghasilkan briket biomassa sebagai energi alternatif.
- c. Minimnya **tahapan klasifikasi** dan **evaluasi** sumber limbah organik dalam memenuhi karakteristik bahan baku briket sehingga memerlukan segmentasi standar persyaratan SNI.



- d. Belum mengetahui pengolahan briket berdasarkan kombinasi dan komposisi bahan baku dari berbagai jenis limbah organik yang diolah dengan pendekatan analisis citra digital.
- e. Belum mengetahui kualitas briket biomassa sehingga membutuhkan pemodelan dan pengujian terhadap kinerja akurasi dalam memprediksi.

1.2. Rumusan Masalah

Energi merupakan elemen penting dalam aktifitas kehidupan manusia. Ketersediaan sumber energi dapat memenuhi kebutuhan, keterjangkauan pasokan dan keberlanjutan kehidupan umat manusia. Pengolahan limbah organik melalui kombinasi dan komposisi bahan baku menghasilkan briket sebagai energi alternatif dalam memberikan solusi dan manfaat. Penelitian diharapkan menghasilkan briket berkualitas berdasarkan optimisasi klasifikasi dan evaluasi karakteristik dalam suatu pemodelan data dan pembelajaran mesin. Pertanyaan penelitian yaitu:

1. Bagaimana hubungan antara potensi energi dengan bahan baku limbah organik yang diperoleh.
2. Bagaimana hubungan antara mekanisme deteksi objek dengan komposisi bahan baku dalam pengolahan briket.
3. Bagaimana hubungan antara pengolahan citra dengan kualitas briket.

Berdasarkan identifikasi masalah dan pertanyaan penelitian, maka rumusan permasalahan adalah “Bagaimana optimisasi klasifikasi dan evaluasi karakteristik dapat menentukan hubungan antara potensi energi dengan limbah organik, mekanisme deteksi objek dengan komposisi bahan baku, serta pengolahan citra dengan kualitas briket melalui pendekatan pemodelan data dan pembelajaran mesin.”

1.3. Tujuan Penelitian

Untuk mencapai tujuan penelitian dengan pendekatan konseptual, teoritik, sistematis dan proporsional yang dapat memberikan kontribusi bagi perkembangan



pengetahuan, teknologi dan seni (IPTEKS), pemerintah, usahawan dan masyarakat maka penggunaan limbah organik sebagai bahan baku diharapkan dapat menghasilkan briket berkualitas yang memenuhi kebutuhan energi alternatif.

Tujuan penelitian diupayakan dapat memberikan alternatif solusi terhadap suatu permasalahan yang telah dirumuskan sehingga dapat mengetahui hubungan yang terjadi dalam menghasilkan:

- a. Model estimasi energi yang bersumber dari limbah organik.
- b. Model mekanisme deteksi objek limbah organik dan komposisi bahan baku.
- c. Model penentuan kualitas pada produk briket biomassa.

1.4. Batasan Masalah

Penelitian memiliki persyaratan, ketentuan dan keterbatasan yang menjadi dasar dalam pembuatan pemodelan data dan pemelajaran mesin, yaitu:

1. **Estimasi potensi energi** dihitung dari kebutuhan dan penggunaan bahan bakar serta populasi jumlah penduduk periode tahun tertentu dari data ESDM dan BPS.
2. **Objek bahan baku limbah organik** terdiri dari tempurung kelapa (TK), serbuk kayu (SK), bonggol jagung (BJ), sekam padi (SP), dan daun tanaman (DT).
3. **Penentuan kualitas produk briket** berdasarkan standar pengolahan pabrik briket di kabupaten Bantul provinsi DIY dibandingkan dengan briket buatan sendiri melalui dimensi utama warna dan didukung tekstur, ukuran dan bentuk.

1.5. Manfaat Penelitian

Untuk memperoleh hasil penelitian yang direncanakan, ditargetkan dan diharapkan dapat memenuhi tujuan maka diperlukan gambaran terhadap manfaat penelitian yang dapat memberikan kontribusi secara nyata, yaitu:

1. Menghasilkan **optimisasi** dalam **klasifikasi** dan **evaluasi** terhadap **karakteristik** kualitas briket melalui **pemodelan data** dan **pemelajaran mesin**.
2. Memperoleh gambaran **tren kebutuhan energi** berdasarkan **estimasi jenis** dan **komposisi bahan baku** limbah organik dalam pengolahan briket biomassa.
3. Memberikan **bahan pertimbangan** dalam peningkatan kualitas briket biomassa



nemenuhi Standar Nasional Indonesia (SNI).

dikan **sumber** dan **bahan baku alternatif** bagi pemerintah, usahawan dan rakyat dalam menciptakan peluang energi alternatif.

1.6. Ruang Lingkup Penelitian

Hasil penelusuran prosiding dan jurnal penelitian telah diperoleh informasi bahwa penelitian yang berkaitan dengan energi, sumber dan jenis bahan baku limbah organik, komposisi bahan baku serta pengolahan briket biomassa sudah dilakukan oleh beberapa peneliti di dunia. Namun demikian, penelitian yang sudah dilakukan masih relatif kurang dan belum menggunakan pendekatan kecerdasan buatan.

Ruang lingkup penelitian berkisar pada pemanfaatan potensi energi yang berasal dari berbagai jenis limbah organik yang diolah menjadi briket biomassa dan dimanfaatkan untuk memenuhi kebutuhan bahan bakar rumah tangga dan industri. Hal ini dilakukan untuk menciptakan sumber energi baru terbarukan yang saat ini sudah semakin terbatas jumlah dan lokasi keberadaan energi tersebut.

Melalui estimasi potensi energi alternatif, deteksi objek sampah organik, pemilihan komposisi bahan baku dan penentuan kualitas produk maka diharapkan dapat diukur nilai keakuratan, kehandalan dan konsistensi. Upaya dalam menghitung kebutuhan energi berdasarkan konsumsi dan ketersediaan bahan bakar, memperoleh sumber jenis bahan baku, kombinasi dalam komposisi bahan baku dan menghasilkan mutu atau kualitas produk dalam pengolahan limbah organik diharapkan dapat memenuhi standar SNI sebagai upaya dalam meningkatkan kualitas produk briket biomassa di masa mendatang.

Novelty atau unsur kebaruan penelitian sangat penting sebagai tolok ukur karya ilmiah. Kebaruan akan menarik perhatian orang untuk dipelajari dan dikaji lebih dalam. Ilmu pengetahuan berkembang demikian pesat sehingga menuntut untuk selalu ingin mengetahui perkembangan terbaru dalam setiap bidang ilmu pengetahuan. Kebaruan dapat diperoleh melalui kajian terhadap penelitian atau studi-studi terdahulu yang sudah dipublikasikan lewat jurnal, buku ilmiah, majalah atau lewat internet, yang secara umum dikenal dengan istilah “*state of the arts*”.



Kebaruan penelitian (*novelty*) yang diharapkan dapat ditemukan dan dikembangkan sehingga berkontribusi bagi perkembangan Ilmu Pengetahuan, Teknologi (IPTEKS), yaitu menghasilkan:

1. Model estimasi energi yang bersumber dari limbah organik:

Model estimasi kebutuhan bahan bakar berdasarkan jumlah penduduk, konsumsi dan ketersediaan bahan bakar. Untuk memperoleh sumber energi dibutuhkan sistem informasi geografis yang berguna untuk pemetaan. Setelah tersedia bahan baku kemudian dibuat klasifikasi terhadap jenis bahan baku sampah organik.

2. Model mekanisme deteksi objek limbah organik dan komposisi bahan baku:

Model dibangun berdasarkan objek limbah organik yang mampu di deteksi sebagai bahan baku menggunakan arsitektur Alexnet. Klasifikasi objek menggunakan arsitektur R-CNN. Untuk memperoleh produk briket berkualitas dibutuhkan penentuan komposisi bahan baku.

3. Model penentuan kualitas pada produk briket biomassa:

Model dibangun berdasarkan pendekatan arsitektur MobileNetV2 untuk menentukan kualitas produk briket. Kualitas diketahui dari analisis warna briket, durasi pembakaran, dan suhu pembakaran.



BAB II

KERANGKA KONSEPTUAL DAN HIPOTESIS PENELITIAN

2.1 Kerangka Konseptual

Untuk menunjang dalam penentuan tema, judul dan atau topik penelitian disertasi maka telah dilakukan berbagai upaya dan aktivitas strategis sehingga dapat diketahui potensi *novelty* dalam penelitian, yaitu:

1. Mengikuti berbagai webinar, seminar, workshop, *Forum Group Discussion* (FGD), dan *international conference* yang *up to date*;
2. Melakukan *review* jurnal nasional dan internasional yang terkait;
3. Membaca berbagai buku, *ebook* dan modul yang relevan serta mendukung;
4. Melakukan *browsing*, studi *Publish or Perish*, dan pemetaan *VOSviewer*;
5. Menganalisis konten video dari *youtube*, *facebook*, dan *instagram* edukasi;
6. Melakukan kunjungan, wawancara, dan pengamatan awal ke Pemkot Makassar dan pabrik pembuatan briket biomassa di kabupaten Bantul provinsi DIY;
7. Melaksanakan studi eksperimen awal dengan beberapa percobaan pada formulasi bahan baku, komposisi dan produk briket biomassa.

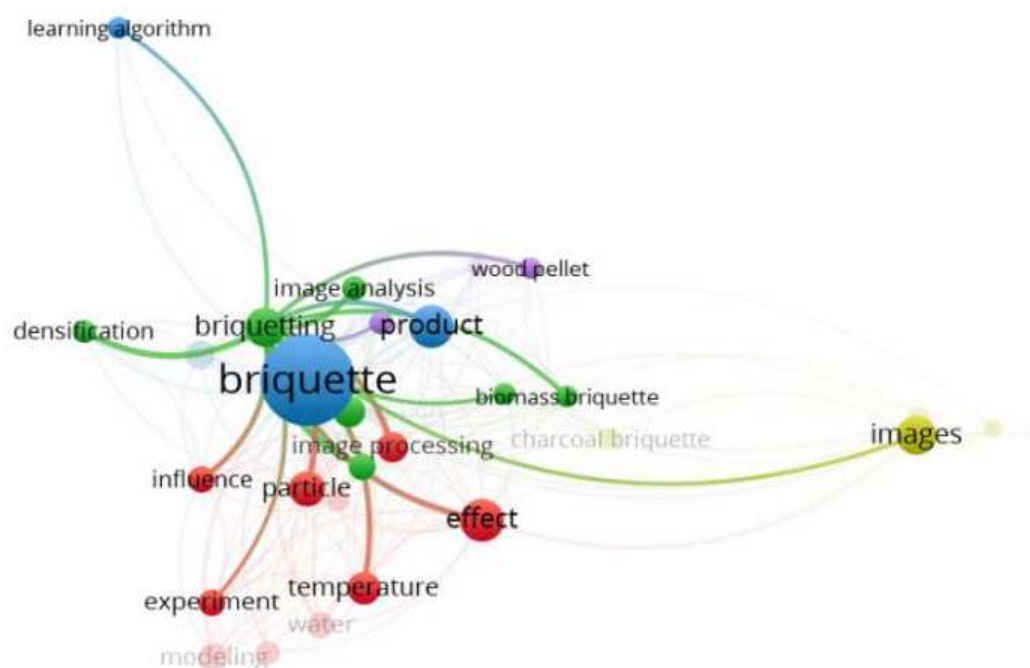
Berdasarkan aktivitas tersebut, kemudian diketahui bahwa terdapat peluang dan kesempatan untuk diteliti lebih lanjut mengenai tingkat efektifitas dan efisiensi dalam pengolahan limbah organik menjadi briket biomassa. Penelitian diharapkan dapat memperoleh estimasi kebutuhan energi yang berasal dari pemanfaatan limbah organik sebagai bahan baku briket biomassa; memenuhi optimisasi klasifikasi terhadap deteksi objek yang berasal dari limbah organik, komposisi bahan baku limbah organik terbaik; dan menghasilkan evaluasi karakteristik terhadap kualitas briket biomassa melalui pemodelan data pada pemelajaran mesin untuk memperoleh kinerja akurasi, kehandalan dan konsistensi.

VOSviewer berguna dalam memetakan dan memvisualisasikan riset dengan empat jenis file basis data bibliografi, yaitu: *file Web of Science*, *file Dimensions*, dan *file PubMed*. *VOSviewer* memiliki kemampuan dalam menghubungkan *Web of Science* dan *Scopus*, dimana masing-masing dapat memuat data



paling banyak 500 dan 2000 dokumen. Untuk dapat bekerja dengan data dalam jumlah dokumen yang lebih besar maka data harus diunduh dalam beberapa *batch*. Setiap kumpulan harus disimpan dalam *file* secara terpisah. Untuk memudahkan bekerja dengan data yang diunduh dalam beberapa *batch* maka VOSviewer dapat menangani beberapa *file Web of Science, Scopus*, atau *Dimensions* saat *create map*.

Pencarian tema dengan melakukan *searching* terhadap 1.000 jurnal pada *google scholar* dan terindeks di *scopus*. *Keyword* yang dipilih meliputi *briquette*, *image processing*, dan *algorithm*. Hasil *searching* ditampilkan pada gambar.

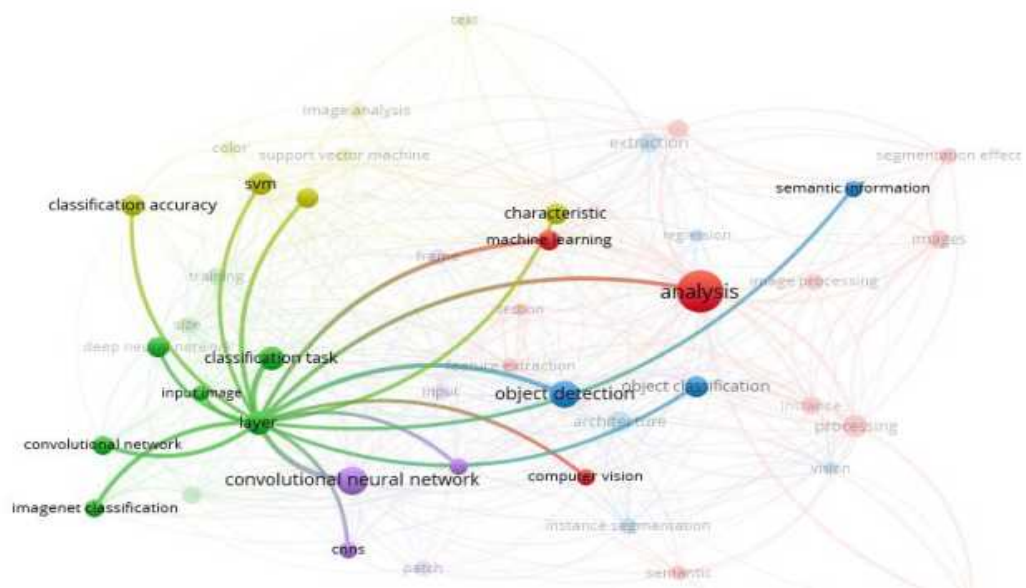


Gambar 1 VOSviewer *briquette*

Penjelasan mengenai warna, yaitu: *red* berarti sangat banyak, *purple* berarti banyak, *yellow* berarti cukup banyak, *blue* berarti masih sedikit, dan *green* berarti masih relatif baru. Dari hasil pengolahan VOSviewer, dapat diperoleh informasi berupa kluster dengan 7 (tujuh) kriteria, yaitu: *biomass briquette*, *briquetting*, *characterization*, *densification*, *image analysis*, *particle size*, dan *raw material*.

Penelitian mengupayakan *searching* terhadap 1000 jurnal pada *google* lan terindeks di *scopus*. *Keyword* yang dipilih dan ditentukan meliputi *classification*, *segmentation*, *semantic*, *image processing*, dan *istic*. Hasil *searching* ditampilkan pada gambar.





Gambar 2 VOSviewer classification

Penjelasan mengenai warna, yaitu: *red* berarti sangat banyak, *purple* berarti banyak, *yellow* berarti cukup banyak, *blue* berarti masih sedikit, dan *green* berarti masih relatif baru. Pengolahan *VOSviewer* memperoleh kluster 9 (sembilan) kriteria, yaitu: *classification task*, *convolution network*, *deep convolution network*, *deep neural network*, *imagenet classification*, *input image*, *layer*, *size*, dan *training*.

2.1.1 Penelitian Terkait

Untuk mendukung penelitian dibutuhkan studi mengenai topik atau tema penelitian terdahulu yang menjadi dasar dalam penelitian lanjutan. Berikut beberapa penelitian terkait yang telah mendukung, terkait dan relevan, yaitu:

1. Klasifikasi dan Evaluasi:

- Penggunaan *Decision Tree* dan Regresi (Popy Meilina, 2015),
- Status Permukaan Jalan (Jonsson et al., 2015),
- Organ Pencernaan dalam WCE (Ren. et. al., 2016),
- Tingkat Confusion Basis Data Caltech 101 (Suartika et al., 2016),
- Audio Skala Besar (Hershey et al., 2017),



Darah Putih berindikasi Leukimia (Suryani et al., 2017),
diksi Kekenyalan Buah Kiwi dengan Konsentrasi Nutrisi Mineral Buah
rkashvand, 2017),

- Gambar Pengindera Jauh (Zhang, 2018),
- Tutupan Lahan Perkotaan (Michael et al., 2018),
- Tanaman pada Citra Resolusi Tinggi (Arrofiqoh, 2018),
- Buah dan Sayuran (Steinbrenner et al., 2019),
- Cacat Permukaan Wafer (Cheon et al., 2019),
- Permukaan Tahan Air Perkotaan (Mengfan et al., 2019),
- Varietas Gandum (Kozłowski et al., 2019),
- Optimasi Klasifikasi Jenis Hutan (Prasetio et al., 2019),
- Varietas pada Citra Daun Sawi (Kurniadi et al., 2020),
- Bahan Bakar Padat pada pemelajaran mesin (Elmaz et al., 2020),
- Penerapan *K Fold CrossValidation* (Peryanto et al., 2020),
- Pengoptimalan untuk klasifikasi Audio (Carlos et al., 2021),
- Estimasi Hasil Ceri Stroberi Otomatis (Venkatesh et al., 2021),
- Analisis Kinerja Klasifikasi Ragam di Hazelnut (Taner et al., 2021).

2. Pemodelan Data dan Pemelajaran Mesin:

- Memprediksi Area Objek (Ren. et. al, 2016),
- Identifikasi Jenis Tumbuhan Citra Daun (Ilahiyah, 2018),
- Pendeteksi Hama Kedelai (Amorima et al., 2019),
- Pendeteksian Penyakit Tumbuhan Mentimun (Zhang, 2019),
- Klasifikasi Citra dengan *Deep Learning* (Ari Peryanti et al., 2019),
- Sistem Pemantauan Permukaan Adaptif (Yuanbin et al., 2020),
- Klasifikasi Citra menggunakan *K Fold Cross* (Ari Peryanti et al., 2020),
- Tutupan Lahan Perkotaan dengan Citra Submeter HRRS (Runyu et al., 2020),
- Optimasi Penyetelan Parameter Hiper (Johny et al., 2020),
- Pengolahan Citra Digital dan Histogram (Ratna, 2020),
- Optimisasi Klasifikasi menggunakan Teknik Dragonfly (Vasumathi et al., 2021),
- Model CNN-XGBoost berbasis *Adaptive Particel Swarm Optimization* (Jiao et el., 2021).



2.1.2 State of The Art

Tabel 1 State of the art klasifikasi dan evaluasi

No	PENELITI	JUDUL / TAHUN	DESKRIPSI PENELITIAN	PERSAMAAN DENGAN USULAN PENELITIAN	INDIKATOR KEBERHASILAN
KLASIFIKASI DAN EVALUASI					
1	Popy Meilina (Putriyani and Oswari, 2005)	Penerapan Data Mining dengan Metode Klasifikasi Menggunakan Decision Tree dan Regresi / 2014.	Konversi BBM ke BBG oleh pemerintah. Survey untuk menentukan mana yang diprioritaskan mendapat bantuan pemberian kompor gas dan tabung. Survey 2010 di Kecamatan Kroya terdapat 17 kelurahan dengan 28.131 data dengan 31 field atau kolom. Data diolah: pengecekan data, integrasi data, target data, preprocessing, visualisasi, proses data mining, dan pengetahuan. Atribut regresi per kelurahan dengan variabel x pendidikan (pekerjaan) dan variabel y penghasilan.	Proses data mining dilakukan proses <i>decision tree</i> , <i>regresi</i> , dan k-means untuk clustering yang ditampilkan dalam bentuk scatter plot.	Berdasarkan <i>decision tree</i> maka diperoleh data kelurahan yang menjadi prioritas untuk diberi bantuan.
2	Patrik Jonsson, Johan Casselgren, Benny Thörnberg (Febianti, 2015)	Road Surface Status Classification Using Spectral Analysis of NIR Camera Images / 2015	Sistem klasifikasi status jalan otomatis mengingat banyaknya kecelakaan terkait cuaca yang terjadi setiap musim dingin. Mendeteksi kondisi jalan berbahaya. Klasifikasi segmen area kondisi permukaan jalan terkait cuaca. Sistem pencitraan membedakan antara bagian kering, basah, es, tertutup salju di permukaan jalan.	Klasifikasi <i>Surface, Image</i> .	Model SVM dan KNN memiliki hasil validasi di atas 94%, meskipun training set SVM berkurang.
3	Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun (Pardian, or and Kusumah, 16)	Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / 2017	Menghasilkan metode baru yaitu <i>Region Proposal Networks</i> (RPNs) untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam memprediksi kawasan objek menggunakan 10.000 gambar untuk 20 kategori. Memperkenalkan <i>Region Proposal Network</i> (RPN) yang berbagi fitur konvolusional gambar secara penuh dengan jaringan deteksi, sehingga memungkinkan pengajuan kawasan yang hampir <i>cost-free</i> .	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i>	Kinerja pemrosesan tinggi diban-dingkan metode sejenis, yaitu 5-17 fps.Sumber daya rendah untuk training data akurasi 73.2%



4	Wayan Suartika Eka Putra, Arya Yudhi Wijaya, Rully Soelaiman (Rozy Hrp and Aslami, 2022)	Klasifikasi Citra Menggunakan CNN pada Caltech 101 / 2016	Deep Learning adalah sebuah bidang keilmuan baru dalam bidang Machine Learning yang akhir-akhir ini berkembang karena perkembangan teknologi GPU acceleration. Sebelum dilakukan klasifikasi, terlebih dahulu dilakukan praproses dengan metode <i>wrapping</i> dan <i>cropping</i> untuk memfokuskan objek yang akan diklasifikasi. <i>Training</i> menggunakan metode <i>feedforward</i> dan <i>backpropagation</i> . Tahap terakhir klasifikasi menggunakan metode <i>feedforward</i> dengan bobot dan bias yang diperbarui.	Klasifikasi, <i>deep learning</i> , <i>backpropagation</i> .	Menggunakan CNN untuk menentukan kebenaran dari klasifikasi citra objek dengan hasil akurasi sebesar 20% - 50%.
5	Shawn Hershey, S. Chaudhuri (Arianti, Yuliarti and Marlin, 2018)	CNN Architectures For Large-Scale Audio Classification / 2017.	Menghasilkan model yang menggunakan <i>embeddings</i> untuk pengklasifikasi <i>Acoustic Event Detection</i> (AED) menggunakan 70 juta <i>soundtrack</i> video (5.24 juta jam) dengan 30,871 label video. Membandingkan penggunaan arsitektur CNN AlexNet, VGG, Inception, dan ResNet.	Klasifikasi, model, video.	Menggunakan dataset yang besar (70 juta) dengan akurasi 95.9%
6	Esti Suryani, Wiharto, Sarngadi Palgunadi, Nurchaya Pradana TP (Setyono, Mardiansjah and Astuti, 2019) .	Classification of Acute Myelogenous Leukemia (AML M2 and AML M3) using Momentum Back Propagation from Watershed Distance Transform Segmented Images / 2017	Pengolahan citra untuk menganalisis sel darah putih berindikasi leukemia yang meliputi identifikasi, analisis bentuk dan ukuran, serta jumlah sel darah putih yang terindikasi gejala leukemia. Studi kasus dalam penelitian ini adalah sel darah, dari jenis leukemia Acute Myelogenous Leukemia (AML), khususnya M2 dan M3. Pendekatan menggunakan metode segmentasi dengan <i>feature extraction</i> dan yang menghasilkan klasifikasi.	Klasifikasi, identifikasi, bentuk, ukuran, jumlah.	Hasil percobaan dari delapan uji coba gambar, hasilnya adalah 94,285% per akurasi sel dan 75% per akurasi gambar.
7	Ali Mohammadi Torkashvand, Abbas Ahmadi, Niloufar Layegh Nikraves (Ahmed, war and Ahmad, 18)	Prediction of Kiwifruit Firmness using Fruit Mineral Nutrient Concentration by ANN and Multiple Linear Regressions (MLR) / 2017.	Kekerasan buah merupakan karakteristik yang menentukan umur pasca panen buah. Sistem AI mengembangkan model prediksi untuk memperkirakan banyak proses pertanian. Kemampuan prediksi MLR dan ANN dievaluasi untuk memperkirakan kekencangan buah dalam 6 bulan, termasuk konsentrasi nutrisi (nitrogen (N), kalium (K), kalsium (Ca) dan magnesium (Mg)) saja (P1), kombinasi konsentrasi nutrisi (P2), rasio konsentrasi nutrisi saja (P3), dan kombinasi konsentrasi nutrisi dan rasio konsentrasi nutrisi (P4).	Karakteristik, regresi linier berganda, prediksi dan estimasi.	Koefisien korelasi dan root mean squared error (RMSE) masing-masing adalah 0,850 dan 0,539 antara data terukur dan estimasi dengan model ANN.



8	Ce Zhang, Isabel Sargent, Xin Pan, Andy Gardiner, Jonathon Hare, and Peter M. Atkinson (Arrofiqoh and Harintaka, 2018)	VPRS-Based Regional Decision Fusion of CNN and MRF Classifications for Very Fine Resolution Remotely Sensed Images / 2018.	Ketidakpastian prediksi mengklasifikasikan citra <i>Variable Precision Rough Set</i> (VFSR). Strategi keputusan fusi MRF-CNN yang diusulkan memanfaatkan karakteristik pelengkap dari dua pengklasifikasi berdasarkan deskripsi ketidakpastian VPRS dan integrasi klasifikasi. Efektivitas metode MRF-CNN diuji baik di daerah perkotaan dan pedesaan di Inggris Selatan serta set data pelabelan semantik.	Klasifikasi, semantik	Mengatasi masalah kehilangan resolusi efektif dan prediksi yang tidak pasti pada batas objek.
9	Michael Kampffmeyer, Arnt-Børre Salberg, Robert Jenssen (Romallosa and Kraft, 2017).	Urban Land Cover Classification With Missing Data Modalities Using Deep CNN / 2018.	Klasifikasi tutupan lahan perkotaan otomatis merupakan masalah mendasar dalam penginderaan jauh. Jaringan pada dasarnya akan menggantikan modalitas data yang hilang dalam fase pengujian, memungkinkan kemampuan fusi bahkan ketika modalitas data hilang dalam pengujian. Penelitian dengan dua set data yang terdiri dari gambar optikal dan <i>Digital Surface Model</i> (DSM). Model dilatih selama kurang lebih 4 jam untuk <i>Vaihingen</i> dataset dan 13 jam untuk <i>dataset Potsdam</i> .	Klasifikasi, <i>dataset</i>	Modifikasi median penyeimbangan frekuensi. Inferensi pada patch gambar 1000×1000 dengan waktu 0,08 detik.
10	Erlyna Nour Arrofiqoh, Harintaka (Davies and Abolude, 2013)	Implementasi Metode CNN untuk Klasifikasi Tanaman pada Citra Resolusi Tinggi / 2018.	Citra resolusi tinggi dari teknologi UAV (<i>Unmanned Aerial Vehicle</i>) dapat memberikan hasil yang baik dalam ekstraksi informasi sehingga dapat digunakan untuk monitoring dan <i>updating</i> data suatu wilayah. Pengambilan informasi dari citra dengan interpretasi visual sangat bergantung pada interpreter.	Klasifikasi, citra gambar, interpretasi visual.	Pengujian terhadap data validasi menghasilkan akurasi 93% dan akurasi terhadap data tes 82%.
11	Jan Steinbrener, Konstantin Posch, Raimund Leitner (Davies and Davies, 2013)	Hyperspectral Fruit and Vegetable Classification using CNN / 2019	Menghasilkan <i>dataset</i> dan model arsitektur CNN GoogleNet dengan <i>transfer learning</i> untuk klasifikasi buah dan sayuran. Menggunakan variabel 13 buah dan sayuran dengan total 2700 gambar. Pendekatan baru memanfaatkan informasi yang disediakan gambar <i>hyperspectral</i> mencapai akurasi untuk arsitektur CNN dengan data pelatihan (<i>dataset</i>) yang terbatas. Automatic Defect Classification (ADC) mengidentifikasi dan mengklasifikasikan cacat permukaan wafer menggunakan pemindaian gambar mikroskop elektron. Model yang diusulkan mengadopsi model <i>Convolution Neural Network</i> (CNN) tunggal yang dapat mengekstrak fitur efektif untuk klasifikasi cacat tanpa menggunakan fitur tambahan.	Klasifikasi, arsitektur, <i>transfer learning</i> .	Menggunakan pendekatan pseudo-RGB untuk meningkatkan akurasi akurasi dari 88,15% - 92,23%.
	June Cheon, Sanghyun Lee, Sanghyun Ouk Kim, Sanghyun Ok Hyung Lee	CNN for Wafer Surface Defect Classification and the Detection of Unknown Defect Class / 2019		Klasifikasi, citra, ekstrak fitur.	Eksperimen evaluasi kinerja menggunakan dataset citra cacat nyata menghasilkan akurasi klasifikasi rata-rata 96,2%.



	(National Standardization Agency, 2019)				
13	Mengfan Wu, Xiangwei Zhao, Zhongchang Sun, Huadong Guo (Brunerová <i>et al.</i> , 2018)	A Hierarchical Multiscale Super-Pixel-Based Classification Method for Extracting Urban Impervious Surface Using Deep Residual Network From WorldView-2 and LiDAR Data / 2019.	Citra optik resolusi tinggi dapat memberikan informasi rinci tentang objek tanah perkotaan untuk ekstraksi permukaan yang kedap air, sementara data deteksi dan jangkauan cahaya di udara (LiDAR) dapat memberikan fitur ketinggian objek darat. Subset di pedesaan, pedesaan-perkotaan, dan perkotaan dipilih sebagai wilayah studi. Metode klasifikasi super-piksel multiskala hierarki diterapkan pada ekstraksi permukaan kedap air dari WorldView-2 dan gambar model permukaan <i>digital</i> (nDSM) yang dinormalisasi.	Klasifikasi, ekstraksi permukaan kedap air, <i>digital</i> .	Segmentasi skala 30 objek tanah lebih halus dari skala 35. Parameter skala 10, indeks bentuk 0,1 dan indeks kekompakan 0,9 seg. non-tanah & parameter skala 30, indeks bentuk 0,1 & indeks kekompakan 0,9 seg. tanah.
14	Michał Kozłowski, Przemysław G_oreck, Piotr M. Szczypi_nski (Achebe, Umeji and Chukwuneke, 2018)	Varietal Classification of Barley by CNN / 2019	Menghasilkan nilai kinerja berbagai arsitektur CNN dalam mengidentifikasi kualitas varietas gandum. Menggunakan variabel 6 jenis gandum, dengan masing- masing gambar gandum berjumlah sekitar 10.000 gambar. Menguji beberapa arsitektur CNN untuk mengidentifika si kualitas dari berbagai jenis gandum. <i>Dataset</i> yang berjumlah besar.	Klasifikasi, <i>dataset</i> , kualitas	Menggunakan metode transfer Learning untuk meningkatkan akurasi klasifikasi dengan akurasi 93%.
15	Rizki Tri Prasetyo, Endang Ripandi (Musabbikhah <i>et al.</i> , 2015)	Optimasi Klasifikasi Jenis Hutan Menggunakan Deep Learning Berbasis Optimize Selection / 2019.	Hutan adalah paru-paru dunia, maka menjaga kelestarian hutan merupakan suatu keharusan. Algoritma SVM (<i>Support Vector Machine</i>) dan MLP (<i>Multy Layer Perceptron</i>) diterapkan untuk mengklasifikasikan jenis populasi tumbuhan hutan di hutan Ibraki dengan hasil akurasi 85.9%. Hasil Penelitian Brian Johnson dkk, diberi nama <i>Forest Type Mapping Datasets</i> .	Optimasi klasifikasi, <i>deep learning</i> , <i>Optimize Selection</i> .	Nilai akurasi klasifikasi jenis populasi tumbuhan hutan dihasilkan algoritma Deep Learning dengan optimasi fitur Optimize Selection meningkat menjadi 96.46%.
	irly Guimarães mandes Costa, io Paulo Mendes mpos, Gustavo	Evaluating the Performance of CNN with Direct	Menguraikan kontur lesi pada citra payudara Ultra Sound (US) merupakan langkah penting dalam diagnosis kanker payudara. Lesi ganas menginfiltrasi jaringan sekitarnya, menghasilkan kontur yang tidak teratur, dengan spikula dan tepi bersudut,	Kinerja, segmentasi, arsitektur, citra.	Mengevaluasi kontur tersegmentasi: akurasi global: 0,956; IOU: 0,876; Ukuran



	de Aquino e Aquino, Wagner Coelho de Albuquerque Pereira and Cícero Ferreira Fernandes Costa Filho (Qistina, Sukandar and Trilaksono, 2016)	Acyclic Graph Architectures in Automatic Segmentation of Breast Lesion in US Images / 2019	sedangkan lesi jinak menghasilkan kontur dengan garis halus dan bentuk elips. Dalam penelitian ini membandingkan kinerja dua CNN dengan arsitektur <i>Direct Acyclic Graph</i> (DAG) dan satu CNN dengan arsitektur seri untuk segmentasi lesi payudara pada citra US. DAG dan arsitektur seri keduanya merupakan jaringan <i>feedforward</i> .		F: 68,77%; Koefisien dadu: 0,892.
17	Ahmad Kurniadi, Kusrini, Moh. Fal Sadikin (Brunerová <i>et al.</i> , 2018)	Implementasi CNN Untuk Klasifikasi Varietas pada Citra Daun Sawi Menggunakan Keras / 2020.	Indonesia memiliki banyak varietas sayuran salah satunya sayuran yang banyak diminasi dikalangan masyarakat yaitu sayur sawi. Masyarakat kita yang masih sulit untuk membedakan atau mengklasifikasi berbagai macam sawi.	Klasifikasi, citra, macam	Nilai akurasi sebesar 83%, recall 80 % dan presisi 89%.
18	Furkan Elmaza, Barkın Büyükçakıra, Özgün Yücelb, Ali Yener Mutluc (Achebe, Umeji and Chukwuneke, 2018)	Classification of solid fuels with machine learning / 2020	Dalam aplikasi energi, bahan bakar diproses dengan berbagai cara sesuai dengan jenisnya. Eksperimen yang dilakukan dengan prosedur pemrosesan yang tidak optimal menyebabkan pemborosan bahan dan dapat menyebabkan kesimpulan yang tidak akurat.	Klasifikasi, energi, bahan bakar, akurat.	Klasifikasi hierarkisfieh, 96% dan 92% klasifikasi dicapai untuk pelatihan dan fase pengujian.
19	Ari Peryanto, Anton Yudhana, Rusydi Umar (Qistina, Sukandar and Trilaksono, 16)	Image Classification Using Convolutional Neural Network and K Fold Cross Validation / 2020	Klasifikasi citra adalah bidang <i>Computer Vision</i> . Arsitektur <i>CNN</i> mengembangkan <i>Multi Layer Perceptron</i> (MLP) dan algoritma <i>Deep Learning</i> . Metode memiliki hasil signifikan pengenalan citra, karena meniru sistem pengenalan citra di korteks visual manusia dengan memproses informasi citra. Tools <i>library Keras</i> dengan Python. Hasil akurasi K = 5 cross-validation dengan tingkat tertinggi 80,36% dan rata-rata tertinggi 76,49%, dan sistem 72,02%. Akurasi terendah pengujian ke-4 dan ke-5 dengan nilai akurasi 66,07%.	Klasifikasi, <i>Convolutional Neural Network, Deep Learning, library Keras</i> , pemrograman Python.	Sistem yang telah dibuat juga telah mampu memprediksi dengan rata-rata prediksi tertinggi sebesar 60,31%, dan nilai prediksi tertinggi sebesar 65,47%.
	rios A. Galindo-za, Juan A. del	End-To-End Cnn Optimization For Low-	Menerapkan jalur pengoptimalan untuk mematuhi batasan kompleksitas rendah yang ditentukan dengan batasan Tugas.	Klasifikasi, <i>deep learning</i> , pelatihan,	Eksperimen membuktikan



	Hoyo Ontiveros, Jose I. T. Ortega, Paulo Lopez-Meyer (Fairus, Rahman and Apriani, 2011)	Complexity Acoustic Scene Classification In The Dcase 2021 Challenge / 2021	Penelitian melatih dan memvalidasi model klasifikasi audio berbasis jaringan saraf <i>convolutional</i> ujung ke ujung mengikuti strategi pelatihan pembelajaran mendalam yang khas.		kelayakan pendekatan dengan hasil akurasi di atas model dasar pedoman tantangan.
21	Venkatesh, Nagaraju Yallappa, Siddhanth Udayashankar Hegde, Sangeetha Raj Stalin (Erviana, Mudayana and Suwartini, 2019)	Fine-Tuned MobileNet Classifier for Classification of Strawberry and Cherry Fruit Types / 2021	Mengusulkan stroberi yang akurat, cepat dan andal, deteksi buah ceri dan sistem klasifikasi untuk estimasi hasil ceri stroberi otomatis. MobileNet CNN dikembangkan untuk mendeteksi dan mengklasifikasikan jenis buah stroberi dan buah ceri di lapangan luar ruangan berbasis pembelajaran mendalam yang canggih.	Klasifikasi, deep learning.	Akurasi validasi rata-rata model yang diusulkan adalah sekitar 98,60% dan tingkat kehilangan sekitar 0,38%.
22	Alper Taner, Yesim Benal, Öztekin, Hüseyin Duran (Eka Putri and Andasuryani, 2017)	Performance Analysis of Deep Learning CNN Models for Variety Classification in Hazelnut / 2021	Dalam mengevaluasi produk pertanian, mengetahui varietas produk tertentu penting bagi produsen, industrialis, dan konsumen. Tenaga manusia digunakan dalam klasifikasi varietas. Sebanyak 17 varietas kemiri yang ditanam secara luas diklasifikasikan. Model dievaluasi dengan membandingkan model yang telah dilatih sebelumnya. Metrik evaluasi akurasi, presisi, recall, dan F1-Score digunakan untuk menentukan kinerja pengklasifikasi.	Permormance, model, evaluasi, akurasi, klasifikasi.	Model menghasilkan akurasi 98,63% dalam set pengujian, termasuk 510 gambar.

Tabel 2 *State of the art* pemodelan data dan pembelajaran mesin

	PENELITI	JUDUL / TAHUN	DESKRIPSI PENELITIAN	PERSAMAAN DENGAN USULAN PENELITIAN	INDIKATOR KEBERHASILAN
			Pemodelan Data dan Pembelajaran Mesin		



1	Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun (Qistina, Sukandar and Trilaksono, 2016)	Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks / 2017.	Menghasilkan metode baru yaitu <i>Region Proposal Networks</i> (RPNs) untuk meningkatkan efisiensi dan akurasi dalam memprediksi kawasan objek menggunakan 10.000 gambar untuk 20 kategori. Memperkenalkan <i>Region Proposal Network</i> (RPN) yang berbagi fitur konvolusional gambar secara penuh dengan jaringan deteksi, sehingga memungkinkan pengajuan kawasan yang hampir <i>cost-free</i> .	Klasifikasi, <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> ,	Memiliki kinerja pemrosesan lebih tinggi dibanding metode sejenis, yaitu 5-17 fps. Sumber daya rendah untuk training data akurasi 73.2%
2	Sarirotul Ilahiyah, Agung Nilogiri (Rifdah, Herawati and Dubron, 2018)	Implementasi Deep Learning Pada Identifikasi Jenis Tumbuhan Berdasarkan Citra Daun Menggunakan Convolutional Neural Network / 2018.	CNN merupakan algoritma <i>Deep Learning</i> yang merupakan pengembangan dari <i>Multilayer Peceptron</i> (MLP) untuk mengolah data dalam bentuk dua dimensi, misalnya gambar atau suara. CNN dibuat dengan prinsip <i>translation invariance</i> yaitu mengenali objek dalam citra berbagai macam posisi. Terdapat 2000 citra daun yang diklasifikasi menggunakan Alexnet. Alexnet merupakan arsitektur CNN milik Krizhevsky yang memiliki delapan layer ekstraksi fitur. Layer terdiri lima layer konvolusi dan tiga pooling layer. Layer klasifikasinya, Alexnet mempunyai dua layer Fully Connected yang masing-masing mempunyai 4096 neuron.	<i>Deep Learning, Convolutional Neural Network</i>	Rata-rata akurasi dari hasil klasifikasi mencapai 85%. Sedangkan akurasi dari identifikasi berhasil mencapai 90% yang didapatkan dari pengujian 40 citra.
3	Willian Paraguassu Amorima, Everton Castelhão Tetilab, Hemerson Pistorib, João Paulo Papa (Anggono and Suprianto, 2017)	Semi-supervised Learning with Convolutional Neural Networks for UAV Images Automatic Recognition / 2019.	Menghasilkan model untuk mendeteksi penyakit pada daun tanaman kedelai dan hama pada tanaman kedelai. Menggunakan variabel 3000 gambar untuk 6 kelas untuk penyakit pada daun dan 5000 gambar untuk 13 label pada hama kedelai. Melakukan penilaian dampak pada penggunaan teknik semi- supervised learning untuk propagasi label dan pelatihan menggunakan arsitektur CNN.	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , label, gambar, arsitektur	Menggabungkan teknik supervised learning dan unsupervised learning dengan akurasi 98%.
4	Shanwen Zhang, bing Zhang, uanlei Zhang, anfeng Wanga, n Shi darwati, Irawati 1 Rimawati, 2019)	Cucumber Leaf Disease Identification with Global Pooling Dilated Convolutional Neural Network / 2019	Menghasilkan model untuk mendeteksi 6 jenis penyakit pada tumbuhan mentimun. Menggunakan variabel 600 gambar mentimun dari 6 penyakit mentimun dan 100 gambar daun mentimun sehat. Mengusulkan arsitektur menggabungkan CNN dan <i>a global pooling dilated convolutional neural network</i> (GPDCNN) yang digunakan untuk mengenali penyakit pada tumbuhan mentimun dan meningkatkan akurasi.	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , variabel, akurasi	Menggunakan GPDCNN untuk meningkatkan akurasi dengan akurasi 94.65%



5	Ari Peryanto, Anton Yudhana, Rusydi Umar (Hijriani, Muludi and Andini, 2016)	Rancang Bangun Klasifikasi Citra Dengan Teknologi Deep Learning Berbasis Metode Convolutional Neural Network / 2019.	Teknologi <i>GPU Acceleration</i> mendukung Deep Learning untuk permasalahan pengklasifikasian citra dalam <i>Computer Vision</i> . Implementasian metode menggunakan library keras dengan bahasa pemrograman python. Proses <i>training</i> CNN dengan setting jumlah epoch dan memperbesar ukuran data training untuk meningkatkan akurasi dalam proses pengklasifikasian citra. Proses training dengan jumlah <i>epoch</i> 40 dan ukuran 32x32 dengan nilai akurasi tertinggi.	Convolutional Neural Network (CNN), <i>deep learning</i> , dalam pemrograman python.	Nilai akurasi tertinggi yang mencapai 98,02% dan rata-rata akurasi tertinggi yaitu 97,56 %, serta akurasi sistem sebesar 96,64%.
6	Yuanbin Wang, Jiakang Huang, Yuan Wang, Sihang Feng, Tao Peng, Huayong Yang and Jun Zou (Ayuni and Fitriana, 2019)	A CNN-based Adaptive Surface Monitoring System for Fused Deposition Modeling / 2020.	Proses <i>Fused Deposition Modeling</i> (FDM) memakan waktu lama, mengidentifikasi cacat, menghindari pemborosan waktu dan biaya. Teknik kecerdasan buatan sistem pemantauan adaptif berbasis visi komputer mencapai pemantauan <i>online</i> dengan efisiensi dan akurasi tinggi. Algoritma heuristik mencapai perencanaan posisi pemotretan adaptif sesuai geometri bagian. CNN dirancang mencapai klasifikasi cacat yang efisien akurasi tinggi.	<i>Surface</i> , Algoritma heuristik, <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .	PSO300 butuh waktu sekitar 7 kali lebih lama untuk mencapai hasil yang sama. Metode diusulkan 11,6 detik mencapai 184 gambar.
7	Ari Peryanto, Anton Yudhana, Rusydi Umar (Herwanto, Widiyaningtyas and Indriana, 2019)	Image Classification Using Convolutional Neural Network and K Fold Cross Validation / 2020.	Klasifikasi citra merupakan tugas yang cukup mudah bagi manusia, namun bagi mesin sangat kompleks dan merupakan masalah utama dalam bidang Computer Vision yang telah lama dicari solusinya. Metode paling signifikan dalam pengenalan citra, karena mencoba meniru sistem pengenalan citra di korteks visual manusia, sehingga memiliki kemampuan untuk memproses informasi citra. Implementasi metode dengan menggunakan library Keras dengan pemrograman Python.	Klasifikasi citra, <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , library Keras, algoritma <i>Deep Learning</i> , bahasa pemrograman Python.	Sistem yang dibuat juga sudah mampu memprediksi dengan rata-rata tertinggi highest prediksi sebesar 60,31%, dan nilai prediksi tertinggi sebesar 65,47%.
8	Runyu Fan, Ruyi Feng, Lizhe Wang, Ling Yan, Zhaohuan Zhang and Zhao, 2020)	Semi-MCNN: A Semisupervised Multi-CNN Ensemble Learning Method for Urban Land Cover Classification Using Submeter HRRS Images / 2020.	Submeter resolusi tinggi gambar penginderaan jauh tanah klasifikasi tutupan dapat memberikan bantuan yang signifikan untuk pemantauan, pengelolaan, dan perencanaan perkotaan. Model berbasis <i>Deep Learning</i> (DL) telah mencapai kinerja dalam tugas klasifikasi melalui pembelajaran terawasi ujung ke ujung. Metode semisupervised multiple-CNN ensemble untuk menyelesaikan permasalahan klasifikasi tutupan lahan.	Klasifikasi, <i>Surface</i> , <i>deep learning</i> , <i>Image</i> , <i>Classification</i> .	Overall Accuracy (OA) hanya mencapai 94,51%, pada AID. Tingkat peningkatan hampir 0,2–5% dalam kasus 20% set pelatihan.



9	Anil Johny, K. N. Madhusoodanan, Tom J Nallikuzhy (Indarwati, Irawati and Rimawati, 2019)	Optimization of CNN model with hyper parameter tuning for enhancing / 2020.	Algoritma analisis gambar yang diterapkan pada gambar digital memfasilitasi tugas diagnostik otomatis sambil membantu ahli medis. Deteksi keganasan yang berhasil dalam gambar histopatologi sangat tergantung pada keahlian ahli radiologi, meskipun terkadang mereka tidak setuju dengan keputusan. Diagnosis dengan bantuan komputer menyediakan platform dalam diagnosis, yang dapat meningkatkan keandalan pendapat ahli.	<i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , Citra, Ekstraksi	Hasil eksperimen menunjukkan model asli akurasi klasifikasi patchwise sebesar 92,8% dan area di bawah kurva ROC 0,97.
10	Silvia Ratna (Herwanto, Widiyaningtyas and Indriana, 2019)	Pengolahan Citra Digital dan Histogram dengan Phyton dan Text Editor Phycharm / 2020.	Citra digital merupakan representasi dari fungsi intensitas cahaya dalam bentuk diskrit pada bidang dua dimensi. Pengolahan Citra <i>Digital</i> ini menggunakan bahasa pemrograman <i>Phyton</i> dan <i>Phycharm</i> , yang fungsinya melihat hasil perubahan citra, Histogram pada gambar dengan menggunakan <i>Phyton</i> dan <i>phycharm</i> .	Citra <i>digital</i> , histogram, <i>phyton</i>	Frekuensi kemunculan nilai intensitas piksel citra diketahui melalui 50 Pengolahan Citra histogram.
11	M.T.Vasumathi, M. Kamarasan (Han, Kamber and Pei, 2012)	An LSTM Based CNN Model For Pomegranate Fruit Classification With Weight Optimization Using Dragonfly Technique / 2021.	Delima merupakan tanaman yang banyak ditanam di India. Buah yang sangat bermanfaat ini terinfeksi oleh berbagai hama dan penyakit yang menyebabkan kerugian ekonomi yang besar. Berbagai bentuk penyakit patogen pada daun, batang dan buah hadir. Beberapa penyakit yang menyerang buah delima adalah antraknosa, cercospora, busuk jantung dan hawar bakteri.	Optimisasi, <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> .	Hasil eksperimen akurasi 92% klasifikasi teknik CNN-LSTM dan optimasi teknik capung peningkatan akurasi klasifikasi sebesar 97,1%.
12	Wenjiang Jiao, Xingwei Hao, Chao Qin (Rao, 2009)	The Image Classification Method with CNN-XGBoost Model Based on Adaptive Particle Swarm Optimization / 2021.	Pengklasifikasi lapisan tunggal yang dibangun oleh fungsi aktivasi di CNN mudah terganggu oleh noise gambar, sehingga mengurangi akurasi klasifikasi. Untuk mengatasi masalah tersebut, model ensemble lanjutan XGBoost digunakan untuk mengatasi kekurangan pengklasifikasi tunggal untuk mengklasifikasikan fitur gambar.	Optimasi, <i>Convolutional Neural Network (CNN)</i> , gambar.	Model APSO-XGBoost berkinerja baik pada data kredit, menunjukkan model memiliki kemampuan credit scoring yang baik.



Kerangka konsep penelitian atau kerangka pikir bertujuan untuk mengetahui posisi dan keunikan penelitian yang akan dilaksanakan. Keunikan penelitian yang diajukan bukan sesuatu yang spektakuler, bukan juga penelitian yang bersifat metode baru atau penemuan kasus baru. Penelitian berupaya dapat menyusun, mengajukan dengan cakupan yang kecil, namun memiliki fokus mendalam dengan cara *re-design* ulang beberapa persamaan yang akan diolah menjadi suatu model matematis, menghasilkan suatu formula integrasi, membentuk *dataset* terpadu dari beberapa persamaan sehingga formula yang dibangun menjadi dasar perhitungan untuk melaksanakan optimisasi pada rangkaian/*prototype* dengan memberikan stimulus perubahan baik dari segi kualitas bahan atau besaran komponen.

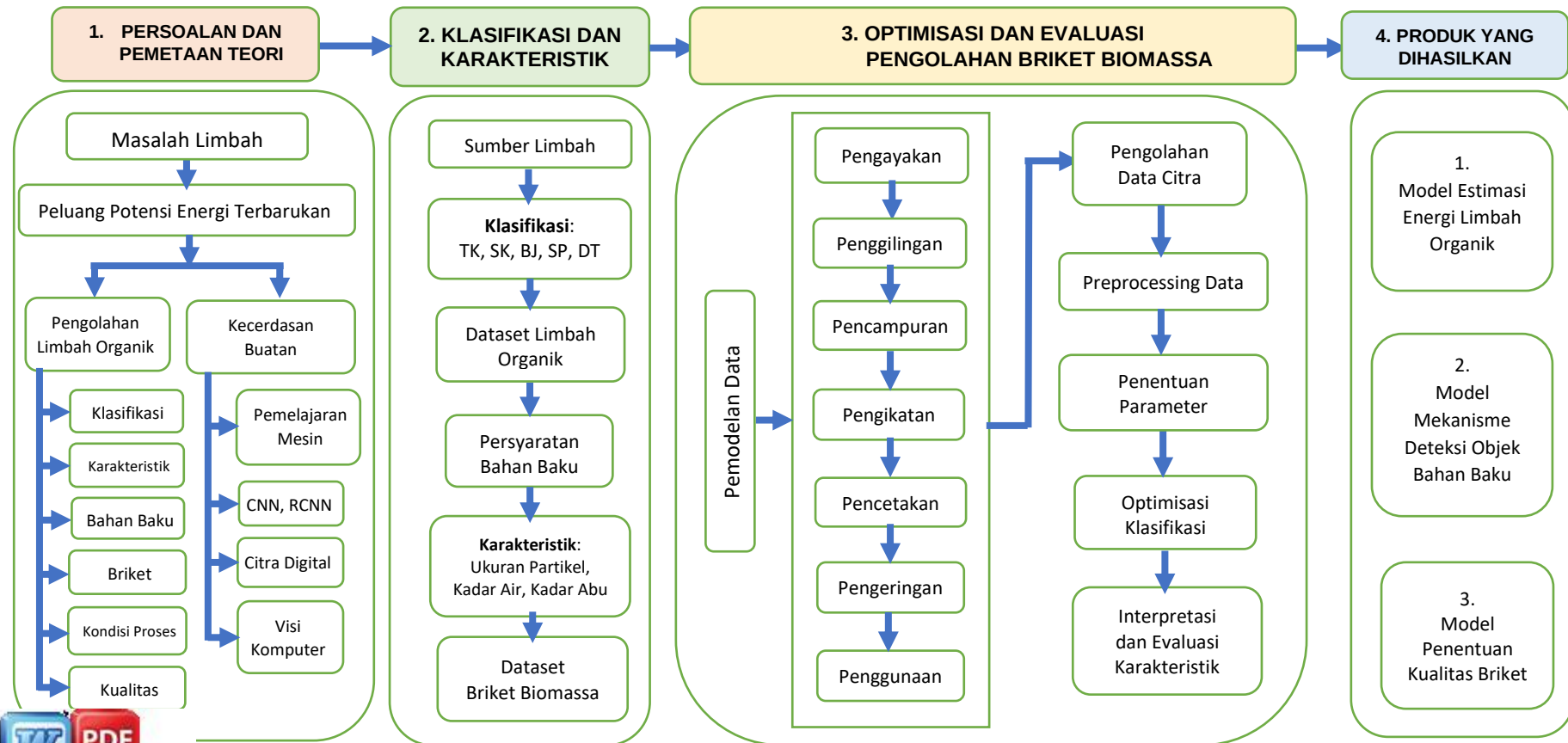
Untuk dapat mengetahui, mengerti dan memahami proses pada kerangka pikir maka terbagi menjadi beberapa bagian penting yang meliputi: pemetaan teori dan persoalan, klasifikasi dan karakteristik, optimasi dan evaluasi pengolahan briket biomassa, dan produk yang dihasilkan.

Tujuan dari kerangka pikir adalah mengungkap latar belakang, membatasi penelitian, menyatukan bagian investigasi yang berbeda, mengantisipasi metodologi, mengklarifikasi konsep, berorientasi pada interpretasi hasil, mendukung validitas atau realibilitas penelitian, menghasilkan penyelidikan baru, mengungkap hubungan antar variabel, mengatur data dan mendukung keandalan suatu informasi bagi kontribusi penelitian.

Berikut penjelasan kerangka pemikiran penelitian yang diajukan agar dapat mengetahui dan memahami dengan baik terhadap penelitian yang dilaksanakan. Kerangka pikir di mulai dengan persoalan dan pemetaan teori yang meliputi: masalah limbah, peluang potensi energi terbaru, pengolahan limbah, pendekatan *artificial intelligence*. Klasifikasi dan karakteristik meliputi: sumber limbah, klasifikasi, deteksi objek, persyaratan bahan baku dan karakteristik. Optimisasi dan evaluasi meliputi: pemodelan data, tahapan pengolahan briket biomassa, pengolahan data citra. Produk yang dihasilkan meliputi: model estimasi energi mekanisme deteksi objek, dan model penentuan kualitas briket.



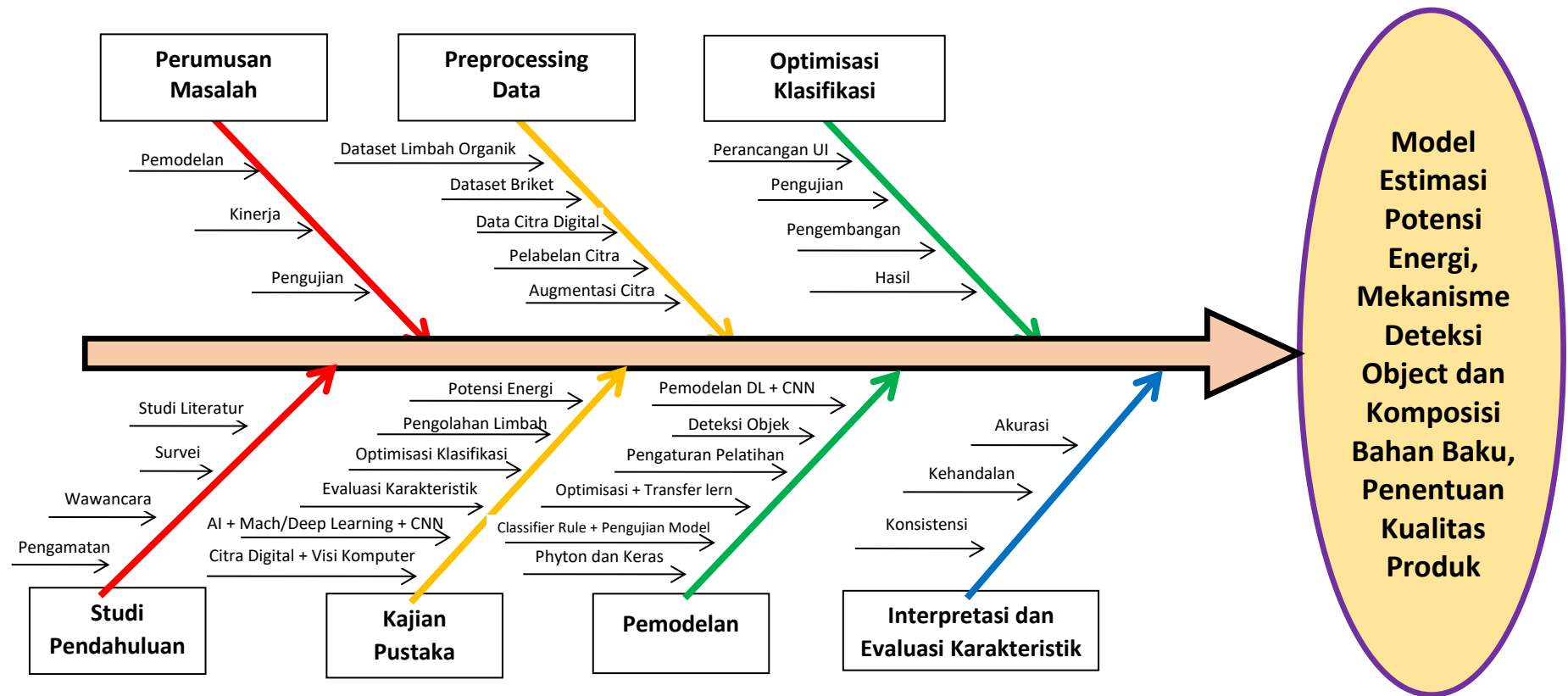
2.1.3 Kerangka Pikir



Gambar 3 Kerangka pikir



2.1.4 Diagram Fishbone

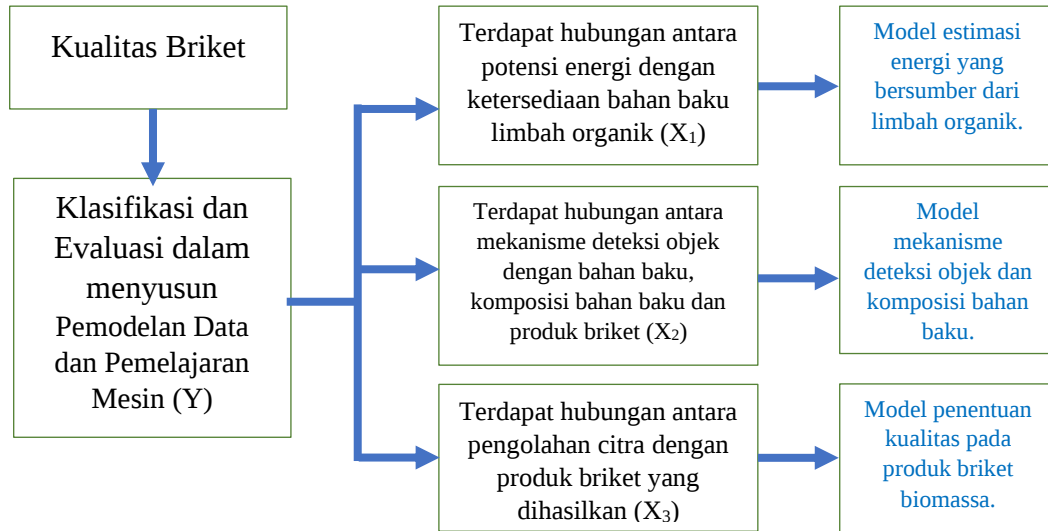


Gambar 4 Diagram fishbone



2.2 Hipotesis Penelitian

Berdasarkan penelusuran dokumen penelitian terkait dan pernyataan dalam *State of the Art*, maka konstruksi hipotesis penelitian, yaitu:



Gambar 5 Konstruksi penelitian terkait dan hipotesis

Kualitas briket ditentukan melalui tahapan klasifikasi dan evaluasi dalam pemodelan data dan pemelajaran mesin (Variabel Y) yang bergantung secara fungsi pada hubungan antara potensi energi dengan bahan baku limbah organik (Variabel X_1), hubungan antara mekanisme deteksi objek dengan bahan baku, komposisi bahan baku dan produk briket (X_2), dan hubungan antara pengolahan citra dengan produk briket yang dihasilkan (X_3). Formula hipotesis yang dapat terbentuk dalam menentukan kualitas briket adalah $Y = f(X_1, X_2, X_3)$ di mana Y bergantung fungsi pada X_1 , X_2 , dan X_3 .

Setiap hubungan yang terjadi akan menghasilkan model yang mampu mencapai tujuan dan memberikan kontribusi nyata dalam penelitian. Model yang dihasilkan meliputi model estimasi energi yang bersumber dari limbah organik, model mekanisme deteksi objek pada limbah organik, dan model penentuan kualitas pada produk briket biomassa.

