

Review: Identifikasi Batubara dan Gangue Menggunakan Machine Learning dan Deep Learning

*Abdul Rahman Bohari¹, Miwan Kurniawan Hidayat², Diah Andianingsari³

^{1,2,3}Fakultas Teknik dan Informatika
Universitas Bina Sarana Informatika
e-mail: ¹abdul.lrb@bsi.ac.id, ²miwan@bsi.ac.id, ³diah.dhn@bsi.ac.id

Diterima	Direvisi	Disetujui
13-12-2023	03-01-2024	22-01-2024

Abstrak - Pemisahan gangue dari batubara adalah hal yang cukup penting dalam dunia industri pertambangan batubara. Berbagai upaya telah dilakukan oleh para peneliti dalam mencari cara yang lebih efektif dan efisien untuk identifikasi gangue dan batubara. Diantara metode yang cukup banyak diminati oleh para peneliti dalam satu dekade terakhir ini adalah penggunaan teknologi *machine learning* dan *deep learning*. Studi review ini bertujuan untuk melihat tren penelitian terkait klasifikasi batubara dan gangue yang menggunakan metode *machine learning* dan *deep learning*. Studi ini juga memotret perkembangan metode *classifier* yang digunakan beserta perkembangan penggunaan berbagai jenis sumber data citra yang menjadi masukan pada *classifier*. Berdasarkan hasil tabulasi dan analisa dari data-data yang dikumpulkan melalui studi ini diketahui bahwa jumlah penelitian terkait klasifikasi batubara dan gangue mengalami peningkatan dalam beberapa tahun terakhir yang disertai dengan penggunaan berbagai jenis metode *classifier* dan sumber data citra yang juga cukup bervariasi. Metode *classifier* yang cukup banyak digunakan adalah *Convolutionary Neural Networks*, dimana penggunaannya cukup dominan dengan angka lebih dari 60% diantara metode *classifier* lainnya. Sedangkan data citra optik mendukung peringkat atas sebagai sumber data citra yang paling banyak digunakan yaitu di level sekitar 60%. Di sisi lain, tren penggunaan data citra *multispectral* dan data citra *thermal* juga meningkat sebagai alternatif terhadap data citra optik yang cukup sensitif terhadap faktor lingkungan.

Kata Kunci: identifikasi batubara dan gangue, *machine learning*, *deep learning*

Abstract - Separating gangue from coal is quite important in the coal mining industry. Various efforts have been carried out by researchers in looking for more effective and efficient ways to identify gangue and coal. Among the methods that have attracted quite a lot of interest from researchers in the last decade is the use of machine learning and deep learning technology. This review study aims to look at research trends related to coal and gangue classification using machine learning and deep learning methods. This study also describes the development of the classifier method used along with the development of the use of various types of image data sources as input to the classifier. Based on the results of tabulation and analysis of the data collected through this study, it is known that the number of studies related to coal and gangue classification has increased in recent years, accompanied by the use of various types of classifier methods and image data sources. The classifier method that is quite widely used is Convolutionary Neural Networks, where its use is quite dominant with a figure of more than 60% among other used classifiers. Meanwhile, optical image data is ranked at the top as the most widely used source of image data at a level of around 60%. On the other hand, the trend of using multispectral image data and thermal image data is also increasing as an alternative to optical image data which is quite sensitive to environmental factors.

Keywords: coal and gangue identification, machine learning, deep learning

PENDAHULUAN

Kualitas menjadi salah satu faktor yang sangat penting bagi dunia industri khususnya dalam 50 tahun belakangan ini. Kualitas didefinisikan sebagai karakteristik atau persyaratan yang diharapkan ada pada suatu produk atau layanan. Karakteristik atau

persyaratan dalam konteks ini dipahami sebagai suatu kebutuhan atau harapan dari pelanggan. Oleh karena itu, aktifitas perusahaan dalam menjaga kualitas diartikan dalam kerangka untuk memenuhi tuntutan dan harapan dari pelanggan (Boon-itt, S., 2010).

Salah satu permasalahan kualitas yang dihadapi dalam dunia industri pertambangan batubara



adalah tercampurnya gangue ke dalam batubara. Gangue adalah material padat yang lebih keras dari batubara dengan kandungan karbon lebih kecil, (Hou, W., 2019). Gangue yang tercampur pada batubara sangat tidak diharapkan karena menurunkan kualitas batubara, menurunkan efisiensi penggunaan energi dan membuat pemakaian sumber daya menjadi tidak optimal. Oleh karena itu pemisahan batubara dan gangue menjadi hal yang sangat penting dalam proses pertambangan atau pada proses produksi batubara.

Pemisahan batubara dan gangue dilakukan dengan terlebih dahulu melakukan identifikasi batubara dan gangue. Ada banyak metode yang dikembangkan oleh para peneliti untuk melakukan identifikasi tersebut, yang mana bisa dikelompokkan dalam dua kategori yaitu: Metode Basah dan Metode Kering (Hu, F. et al., 2022). Metode Basah adalah metode yang menggunakan media air dalam mengidentifikasi batubara dan gangue. Hanya saja, metode ini dianggap tidak ramah bagi lingkungan sehingga kurang diminati. Metode Kering adalah metode yang tidak menggunakan air sebagai media dalam identifikasi dan pemisahan batubara dan gangue, dan menjadi metode yang paling banyak digunakan saat ini.

Diantara metode Kering yang sebelumnya dikembangkan adalah metode *crushing* (Yang, D. et al., 2018) yang memanfaatkan perbedaan *hardness* pada batubara dan gangue. Ada juga metode vibrasi (Wan, L. et al., 2022) yang melihat pada perbedaan respon akibat gerakan vibrasi. Metode yang cukup populer adalah metode machine learning dan metode deep learning yang menggunakan berbagai jenis sumber data seperti data optik (berbasis gelombang optik), data berbasis sinar-X dan sinar gamma, data thermal yang berbasis sinar inframerah, data multispectral/hyperspectral dan data berbasis sifat dielectric.

Berkembangnya metode yang menggunakan machine learning dan deep learning tidak terlepas dari perkembangan yang cukup pesat pada teknologi artificial intelligence dan juga teknologi pengolahan citra (Xue, G. et al., 2023). Machine learning yang konvensional masih menggunakan tahapan ekstraksi fitur sebelum masuk ke proses klasifikasi oleh *classifier* seperti teori Bayes (Gao, K. et al., 2013), K-means clustering (Li, N. et al., 2021), Support Vector Machine (Wang, X. et al., 2021; Cheng, G. et al., 2023; Zhang, L. et al., 2022), Multilayer Perceptron (Jiang, J. et al., 2022; Liu, K. et al., 2018) atau Backpropagation Neural Networks (Wang, D. et al., 2022), Random Forest (Lai, W. et al., 2020), Maximum Parameter Likelihood (Zhang, Q. et al., 2021).

Di sisi lain, perkembangan *convolutionary neural networks* (CNN) yang cukup pesat pada dekade terakhir membuat metode deep learning mengalami metamorfosis dalam menyelesaikan permasalahan pengolahan citra. Metode deep

learning berbasis CNN tidak lagi memerlukan tahapan ekstraksi fitur dalam klasifikasi berbasis citra karena mekanisme pengenalan fitur itu sendiri sudah terintegrasi di dalam CNN. Studi implementasi CNN pada identifikasi batubara dan gangue dilaporkan oleh cukup banyak peneliti, diantaranya seperti (Hong, , 2023).

Studi review ini dilakukan untuk melihat secara keseluruhan tren penelitian terkait dengan identifikasi batubara dan gangue menggunakan machine vision. Studi ini juga memotret berbagai metode dan jenis-jenis sumber data yang digunakan beserta kecenderungan-kecenderungannya. Bagian pertama dari studi review ini adalah pendahuluan, lalu metode penelitian, hasil dan pembahasan, dan bagian terakhir adalah kesimpulan dan referensi yang menjadi rujukan studi review ini.

METODE PENELITIAN

1. Metode Review

Metode review yang dipergunakan pada studi ini, mengacu kepada metode Systematic Literature Review (SLR), yang *guideline*-nya sudah dibakukan oleh Kitchenham, B., & Charters, S. (2007), Kitchenham, et al. (2010). Metode ini sudah diimplementasikan diberbagai studi literatur review di bidang *engineering*, diantaranya yang dilakukan oleh Hall, T. et al. (2011) dan Wahono, R. (2015).

Terkait dengan SLR, Kitchenham, B., & Charters, S. (2007) memberikan penjelasan bahwa yang dimaksud dengan SLR adalah proses identifikasi, pengkajian dan interpretasi terhadap bukti-bukti penelitian yang ada dengan tujuan untuk memberikan jawaban terhadap pertanyaan penelitian tertentu yang sebelumnya diajukan. Sedangkan dalam implementasinya, SLR dilakukan melalui tiga tahapan yaitu tahapan perencanaan, tahapan implementasi dan tahapan pelaporan hasil. Dalam tahapan perencanaan dilakukan pembahasan terkait latar belakang, tujuan serta progres penelitian yang sebelumnya dilakukan, sebagaimana dijelaskan pada bagian pendahuluan di studi ini. Pada tahapan implementasi, poin-poin yang dibahas adalah pertanyaan penelitian, strategi pencarian dan seleksi, pengkajian kualitas dan ekstraksi data serta proses analisa. Selanjutnya implementasi pada tahapan akhir yaitu pelaporan hasil.

2. Daftar Pertanyaan Review Studi

Untuk mengarahkan jalannya penelitian, pada tahapan perencanaan dibuat beberapa pertanyaan yang mana menjadi acuan dan untuk menjaga fokus dalam implementasi review studi. Daftar pertanyaan yang dibuat sebagaimana digambarkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Daftar Pertanyaan *Review* Studi

No	Pertanyaan	Motivasi
RQ1	Seperti apa tren penelitian terkait identifikasi batubara dan gangue yang menggunakan <i>machine learning</i> atau <i>deep learning</i> ?	Identifikasi batubara dan gangue pada industri pertambangan batubara adalah hal yang sangat penting. Sedangkan beberapa tahun terakhir berkembang penelitian terkait penggunaan teknologi <i>machine learning</i> dan <i>deep learning</i> untuk identifikasi batubara dan gangue. Kami bermaksud untuk memotret seperti apa perkembangan penelitian tersebut.
RQ2	Jenis sumber data apa yang paling banyak digunakan untuk identifikasi batubara dan gangue yang menggunakan <i>machine learning</i> atau <i>deep learning</i> ?	Dalam proses identifikasi batubara dan gangue dengan <i>machine learning</i> atau <i>deep learning</i> diperlukan data-data yang menjadi masukan bagi model klasifikasi yang dikembangkan. Penelitian ini bermaksud untuk melihat jenis sumber data apa saja yang digunakan dan yang paling sering digunakan.
RQ3	Metode klasifikasi apa saja yang digunakan dan paling banyak digunakan untuk identifikasi batubara dan gangue yang menggunakan <i>machine learning</i> atau <i>deep learning</i> ?	Proses identifikasi batubara dan gangue dilakukan dengan menggunakan metode klasifikasi. Penelitian ini bermaksud untuk memotret jenis metode klasifikasi yang digunakan dan paling banyak digunakan oleh para peneliti.
RQ4	Kombinasi metode klasifikasi-jenis sumber data apa yang paling banyak dipergunakan untuk identifikasi batubara dan gangue yang menggunakan <i>machine learning</i> atau <i>deep learning</i> ?	Dalam melakukan proses identifikasi, metode klasifikasi mendapatkan input data dari sumber data seperti data citra optik, data citra thermal dan lain-lain. Penelitian ini bermaksud untuk memotret jenis kombinasi metode klasifikasi dan jenis sumber datanya.

Sumber: Penelitian:2023

3. Search Process (Proses Pencarian)

Proses pencarian jurnal dilakukan melalui platform *Google Scholar* (scholar.google.com) yang memfasilitasi akses ke jurnal-jurnal yang tersedia secara online. Selain *Google Scholar*, proses

pencarian juga dilakukan melalui beberapa perpustakaan online seperti *IEEE eXplore* (ieeexplore.ieee.org), *ScienceDirect* (sciencedirect.com), *Springer* (springerlink.com) dan *ACM Digital Library* (dl.acm.org). Sedangkan rentang waktu untuk jurnal yang menjadi target pencarian adalah dari Januari 2013 sampai Juni 2023. *Key words* yang digunakan dalam proses pencarian diidentifikasi melalui daftar pertanyaan studi (*Research Question*) sebagaimana disebutkan pada Tabel 1, yaitu “*Coal and Gangue Identification*” OR “*Coal and Gangue Classification*” OR “*Coal and Gangue Recognition*” AND “*Machine Learning*” OR “*Deep Learning*” OR “*Machine Vision*”.

4. Seleksi Studi

Pemilihan atau seleksi studi dilakukan berdasarkan *inclusion* dan *exclusion criteria* sebagaimana disebutkan pada tabel 2.

Tabel 2 *Inclusion* dan *Exclusion Criteria*

Inclusion Criteria	Studi yang diambil adalah yang relevan dengan tema utama yaitu identifikasi batubara dan gangue dengan <i>Machine Learning</i> dan <i>Deep Learning</i>
	Studi yang diambil hanya yang berbahasa Inggris saja.
Exclusion Criteria	Apabila ada versi jurnal dan ada versi conference paper maka yang dipilih <i>journal paper</i>
	Studi yang tidak menggunakan pendekatan <i>Machine Learning</i> dan <i>Deep Learning</i> walau terkait identifikasi batubara dan gangue
	Studi yang diluar rentang waktu Januari 2013 sampai dengan Juni 2023
	Studi yang ditulis bukan dalam bahasa Inggris

Sumber: Penelitian:2023

Relevan atau tidak relevannya hasil studi, ditentukan dengan melakukan pengecekan pada judul studi, abstract dan kesimpulan pada hasil studi tersebut. Setelah mengeluarkan hasil studi yang tidak relevan maka didapatkan 58 hasil studi. Hasil studi inilah yang kemudian dianalisa lebih lanjut dan dikompilasi data-datanya.

5. Pengkajian Kualitas Studi dan Validitas

Kriteria *inclusion* dan *exclusion* yang ditetapkan pada sesi 4 sebagaimana dilihat pada hasil pembahasan, dipandang cukup relevan untuk menjangkau studi-studi yang terkait dalam kerangka menjawab pertanyaan-pertanyaan yang didesain pada sesi 2. Sedangkan proses pencarian studi yang relevan, sebagaimana disebutkan sebelumnya dilakukan melalui mesin pencarian dan perpustakaan

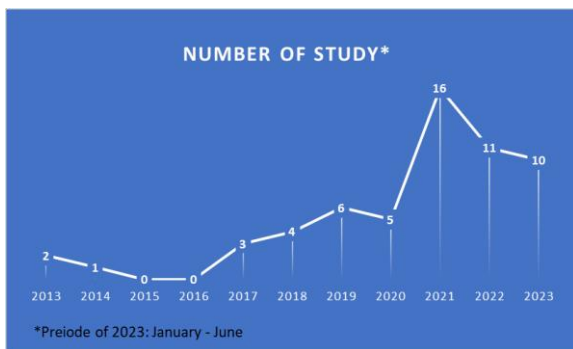
digital. *Reviewer* tidak mengklaim bahwa semua studi terkait sudah dicover dalam review kali ini. Akan tetapi upaya tambahan untuk meningkatkan *coverage* rujukan referensi diupayakan juga melalui metode pencarian lain yaitu melalui referensi jurnal-jurnal terkini yang terkait yang memiliki ranking jurnal yang cukup baik.

Setelah melalui proses pencarian dan seleksi, selanjutnya dilakukan ekstraksi data dan analisa data. Ekstraksi data dilakukan baik terhadap data kuantitatif maupun kualitatif. Bukti-bukti agregat dari data yang diekstraksi tersebut dikompilasi dan di tabulasi untuk menjawab pertanyaan-pertanyaan yang diajukan dalam studi review ini. Hasil kompilasi dan tabulasi ada disajikan baik dalam bentuk tabel maupun grafik untuk lebih memudahkan pembacaan hasil kompilasi.

HASIL DAN PEMBAHASAN

1. Publikasi Jurnal/Tren Penelitian

Pada literatur review kali ini, ada 58 jurnal yang menjadi rujukan yang dianalisa dan dikompilasi untuk menjawab pertanyaan review studi kali ini. Dari hasil kompilasi, sebagaimana pada gambar 1 di bawah ini, ditunjukkan distribusi penelitian terkait identifikasi batubara dan gangue yang menggunakan *machine learning* dan *deep learning*, dimana terjadi tren peningkatan penelitian yang cukup signifikan. Peningkatan terlihat dimulai pada tahun 2017 dan terus menanjak sampai di tahun 2021. Jumlah studi di tahun 2023 diperkirakan 2 kali lipat dari yang disebutkan di grafik karena periodenya hanya 6 bulan (Januari-June 2023).



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 1 Distribusi Penelitian Beberapa Tahun Terakhir

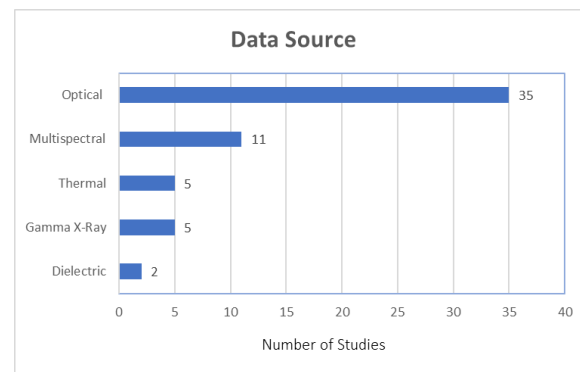
Dari hasil analisa studi didapatkan bahwa dalam proses identifikasi batubara dan gangue dengan menggunakan metode *machine learning* yang konvensional diperlukan tahapan-tahapan yaitu 1) tahapan pengambilan data, 2) tahapan ekstraksi fitur, dan 3) tahapan klasifikasi atau identifikasi.

2. Sumber Data

Terkait pengambilan data, ada beberapa jenis sumber data yang digunakan oleh para peneliti. Dari

hasil kompilasi data yang dilakukan terhadap review studi ini, sumber data yang digunakan untuk identifikasi Batubara dan gangue dapat dikategorikan menjadi 5 sumber data, yaitu data optik, data *multispectral*, data *thermal*, sinar X & Gamma dan data *dielectric*. Data optik adalah kategori data citra yang bersumber dari spektrum cahaya tampak dan dapat berupa data grayscale (Hou, W., 2019; Liu, K., 2018), data warna (Liu, H., 2023), tekstur dan geometri (Li, M. et al., 2020). Data *multispectral* adalah data yang diambil dari beberapa spektrum yang berbeda (Hu, F. et al., 2022). Data *thermal* adalah data citra yang didapatkan dari sinar inframerah yang memanfaatkan perbedaan temperatur dalam melakukan identifikasi (Eshaq, et al., 2020). Data citra sinar-X dan gamma didapatkan dari pancaran gelombang elektromagnetik sinar tersebut (Zhang, Y. et al., 2021). Sedangkan data dielektrik didapatkan dari sifat dielektrik bahan (Wang, X. et al., 2021).

Terkait dengan kuantitas masing-masing sumber data yang digunakan untuk identifikasi, sebagaimana ditunjukkan pada gambar 2, didominasi dari data citra optik yaitu sekitar 60% dari 58 studi. Selibhnya 19% menggunakan data *multispectral*, 9% data citra *thermal*, 9% data dari sinar X & Gamma, dan 3% dari data *dielectric*.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 2 Jenis Sumber Data

Kelebihan dari penggunaan data citra optik adalah relatif lebih aman dan ramah terhadap lingkungan dibandingkan dengan penggunaan sinar X atau sinar Gamma yang radiasinya cukup beresiko terhadap manusia. Dari sisi biaya, dibandingkan dengan peralatan pada sinar X, sinar Gamma atau peralatan *multispectral*, peralatan yang digunakan pada data citra optik relatif lebih murah.

Kelemahan yang ada pada metode yang menggunakan data citra optik adalah faktor lingkungan seperti pencahayaan atau debu yang menempel di permukaan. Faktor lingkungan yang tidak kondusif akan menurunkan akurasi dalam klasifikasi batubara dan gangue. Untuk mengatasi permasalahan ini beberapa peneliti melakukan pendekatan melalui optimalisasi pencahayaan dan penghilangan *noise*. Zhang, L. (2022) dalam hal ini melakukan optimalisasi pencahayaan dengan menggunakan beberapa sumber cahaya dan mengatur

intensitas cahaya pada angka 17.130 Lux. Untuk meminimalisir noise, Zhang, L. (2022) menggunakan *Gaussian filtering*. Pendekatan sejenis dilakukan oleh peneliti lain, yaitu Cheng, G. (2023) yang juga menggunakan beberapa sumber cahaya namun pengaturan intensitas cahaya yang dianggap optimal dilakukan pada angka 2.000 Lux. Sedangkan untuk meminimalisir noise Cheng, G. (2023) menggunakan *Median filtering*.

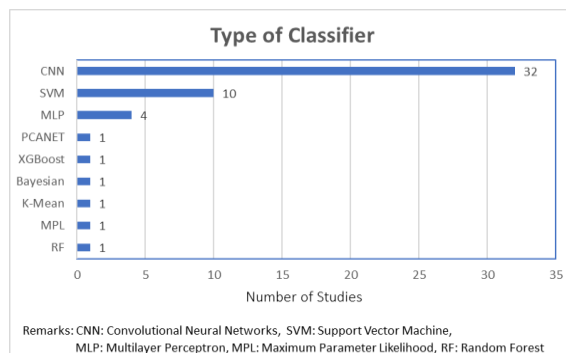
Table 3 Kelebihan dan Kekurangan Sumber Data

Metode	Media	Kelebihan	Kekurangan
Citra Optik	Menggunakan spektrum cahaya tampak	Efisien dan biaya relatif lebih murah. Relatif lebih aman dan ramah terhadap lingkungan	Faktor lingkungan seperti pencahayaan, kelembaban dan debu berpengaruh terhadap akurasi identifikasi
Multispectral	Menggunakan multi spektral (Beberapa spektrum yang berbeda)	Menggunakan multi spektral sehingga analisa lebih menyeluruh dan komprehensif.	Peralatan multispectral imaging yang berkualitas relatif mahal. Pemrosesan bisa jadi lebih kompleks.
Citra Thermal	Menggunakan radiasi sinar inframerah	Dapat dioperasikan dari tempat yang relatif lebih jauh sehingga relatif aman bagi operator. Dapat dioperasikan dalam kondisi cahaya yang berbeda kondisi.	Peralatan thermal imaging yang berkualitas relatif mahal
Sinar X, Gamma	Menggunakan radiasi sinar X & Gamma	Dapat menghasilkan identifikasi yang cukup akurat. Tidak banyak terpengaruh oleh faktor lingkungan.	Ada resiko keamanan pada pekerja dan lingkungan. Peralatan sinar X dan sinar gamma yang berkualitas relatif mahal.
Dielektrik	Menggunakan sifat dielektrik bahan	Tidak banyak dipengaruhi faktor luar seperti lighting dan debu di permukaan.	Data dielektrik bisa jadi kompleks dan sulit untuk dianalisa

Sumber: Hasil Penelitian (2023)

3. Metode Klasifikasi dan Ekstraksi Fitur

Data yang didapatkan dari sumber-sumber seperti citra optik, citra *thermal*, citra sinar X atau gamma, citra multispectral atau data dielectric, selanjutnya diolah oleh *classifier* untuk proses identifikasi lebih lanjut. Ada banyak jenis *classifier* yang digunakan untuk identifikasi batubara dan gangu. Pada studi *review* ini, dari 58 penelitian yang menjadi obyek *review* kali ini ada 6 penelitian yang metode *classifier* penelitiannya tidak disebutkan dengan jelas sehingga hanya 52 studi yang menjadi target. Dari 52 hasil penelitian tersebut, sebagaimana ditunjukkan pada gambar 3, metode *classifier* yang paling banyak digunakan adalah CNN (*Convolutional Neural Networks*) sebesar 32 studi atau sekitar 61.5% dari total 52 studi. Sedangkan SVM (*Support Vector Machine*) terbanyak kedua, yaitu 10 studi atau sekitar 19.2%. Selanjutnya terbesar ketiga yaitu MLP (*Multilayer Perceptron*), sebanyak 4 studi atau sebesar 7.7%. Metode klasifikasi lainnya yaitu *PCANET*, *XGBoost*, *Bayesian*, *K-Mean*, *MPL* (*Maximum Parameter Likelihood*) dan *RF* (*Random Forest*), masing-masing 1 studi.

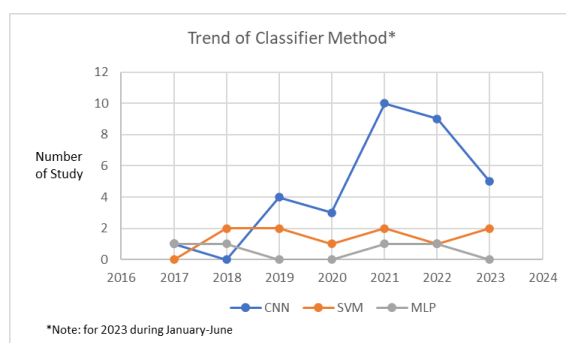


Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 3 Jenis-Jenis Classifier

Dalam perkembangannya, metode klasifikasi dapat dikategorikan menjadi metode klasifikasi yang berdasarkan *machine learning* dan metode klasifikasi yang berbasis *deep learning* (CNN). Metode *machine learning* masih memerlukan tahapan ekstraksi fitur (*feature extraction*), seperti metode SVM, MLP, RF, MPL, teori Bayesian dan K-Means Clustering. Sedangkan metode *deep learning* yang berbasis CNN tidak memerlukan tahapan ekstraksi fitur.

Ada tiga metode *classifier* yang cukup mendominasi penggunaannya oleh para peneliti dalam melakukan proses identifikasi batubara dan gangu, yaitu CNN (32 studi), SVM (10 studi) dan MLP (2 studi). Ketiga metode tersebut digunakan dalam 46 studi atau sekitar 85% dari 52 studi yang menjadi rujukan dalam penelitian ini. Selanjutnya pembahasan akan difokuskan pada ketiga *classifier* tersebut.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 4 Tren Penggunaan Metode Classifier

4.1 SVM (*Support Vector Machine*)

Sebagaimana diuraikan di atas, 10 studi yang menggunakan SVM sebagai metode klasifikasi dan dari 10 studi tersebut, 6 studi menggunakan sumber data dari citra optik, 2 studi dari sumber data dielektrik dan masing-masing 1 studi dari sumber data *Multispectral/Hyperspectral* dan data citra *thermal*.

Kombinasi metode SVM dan data citra optik

Sebagaimana disebutkan sebelumnya, metode SVM memerlukan fitur-fitur sebagai *input*. Oleh karena itu data dari citra optik perlu diolah terlebih dahulu agar didapatkan fitur-fitur yang sesuai sebagai *input*. Pada awalnya fitur yang diekstrak dari citra optik yaitu level keabuan, berupa *grayscale co-occurrence matrix* (Wang, W. et al., 2018). Namun untuk meningkatkan akurasi identifikasi, para peneliti cenderung untuk mengkombinasikan dengan fitur-fitur dari parameter lain. Dou, D. et al. (2019) mengkombinasikan antara grayscale, citra warna dan tekstur permukaan untuk ekstraksi fitur, yang mana kombinasi ini menghasilkan 19 fitur yang terdiri dari 12 fitur yang diambil dari citra warna dan gray-scale, serta 7 fitur diambil dari citra permukaan tekstur. Variasi fitur yang digunakan oleh Dou, D. et al. (2019) cukup banyak, sehingga punya banyak pilihan untuk meningkatkan akurasi dalam mengenali batubara dan gangue, termasuk pemilihan fitur tertentu yang dianggap lebih optimal.

Lei Zhang (2022) yang juga menggunakan metode kombinasi citra optik dan SVM, selain memakai fitur level keabuan (6 fitur *gray-scale*) dan fitur tekstur (4 fitur tekstur), dia juga melakukan pendekatan lain untuk meningkatkan akurasi pengenalan/pengklasifikasian batubara dan gangue, yaitu melalui optimalisasi pencahayaan dan penghilangan *noise*. Pencahayaan dilakukan dengan menggunakan beberapa sumber cahaya dan pencahayaan optimal ditetapkan pada angka 17.130 Lux. Sedangkan penghilangan *noise* dilakukan dengan menggunakan Gaussian filtering. Peneliti lain yaitu Cheng, G. (2023) melakukan pendekatan yang sejenis dengan Zhang, L. (2022) terkait dengan pencahayaan dan penghilangan *noise*. Pencahayaan menggunakan beberapa sumber cahaya dengan penetapan pencahayaan optimal di angka 2.000 Lux. Sedangkan penghilangan *noise* dilakukan dengan menggunakan *Median Filtering*.

Terkait fitur dari data citra optik, Cheng, G.(2023) menggunakan fitur berupa HOG (*Histogram of Oriented Gradients*) dan LBP (*Local Binary Pattern*). HOG adalah fitur yang menggunakan distribusi orientasi gradien pada citra. Sedangkan gradien tersebut merupakan representasi dari perubahan intensitas piksel dan orientasinya yang mana dimanfaatkan untuk menangkap struktur dan tepian pada citra. Di sisi lain LBP digunakan sebagai fitur untuk identifikasi pola tekstur pada citra melalui pembuatan histogram pola biner (*binary pattern histogram*).

4.2 MLP (*Multilayer Perceptron*)

Multilayer Perceptron (MLP) adalah salah satu jenis Jaringan Syaraf Tiruan yang termasuk dalam kategori *Feedforward Neural Networks* (FFNN) yang didesain menggunakan algoritma

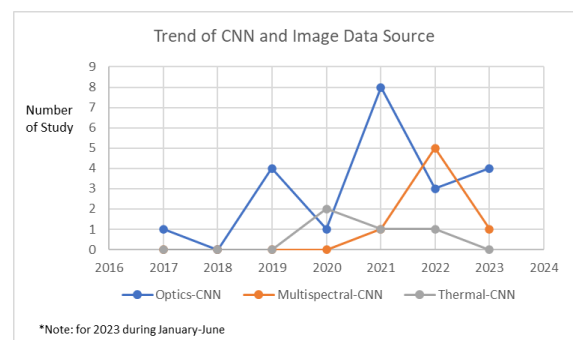
Supervised Learning. MLP memiliki kemampuan untuk digunakan pada berbagai macam jenis tugas, termasuk diantaranya adalah permasalahan regresi, pengenalan pola (*pattern recognition*) dan klasifikasi seperti permasalahan klasifikasi batubara dan gangue. Sebagaimana disebutkan pada gambar 4, ada 4 penelitian yang menggunakan metode MLP untuk identifikasi batubara dan gangue, yang mana semuanya menggunakan data citra optik sebagai sumber datanya. Berikut ini, kombinasi metode MLP dan data citra optik dibahas lebih lanjut.

Kombinasi metode MLP dan data citra optik

Hou, W. (2017) menggunakan MLP untuk klasifikasi batubara dan gangue dengan memanfaatkan citra optik dari kedua obyek tersebut. Fitur yang dipergunakan dari citra optik tersebut berasal dari grayscale (6 fitur) dan tekstur permukaan obyek (3 fitur). Fitur-fitur tersebut menjadi input atau masukan pada MLP, yaitu pada *input neuron* yang berada pada *input layer*. Konfigurasi struktur MLP yang dipergunakan oleh Hou, W. (2017) terdiri dari 1 *input layer*, 1 *output layer* dan pada *hidden layer* ada pilihan 1 *hidden layer* serta 2 *hidden layer*. Sedangkan jumlah *neuron* pada *hidden layer* memiliki variasi dari 5, 10, 15, 20 sampai 25 *neuron*. Tingkat akurasi yang didapatkan dari hasil pengujian sekitar 90-95%, cukup baik namun pengujian masih pada skala lab dan sampel yang digunakan baru sekitar 30 sampel untuk masing-masing batubara dan gangue.

4.3 CNN (*Convolutional Neural Networks*)

CNN adalah bagian dari Jaringan Syaraf Tiruan yang banyak dikembangkan dan diaplikasikan untuk analisa citra, termasuk dalam hal ini untuk klasifikasi batubara dan gangue. Salah satu bagian yang penting dalam CNN adalah *convolution layer*. *Convolution layer* adalah lapisan yang ada pada *hidden layer* yang berfungsi untuk mengabstraksi input menjadi *feature map* melalui *convolution kernel* (Ghosh, A. et al. 2020). Dengan adanya *convolution layer* ini maka CNN tidak memerlukan tahapan ekstraksi fitur terlebih dahulu sebagaimana pada metode konvensional seperti pada SVM atau MLP.



Sumber: Hasil Penelitian (2023)

Gambar 5 Tren Penggunaan CNN

Sebagaimana disebutkan pada gambar 5. CNN adalah metode klasifikasi yang paling banyak dipergunakan (32 studi) untuk identifikasi batubara dan gangue dengan menggunakan analisa citra dalam 10 tahun terkahir. Sedangkan sumber data yang dipergunakan oleh CNN, terdiri dari data citra optik sebanyak 22 studi, data *multispectral/hyperspectral* sebanyak 7 studi dan data citra thermal sebanyak 3 studi.

KESIMPULAN

Studi review ini bertujuan untuk melihat tren penelitian terkait dengan klasifikasi batubara dan gangue dalam kurun waktu Januari 2013 sampai dengan Juni 2023. Dari hasil analisa dan kompilasi data yang dilakukan, terlihat bahwa penelitian tersebut mengalami tren peningkatan terutama sesudah diimplementasikannya *Convolutionary Neural Networks* (CNN) sebagai *classifier* dalam proses identifikasi batubara dan gangue.

Pada umumnya pendekatan yang dilakukan dalam proses identifikasi dapat dibagi dalam 2 kategori yaitu pendekatan *machine learning* konvensional dan pendekatan *deep learning* yang berbasis CNN. Pada pendekatan *machine learning* yang konvensional, metode klasifikasi yang digunakan adalah *Support Vector Machine* (SVM), *Multilayer Perceptron* (MLP), teori *Bayesian*, PCANET, XGBoost, *Maximum Parameter Likelihood* (MPL) dan *Random Forest* (RF). Diantara metode *machine learning* tersebut, SVM menempati posisi yang cukup menonjol dimana 50% studi berdasarkan pendekatan *machine learning* konvensional menggunakan metode SVM. Hal ini tidak terlepas dari kelebihan yang dimiliki oleh SVM seperti kemampuan yang baik dalam bekerja pada ruang fitur dimensi tinggi sehingga sesuai juga untuk digunakan pada permasalahan yang memiliki jumlah fitur yang besar. Namun demikian, pada metode yang menggunakan *machine learning* konvensional diperlukan adanya ekstraksi fitur terlebih dahulu sebelum masuk pada tahapan proses klasifikasi oleh *classifier*. Kekurangan ini terjawab pada metode *deep learning* yang berbasis CNN, dimana proses pengenalan fitur terintegrasi di dalam CNN yang berfungsi sebagai *classifier*. Kelebihan CNN ini menjadikannya sebagai *classifier* yang paling dominan digunakan dalam proses identifikasi batubara dan gangue.

Terkait dengan sumber data yang dipergunakan baik oleh metode *machine learning* maupun metode *deep learning*, dapat dibagi ke dalam beberapa kelompok data, yaitu: data citra optik, data citra thermal, data *multispectral* atau *hyperspectral*, data dari sinar-X atau sinar Gamma dan data *dielectric*. Dari berbagai jenis sumber data tersebut, data citra optik adalah jenis data yang paling banyak

dipakai oleh para peneliti. Hal ini tidak terlepas dari berbagai kelebihan yang dimiliki data citra optik, seperti harga peralatan yang relatif lebih murah, aman bagi kesehatan manusia dan ramah terhadap lingkungan. Di sisi lain, tren penggunaan data citra *multispectral* dan data citra *thermal* juga meningkat sebagai alternatif terhadap data citra optik yang cukup sensitif terhadap faktor lingkungan seperti pencahayaan dan debu.

REFERENSI

- Alfarzaei, M. S., Niu, Q., Zhao, J., Eshaq, R. M. A., & Hu, E. (2020). *Coal/gangue recognition using convolutional neural networks and thermal images*. *IEEE Access*, 8, 76780-76789.
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9078124>
- Bai, F., Fan, M., Yang, H., & Dong, L. (2021). *Fast recognition using convolutional neural network for the coal particle density range based on images captured under multiple light sources*. *International Journal of Mining Science and Technology*, 31(6), 1053-1061.
<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2095268621001014>
- Boon-itt, S. (2010). *An empirical model of the relationship between competitive capabilities: evidence from the Thai automotive industry*. *NIDA Development Journal*, 50(2), 19-45.
- Cheng, G., Chen, J., Wei, Y., Chen, S., & Pan, Z. (2023). *A Coal Gangue Identification Method Based on HOG Combined with LBP Features and Improved Support Vector Machine*. *Symmetry*, 15(1), 202.
<https://www.mdpi.com/2073-8994/15/1/202>
- Dou, D., Zhou, D., Yang, J., & Zhang, Y. (2018). *Coal and gangue recognition under four operating conditions by using image analysis and Relief-SVM*. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*.
- Dou, D., Wu, W., Yang, J., & Zhang, Y. (2019). *Classification of coal and gangue under multiple surface conditions via machine vision and relief-SVM*. *Powder Technology*, 356, 1024-1028.
- Eshaq, R. M. A., Hu, E., Li, M., & Alfarzaei, M. S. (2020). *Separation between coal and gangue based on infrared radiation and visual extraction of the YCbCr color space*. *Ieee Access*, 8, 55204-55220.
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9039581>
- Eshaq, R. M. A., Hu, E., Qaid, H. A., Zhang, Y., & Liu, T. (2021). *Using deep convolutional neural networks and infrared thermography to identify coal quality and gangue*. *IEEE Access*, 9, 147315-147327.
<https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9579439>
- Gao, K., Du, C., Wang, H., & Zhang, S. (2013). *An efficient of coal and gangue recognition algorithm*. *International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, 6(4), 345-354.
<https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=>

- [rep1&type=pdf&doi=c7d48c37cfd6705786ae8f284965099e8be967cb](#)
- Gao, R., Sun, Z., Li, W., Pei, L., Hu, Y., & Xiao, L. (2020). Automatic coal and gangue segmentation using u-net based fully convolutional networks. *Energies*, 13(4), 829. <https://www.mdpi.com/1996-1073/13/4/829>
- Guo, Y., Wang, X., Wang, S., Hu, K., & Wang, W. (2021). Identification method of coal and coal gangue based on dielectric characteristics. *Ieee Access*, 9, 9845-9854. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9317851>
- Hall, T., Beecham, S., Bowes, D., Gray, D., & Counsell, S. (2011). A systematic literature review on fault prediction performance in software engineering. *IEEE Transactions on Software Engineering*, 38(6), 1276-1304. <https://bura.brunel.ac.uk/bitstream/2438/5907/2/Fulltext.pdf>
- He, L., Wang, S., Guo, Y., Hu, K., Cheng, G., & Wang, X. (2023). Study of raw coal identification method by dual-energy X-ray and dual-view visible light imaging. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 43(2), 361-376.
- Hong, H., Zheng, L., Zhu, J., Pan, S., & Zhou, K. (2017). Automatic recognition of coal and gangue based on convolution neural network. arXiv preprint arXiv:1712.00720.
- Hou, W. (2019). Identification of coal and gangue by feed-forward neural network based on data analysis. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 39(1), 33-43.
- Hu, F., Zhou, M., Yan, P., Bian, K., & Dai, R. (2019). Multispectral imaging: A new solution for identification of coal and gangue. *IEEE Access*, 7, 169697-169704. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8911443>
- Hu, F., Zhou, M., Dai, R., & Liu, Y. (2022). Recognition method of coal and gangue based on multispectral spectral characteristics combined with one-dimensional convolutional neural network. *Frontiers in Earth Science*, 10, 893485. <https://www.frontiersin.org/articles/10.3389/feart.2022.893485/full>
- Hu, F., & Bian, K. (2022). Accurate identification strategy of coal and gangue using infrared imaging technology combined with convolutional neural network. *IEEE Access*, 10, 8758-8766. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9684859>
- Hu, F., Zhou, M., Yan, P., Liang, Z., & Li, M. (2022). A Bayesian optimal convolutional neural network approach for classification of coal and gangue with multispectral imaging. *Optics and Lasers in Engineering*, 156, 107081.
- Hu, F., Hu, Y., Cui, E., Guan, Y., Gao, B., Wang, X., & Yao, X. (2023). Recognition method of coal and gangue combined with structural similarity index measure and principal component analysis network under multispectral imaging. *Microchemical Journal*, 186, 108330.
- Jiang, J., Han, Y., Zhao, H., Suo, J., & Cao, Q. (2021). Recognition and sorting of coal and gangue based on image process and multilayer perceptron. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 43(1), 54-72.
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing Systematic Literature Reviews in Software Engineering*. EBSE Technical Report Version 2.3, EBSE-2007-.
- Kitchenham, B., Pretorius, R., Budgen, D., Brereton, O. P., Turner, M., Niazi, M., & Linkman, S. (2010). *Systematic literature reviews in software engineering—a tertiary study*. *Information and software technology*, 52(8), 792-805. <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=c3910095b25a674e7154acd9c38d0af220026e31>
- Lai, W., Zhou, M., Hu, F., Bian, K., & Song, H. (2020). A study of multispectral technology and two-dimension autoencoder for coal and gangue recognition. *IEEE Access*, 8, 61834-61843. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=9049102>
- Li, D., Zhang, Z., Xu, Z., Xu, L., Meng, G., Li, Z., & Chen, S. (2019). An image-based hierarchical deep learning framework for coal and gangue detection. *IEEE Access*, 7, 184686-184699. <https://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=8936870>
- Li, L., Wang, H., & An, L. (2015). Research on recognition of coal and gangue based on image processing. *World Journal of Engineering*, 12(3), 247-254.
- Li, M., Duan, Y., He, X., & Yang, M. (2020). Image positioning and identification method and system for coal and gangue sorting robot. *International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 42(6), 1759-1777.
- Li, M., & Sun, K. (2018, August). An image recognition approach for coal and gangue used in pick-up robot. In *2018 IEEE International Conference on Real-time Computing and Robotics (RCAR)* (pp. 501-507). Ieee.
- Li, N., & Gong, X. (2021). An image preprocessing model of coal and gangue in high dust and low light conditions based on the joint enhancement algorithm. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021.
- Liu, K., Zhang, X., & Chen, Y. (2018). Extraction of coal and gangue geometric features with multifractal detrending fluctuation analysis. *Applied Sciences*, 8(3), 463. <https://www.mdpi.com/2076-3417/8/3/463>
- Liu, H., & Xu, K. (2023). Recognition of gangues from color images using convolutional neural networks with attention mechanism. *Measurement*, 206, 112273.
- Liu, X., Jing, W., Zhou, M., & Li, Y. (2019). Multi-scale feature fusion for coal-rock recognition based on completed local binary pattern and convolution neural network. *Entropy*, 21(6), 622. <https://www.mdpi.com/1099-4300/21/6/622>
- Pan, H., Shi, Y., Lei, X., Wang, Z., & Xin, F. (2022). Fast identification model for coal and gangue

- based on the improved tiny YOLO v3. *Journal of Real-Time Image Processing*, 19(3), 687-701.
- Pu, Y., Apel, D. B., Szmigiel, A., & Chen, J. (2019). *Image recognition of coal and coal gangue using a convolutional neural network and transfer learning. Energies*, 12(9), 1735. <https://www.mdpi.com/1996-1073/12/9/1735>
- Sun, J., & Su, B. (2013). *Coal-rock interface detection on the basis of image texture features. International Journal of Mining Science and Technology*, 23(5), 681-687.
- Sun, Z., Huang, L., & Jia, R. (2021). *Coal and gangue separating robot system based on computer vision. Sensors*, 21(4), 1349. <https://www.mdpi.com/1424-8220/21/4/1349>
- Sun, Z., Lu, W., Xuan, P., Li, H., Zhang, S., Niu, S., & Jia, R. (2022). *Separation of gangue from coal based on supplementary texture by morphology. International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 42(3), 221-237.
- Wahono, R. S. (2015). *A systematic literature review of software defect prediction. Journal of software engineering*, 1(1), 1-16.
- Wan, L., Wang, J., Zeng, Q., Ma, D., Yu, X., & Meng, Z. (2022). *Vibration response analysis of the tail beam of hydraulic support impacted by coal gangue particles with different shapes. ACS omega*, 7(4), 3656-3670.
- Wang, D., Ni, J., & Du, T. (2022). *An Image Recognition Method for Coal Gangue Based on ASGS-CWOA and BP Neural Network. Symmetry*, 14(5), 880. <https://www.mdpi.com/2073-8994/14/5/880>
- Wang, W., & Zhang, C. (2017). *Separating coal and gangue using three-dimensional laser scanning. International Journal of Mineral Processing*, 169, 79-84.
- Wang, W., Lv, Z., & Lu, H. (2018). *Research on methods to differentiate coal and gangue using image processing and a support vector machine. International Journal of Coal Preparation and Utilization*.
- Wang, X., Wang, S., Guo, Y., Hu, K., & Wang, W. (2021). *Dielectric and geometric feature extraction and recognition method of coal and gangue based on VMD-SVM. Powder Technology*, 392, 241-250.
- Wei, D., Li, J., Li, B., Wang, X., Chen, S., Wang, X., & Wang, L. (2023). *A fast recognition method for coal gangue image processing. Multimedia Systems*, 1-13.
- Xie, Y., Chi, X., Li, H., Wang, F., Yan, L., Zhang, B., & Zhang, Q. (2021). *Coal and gangue recognition method based on local texture classification network for robot picking. Applied Sciences*, 11(23), 11495. <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/23/11495>
- Xue, H., Hu, B. H., Zhao, X. Y., Liu, E. M., & Ding, W. J. (2014). *Study on characteristic extraction of coal and rock at mechanized top coal caving face based on image gray scale. In Applied Mechanics and Materials (Vol. 678, pp. 193-196). Trans Tech Publications Ltd.*
- Xue, G., Hou, P., Li, S., Qian, X., Han, S., & Gao, S. (2023). *Coal Gangue Recognition during Coal Preparation Using an Adaptive Boosting Algorithm. Minerals*, 13(3), 329. <https://www.mdpi.com/2075-163X/13/3/329>
- Xue, G., Li, S., Hou, P., Gao, S., & Tan, R. (2023). *Research on lightweight Yolo coal gangue detection algorithm based on resnet18 backbone feature network. Internet of Things*, 22, 100762. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2542660523000859>
- Yan, P., Kan, X., Zhang, H., Zhang, X., Chen, F., & Li, X. (2023). *Target Recognition of Coal and Gangue Based on Improved YOLOv5s and Spectral Technology. Sensors*, 23(10), 4911. <https://www.mdpi.com/1424-8220/23/10/4911>
- Yang, D., Li, J., Zheng, K., Du, C., & Liu, S. (2018). *Impact-crush separation characteristics of coal and gangue. International Journal of Coal Preparation and Utilization*, 38(3), 127-134.
- Yang, J., Chang, B., Zhang, Y., Luo, W., & Wu, M. (2021). *Research on CNN Coal and Rock Recognition Method Based on Hyperspectral Data. https://www.researchsquare.com/article/rs-501935/v1*
- Yang, J., Chang, B., Zhang, Y., Luo, W., Ge, S., & Wu, M. (2022). *CNN coal and rock recognition method based on hyperspectral data. International Journal of Coal Science and Technology*, 9(1), 63. <https://link.springer.com/article/10.1007/s40789-022-00516-x>
- Zhang, N., & Liu, C. (2018). *Radiation characteristics of natural gamma-ray from coal and gangue for recognition in top 18625-y coal caving. Scientific Reports*, 8(1), 190. <https://www.nature.com/articles/s41598-017-18625-y>
- Zhang, L., Sui, Y., Wang, H., Hao, S., & Zhang, N. (2022). *Image feature extraction and recognition model construction of coal and gangue based on image processing technology. Scientific Reports*, 12(1), 20983. <https://www.nature.com/articles/s41598-022-25496-5>
- Zhang, Q., Gu, J., & Liu, J. (2021). *Research on coal and rock type recognition based on mechanical vision. Shock and Vibration*, 2021, 1-10. <https://www.hindawi.com/journals/sv/2021/617717/>
- Zhang, Y., Zhu, H., Zhu, J., Ou, Z., Shen, T., Sun, J., & Feng, A. (2021). *Experimental study on separation of lumpish coal and gangue using X-ray. Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, 1-13. <https://www.tandfonline.com/doi/abs/10.1080/15567036.2021.1976325>
- Zhang, Y., Wang, J., Yu, Z., Zhao, S., & Bei, G. (2022). *Research on intelligent detection of coal gangue based on deep learning. Measurement*, 198, 111415. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0263224122006479>
- Zhao, Y. D., & He, X. (2013). *Recognition of coal and gangue based on X-ray. In Applied*

- mechanics and materials* (Vol. 275, pp. 2350-2353). *Trans Tech Publications Ltd.*
- Zhao, Y., Wang, S., Guo, Y., Cheng, G., He, L., & Wang, W. (2022). *The identification of coal and gangue and the prediction of the degree of coal metamorphism based on the EDXRD principle and the PSO-SVM model.* *Gospodarka Surowcami Mineralnymi*, 38(2).
- Zhou, M., & Lai, W. (2023). *Coal gangue recognition based on spectral imaging combined with XGBoost.* *PloS one*, 18(1), e0279955. <https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0279955>
- Zhou, S., Chen, Y., Zhang, D., Xie, J., & Zhou, Y. (2017). *Classification of surface defects on steel sheet using convolutional neural networks.* *Mater. Technol*, 51(1), 123-131. <http://mit.imt.si/izvodi/mit171/zhou.pdf>