

Mengoptimalkan Analisis Sifat Mekanik Material Berbasis Data Dengan Pandas *profiling*

Desmarita Leni^{1)*}, Femi Earnestly³⁾, Nike Angelia³⁾, Elsa Nofriyanti⁴⁾,
Adriansyah⁵⁾

¹⁾Teknik Mesin, Universitas Muhammadiyah Sumatera Barat

²⁾Farmasi, Universitas Muhammadiyah Sumatera Barat

^{3,4)} Teknik Sipil, Politeknik Negeri Padang

⁵⁾ Teknik Mesin, Politeknik Negeri Padang

E-mail: ¹⁾desmaritaleni@gmail.com, ⁵⁾adriansyah@pnp.ac.id

Abstrak

Analisis sifat mekanik berbasis data adalah metode yang digunakan untuk menganalisis sifat mekanik suatu material dengan menggunakan data, umumnya data ini diperoleh dari database material. Proses ini memiliki beberapa kendala, seperti volume data yang besar, kompleksitas pemrosesan data, serta kesulitan dalam visualisasi dan interpretasi data. Dalam penelitian ini digunakan Pandas Profiling, sebuah library Python yang dirancang khusus untuk menganalisis dataset secara otomatis. Dataset yang digunakan terdiri dari hasil uji tarik beberapa jenis baja tahan karat austenitik seperti SUS 304, SUS 316, SUS 321, SUS 347, dan NCF 800H. Dataset ini terdiri dari 1916 sampel dengan atribut-atribut yang berkaitan dengan sifat mekanik dan faktor-faktor yang mempengaruhi sifat mekaniknya. Hasil analisis dengan Pandas Profiling menunjukkan adanya korelasi negatif yang kuat antara suhu perlakuan panas dengan Yield Strength (YS) dan Ultimate Tensile Strength (UTS), ditemukan juga korelasi positif antara unsur kimia seperti Copper (Cu) dan Nickel (Ni) dengan Elongation (EL). selain itu, hasil analisis juga menunjukkan bahwa baja tahan karat dengan metode pendinginan menggunakan air memiliki rata-rata nilai UTS yang lebih tinggi, yaitu sebesar 493 Mpa, dibandingkan dengan pendinginan menggunakan udara yang hanya mencapai 403 Mpa. Pandas Profiling memberikan solusi efektif dalam mengatasi kendala yang sering dihadapi dalam analisis sifat mekanik berbasis data, seperti volume data yang besar, kompleksitas pemrosesan data, serta kesulitan dalam visualisasi dan interpretasi data. Dengan menggunakan Pandas Profiling, peneliti dapat dengan mudah memahami dataset secara komprehensif, mengidentifikasi pola, tren, dan hubungan antar variabel, serta mengoptimalkan proses analisis sifat mekanik material berbasis data.

Kata Kunci: Pandas profiling, sifat mekanik, visualisasi, data

Abstract

The analysis of mechanical properties based on data is a method used to analyze the mechanical properties of a material using data, typically obtained from a material database. This process encounters several challenges, such as large volume of data, complexity in data processing, as well as difficulties in data visualization and interpretation. In this study, Pandas Profiling, a Python library designed specifically for automated dataset analysis, was employed. The dataset used consisted of tensile test results for various austenitic stainless steel types such as SUS 304, SUS 316, SUS 321, SUS 347, and NCF 800H. This dataset comprised 1916 samples with attributes related to mechanical properties and factors influencing them. The analysis results using Pandas Profiling indicated a strong negative correlation between heat treatment

temperature and Yield Strength (YS) and Ultimate Tensile Strength (UTS). Additionally, a positive correlation was found between chemical elements such as Copper (Cu) and Nickel (Ni) with Elongation (EL). Furthermore, the analysis results revealed that stainless steel treated with water cooling exhibited a higher average UTS value, measuring at 493 MPa, compared to air cooling, which only reached 403 MPa. Pandas Profiling offers an effective solution to overcome common challenges in data-based mechanical property analysis, including dealing with large data volumes, complex data processing, as well as challenges in data visualization and interpretation. By utilizing Pandas Profiling, researchers can easily comprehend the dataset comprehensively, identify patterns, trends, and relationships among variables, and optimize the analysis process of data-based material mechanical properties.

Keywords: pandas profiling, mechanical properties, visualization, data

1. PENDAHULUAN

Analisis sifat mekanik material berbasis data adalah analisis yang dilakukan dengan menggunakan data yang dihasilkan dari berbagai sumber, seperti eksperimen, pengujian, simulasi, dan literatur [1]. Tujuan utama dari analisis sifat mekanik material berbasis data adalah untuk memanfaatkan data secara efektif guna mendapatkan pemahaman yang lebih mendalam tentang sifat material mekanik yang sedang diteliti [2]. Sifat mekanik material merujuk pada karakteristik yang berkaitan dengan respons material terhadap gaya atau beban yang diterapkan, termasuk kekuatan, kekerasan, elastisitas, keuletan, dan deformasi. Dalam analisis sifat mekanik material berbasis data, data diolah dan dianalisis menggunakan teknik statistik, pemodelan matematika, dan teknik komputasi [3],[4]. Pendekatan ini memungkinkan peneliti dan praktisi untuk mengidentifikasi pola, hubungan, dan tren dalam data sifat mekanik material yang dianalisis.

Hal ini juga didukung dengan perkembangan database material yang sangat pesat seperti MatWeb, Materials Project, AFLOW, NIST Materials Data Repository, Open Quantum Materials Database (OQMD), Citrination, dan NREL Materials Database [5]. Basis data ini menyediakan akses terhadap informasi sifat material yang luas, termasuk sifat termal, mekanik, optik, dan elektronik. Database material ini, sebagian besar masih berupa data mentah yang belum memiliki informasi secara langsung. Oleh karena itu, diperlukan analisis lebih lanjut untuk menggali dan memperoleh informasi yang bermanfaat dari data tersebut. Namun, dalam melakukan analisis sifat mekanik material berbasis data, masih terdapat beberapa kendala yang perlu diatasi. Pada penelitian ini, sifat mekanik material yang akan dianalisis adalah sifat mekanik baja tahan karat austenitik (ASS)

berdasarkan komposisi kimia, suhu perlakuan panas, lama waktu pemanasan dan metode pendinginan.

Data sifat mekanik baja tahan karat austenitik yang diperoleh dari database material seringkali memiliki volume yang besar, termasuk atribut-atribut yang mempengaruhi sifat mekanik seperti kekuatan, kekerasan, dan elastisitas[3]. Menurut Khodabakhshi et al. [6] proses manufaktur seperti pengecoran, dapat mempengaruhi sifat mekanik logam dengan mengubah struktur mikro dan distribusi fase dalam material, dimana faktor ini dapat memengaruhi kekuatan, kekerasan, dan keuletan logam. Komposisi kimia pada baja juga memiliki pengaruh signifikan terhadap sifat mekanik, seperti penambahan unsur paduan seperti karbon (C) dan kromium (Cr) dapat meningkatkan kekerasan atau ketahanan terhadap deformasi [7],[8].

Selain itu, perlakuan panas juga merupakan faktor penting dalam menentukan sifat mekanik baja tahan karat, proses ini dapat menghasilkan kekuatan yang lebih tinggi tetapi juga dapat mengurangi ketahanan korosi[9]. Faktor ini memiliki hubungan non linear dan kompleks sehingga diperlukan analisis yang mendalam dan komperhensif untuk mendapatkan sifat mekanik baja tahan karat sesuai kebutuhan aplikasi industri. Namun permasalahan dalam melakukan analisis yang komperhensif sering kali terkendala dalam mengelola, membersihkan, menganalisis data yang kompleks dan memakan waktu yang lama [5]. Analisis sifat material juga memerlukan manipulasi data yang rumit, seperti penanganan nilai yang hilang, identifikasi outlier, dan pemilihan atribut yang relevan. Pemrosesan data secara manual dapat menjadi rumit dan rentan terhadap kesalahan manusia, terutama jika membutuhkan pemahaman mendalam tentang pemrograman dan statistik[10],[11],[12] . Selain itu, memvisualisasikan data sifat mekanik material dengan cara yang intuitif dan mudah dimengerti merupakan tantangan tersendiri.

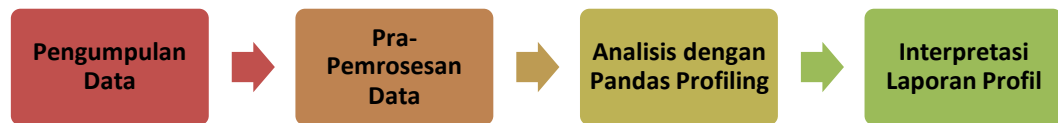
Pandas Profiling adalah library Python yang dapat memudahkan proses analisis data eksploratif dengan mengotomatiskan pembuatan laporan komperhensif. Library ini memberikan informasi yang interaktif tentang dataset, termasuk statistik deskriptif, distribusi data, analisis korelasi, dan visualisasi antar variabel [13],[14]. Dalam beberapa tahun terakhir, Pandas Profiling telah digunakan dalam banyak penelitian dan proyek untuk menganalisis dan memvisualisasikan data, seperti Leni

dkk [15] menggunakan *pandas* profiling sebagai alat bantu dalam melakukan analisis pengaruh komposisi kimia paduan super alloy berbasis nikel terhadap sifat mekaniknya. Hasil penelitian menunjukkan bahwa *pandas* profiling mampu memberikan hasil analisis yang sesuai dengan hasil penelitian terdahulu. Cabral dkk [16] melakukan analisis kualitas data saat melakukan migrasi data dari data *warehouse* ke Google Cloud Platform. Hasilnya menunjukkan bahwa *Pandas Profiling* secara otomatis memberikan informasi yang berguna tentang distribusi data, korelasi antara fitur, kehadiran data yang hilang, dan pola unik lainnya. Elansary [17] membandingkan *Pandas Profiling* dengan alat analisis data otomatis lainnya, seperti *Sweetviz* dan *AutoViz*. Hasilnya menunjukkan bahwa *Pandas Profiling* memberikan laporan yang lebih rinci dan mendalam tentang data, termasuk statistik deskriptif, pola korelasi, dan visualisasi. Berdasarkan permasalahan yang telah diuraikan sebelumnya mengenai kompleksitas analisis sifat mekanik baja tahan karat austenitik berdasarkan komposisi kimia dan suhu perlakuan panas, maka penelitian ini menggunakan library *Pandas Profiling* sebagai alat bantu dalam mengoptimalkan analisis sifat mekanik baja tahan karat. Dengan menggunakan *Pandas Profiling*, dapat mengungkapkan pola dan hubungan antara atribut sifat mekanik dengan komposisi kimia dan suhu perlakuan panas. Penggunaan library ini memungkinkan peneliti dengan mudah memahami distribusi data, mengidentifikasi outlier, dan menganalisis ketergantungan antar variabel tanpa perlu melakukan implementasi pemrograman yang rumit.

2. METODE PENELITIAN

Penelitian ini termasuk dalam jenis penelitian eksploratif [18] dan deskriptif [19]. Penelitian ini bersifat eksploratif karena menggunakan *Pandas Profiling* sebagai alat bantu untuk menganalisis data sifat mekanik baja tahan karat austenitik (ASS) dan dikategorikan sebagai penelitian deskriptif karena melibatkan pengumpulan data yang sudah ada dan melakukan analisis terhadap data tersebut. Penelitian ini bertujuan untuk mengoptimalkan analisis sifat mekanik baja tahan karat austenitik berdasarkan komposisi kimia, suhu perlakuan panas, waktu pemanasan dan metode pendinginan dengan menggunakan *Pandas Profiling* sebagai alat bantu. Metode yang digunakan meliputi pengumpulan data, pra-

pemrosesan data, analisis dengan Pandas Profiling, dan interpretasi laporan profil, seperti yang dapat dilihat pada Gambar 1.



Gambar 1. skema penelitian

a. Pengumpulan Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini adalah hasil uji tarik dari beberapa jenis baja tahan karat austenitik (ASS) seperti SUS 304, SUS 316, SUS 321, SUS 347, dan NCF 800H. Data ini mencakup informasi tentang sifat mekanik baja tahan karat austenitik, unsur kimia paduan, suhu perlakuan panas, dan metode pendinginan. Data diperoleh dari Creep Data Sheet of Steel (No.4B, 5B, 6B, 14B, 15B, 26B, 27B, 28B, 32A, 42, dan 45) yang merupakan sumber data dari NIMS MatNavi serta BSCC High Temperature dari The British Steelmakers Creep Committee[20]. Data tersebut telah dikumpulkan oleh Material Algorithm Project (MAP) [21] yang merupakan proyek yang dilakukan oleh University of Cambridge dan dapat digunakan untuk kepentingan penelitian dan pendidikan.

b. Pra-Pemrosesan Data

Data yang dikumpulkan melalui langkah pertama dianalisis dan dipersiapkan untuk analisis selanjutnya. Pra-pemrosesan data melibatkan pemeriksaan integritas data, penanganan nilai yang hilang, dan eliminasi data outlier jika diperlukan. Hal ini diperlukan untuk meningkatkan kualitas data yang akan digunakan dalam analisis[22].

c. Analisis dengan Pandas Profiling

Library Pandas Profiling digunakan untuk menjalankan analisis eksploratif pada data sifat mekanik baja tahan karat austenitik. Pandas Profiling secara otomatis menghasilkan laporan profil yang mencakup statistik deskriptif, distribusi data, korelasi antar variabel, dan visualisasi yang informatif [13]. Laporan ini memberikan wawasan yang berguna tentang karakteristik sifat mekanik baja tahan karat austenitik dan memudahkan interpretasi data. Analisis korelasi pada

pandas profiling dihitung menggunakan persamaan korelasi pearson seperti yang dapat dilihat pada persamaan 1.

$$r_{xy} = \frac{\sum xy}{(n-1)S_x S_y} \dots\dots\dots(1)$$

Dimana r_{xy} adalah koefisien korelasi Pearson, $\sum xy$ adalah jumlah perkalian x dan y , n adalah ukuran sampel, x adalah variabel independen, y adalah variabel dependen, dan S adalah standar deviasi [5]. Nilai koefisien korelasi berkisar dari -1 hingga 1. Nilai -1 menunjukkan korelasi negatif yang kuat antara kedua variabel, nilai 0 menunjukkan tidak ada korelasi, dan nilai 1 menunjukkan korelasi positif yang kuat[23].

d. Interpretasi Laporan Profil

Laporan profil otomatis yang dihasilkan oleh Pandas Profiling digunakan untuk menganalisis hubungan antara sifat mekanik dengan unsur kimia paduan, suhu perlakuan panas, dan metode pendinginan. Hasil analisis ini membantu memahami faktor-faktor yang mempengaruhi sifat mekanik baja tahan karat austenitik dan dapat memberikan wawasan penting dalam pengembangan material yang unggul.

3. HASIL DAN PEMBAHASAN

a. Dataset

Dataset ini terdiri dari informasi tentang komposisi kimia dan sifat mekanik baja tahan karat austenitik yang telah dipelajari pada berbagai perlakuan panas dan suhu pengujian yang berbeda. Setiap file dalam dataset ini mencakup kolom-kolom yang mewakili komposisi kimia baja tahan karat austenitik, seperti kandungan Kromium (Cr), Nikel (Ni), Molibdenum (Mo), Mangan (Mn), Silikon (Si), Niobium (Nb), Titanium (Ti), Zirkonium (Zr), Tantalum (Ta), Vanadium (V), Tungsten (W), Tembaga (Cu), Nitrogen (N), Karbon (C), Boron (B), Fosfor (P), Belerang (S), Kobalt (Co), Aluminium (Al), Timah (Sn), Timbal (Pb), suhu perlakuan larutan, waktu perlakuan larutan, metode pendinginan setelah perlakuan larutan, butiran per mm², tipe peleburan, ukuran linggis, suhu pengujian, Yield Strength (YS), Ultimate Tensile Strength (UTS), Elongation (EL), dan Reduction Area (RA).

b. Pra-Pemrosesan Data.

Dataset baja tahan karat austenitik ini berjumlah 2180 sampel, namun setelah dilakukan preprocessing data terdapat 1194 sampel data yang memiliki informasi yang tidak diperlukan seperti nilai yang hilang dan tidak valid sehingga tidak digunakan dalam penelitian ini. Jumlah data setelah pra-pemrosesan data adalah 986 sampel dan beberapa variabel juga dihilangkan dari data karena memiliki data yang tidak lengkap seperti butiran per mm², tipe peleburan, ukuran linggis dan Reduction Area (RA). Berdasarkan hasil pra-pemrosesan data diperoleh 24 variabel seperti yang dapat dilihat pada tabel 1.

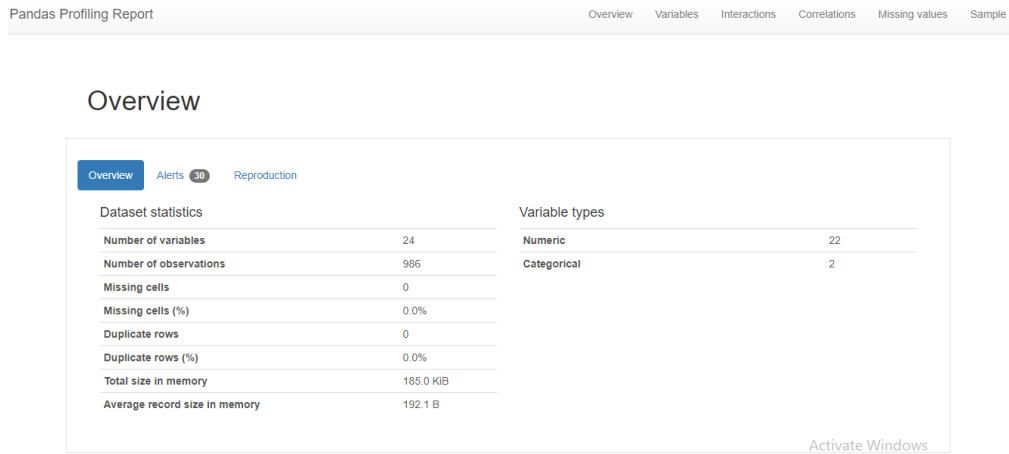
Tabel 1. variabel dataset setelah pra-pemrosesan data

No	Variables	No	Variables
1	Chromium (Cr, wt%)	13	Phosphorus (P, wt%)
2	Nickel (Ni, wt%)	14	Sulfur (S, wt%)
3	Molybdenum (Mo, wt%)	15	Cobalt (Co, wt%)
4	Manganese (Mn, wt%)	16	Aluminum (Al, wt%)
5	Silicon (Si, wt%)	17	Solution treatment temperature (Ts, K)
6	Niobium (Nb, wt%)	18	Solution treatment time (ts, s)
7	Titanium (Ti, wt%)	19	Water-quenched
8	Vanadium (V, wt%)	20	Air-quenched
9	Copper (Cu, wt%)	21	Test temperature (Tt, K)
10	Nitrogen (N, wt%)	22	Yield Strength (Mpa)
11	Carbon (C, wt%)	23	Ultimate Tensile Strength (Mpa)
12	Boron (B, wt%)	24	Elongation (%)

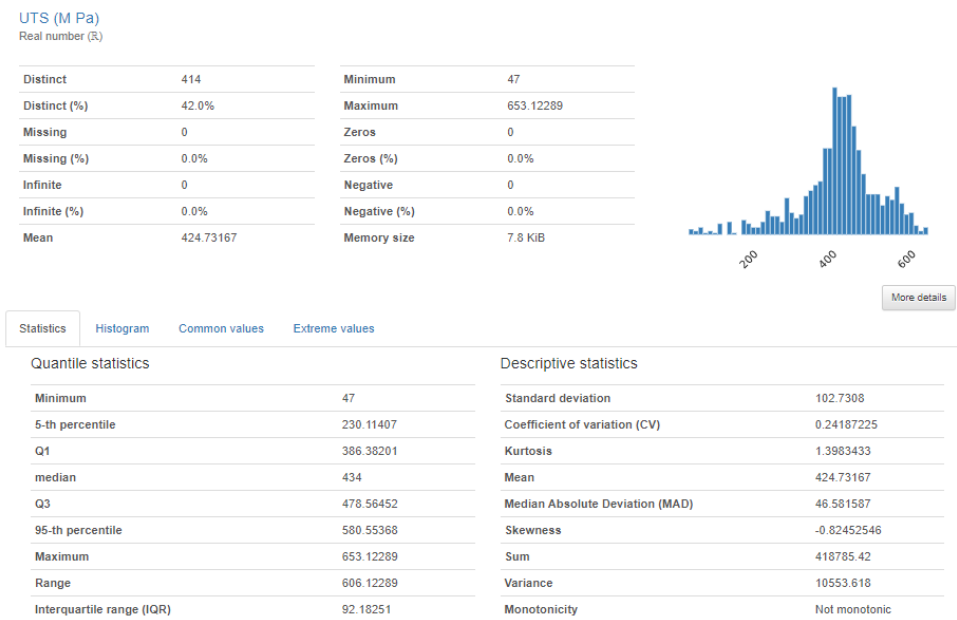
c. Analisis dengan Pandas Profiling

Penelitian ini menggunakan Google Colab sebagai platform untuk menjalankan Pandas Profiling, sebuah library Python yang digunakan untuk menganalisis dataset secara otomatis. Dataset yang telah dibersihkan sebelumnya diimpor ke Google Colab dalam format yang sesuai, seperti CSV atau Excel. Dengan menggunakan pandas profiling maka akan diperoleh laporan profil yang mencakup informasi statistik deskriptif, visualisasi grafis, dan analisis korelasi antar variabel. Laporan profil ini disajikan dalam format HTML yang dapat dengan mudah diakses dan dibagikan secara online seperti yang dapat dilihat pada Gambar 2 sampai 5. Laporan yang dihasilkan oleh perpustakaan Pandas Profiling memiliki beberapa bagian, yaitu ringkasan, variabel, interaksi variabel, korelasi, nilai yang hilang, dan sampel data. Hasil laporan ini diperoleh secara

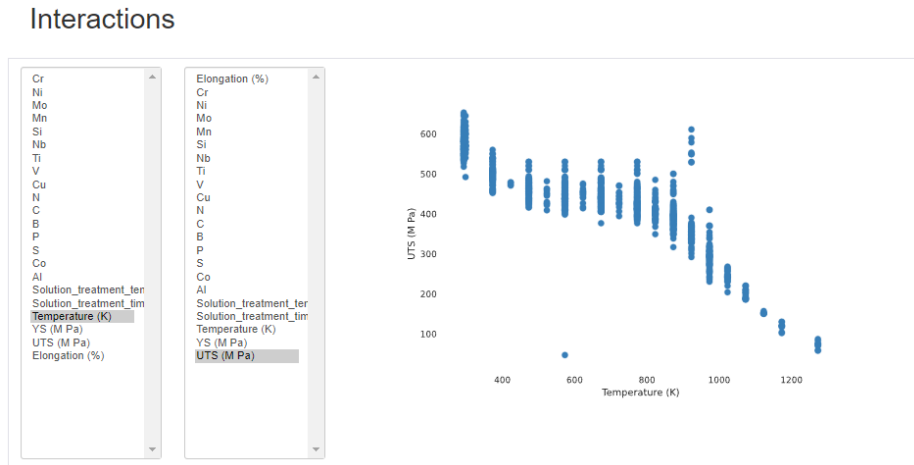
otomatis tanpa melakukan pengolahan statistik secara manual, hal ini dapat mempercepat dan mempermudah proses analisis baja tahan karat austenitik.



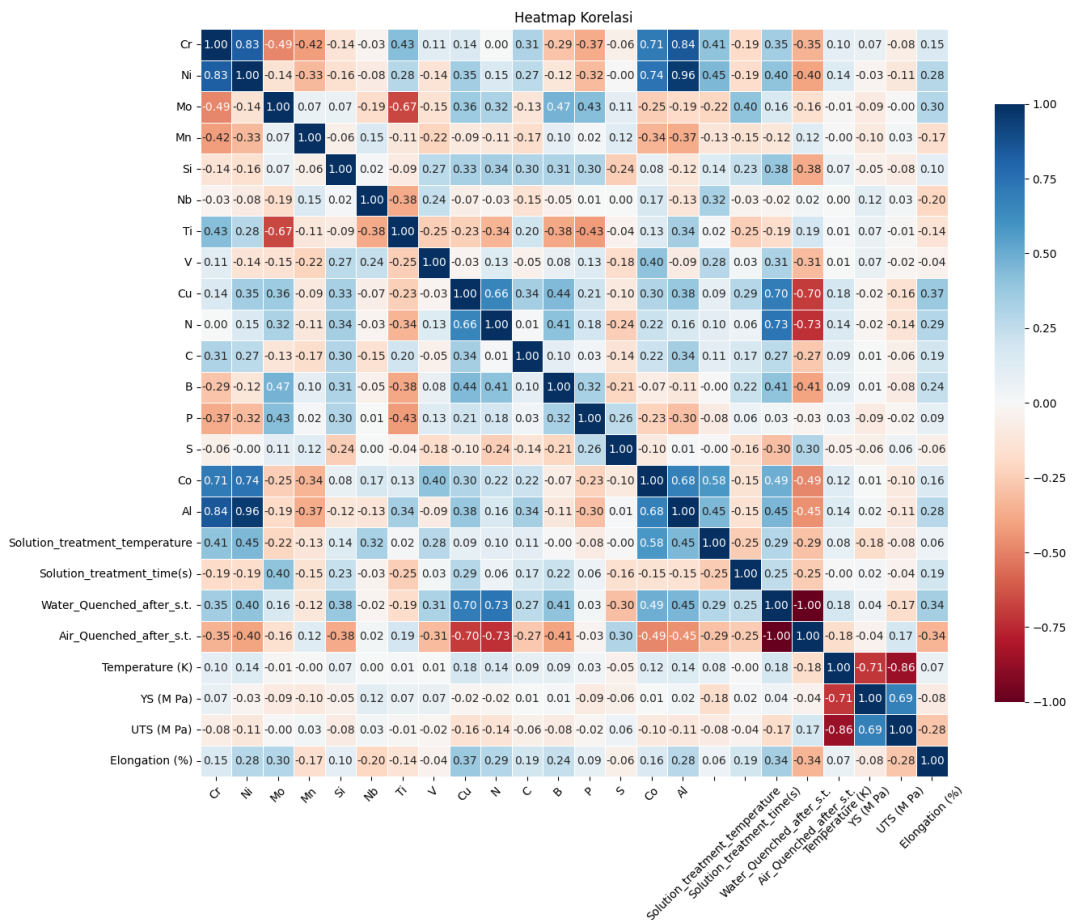
Gambar 2. hasil ringkasan otomatis dari dataset baja tahan karat austenitik (ASS)



Gambar 3. hasil laporan variabel otomatis dari dataset baja tahan karat austenitik (ASS)

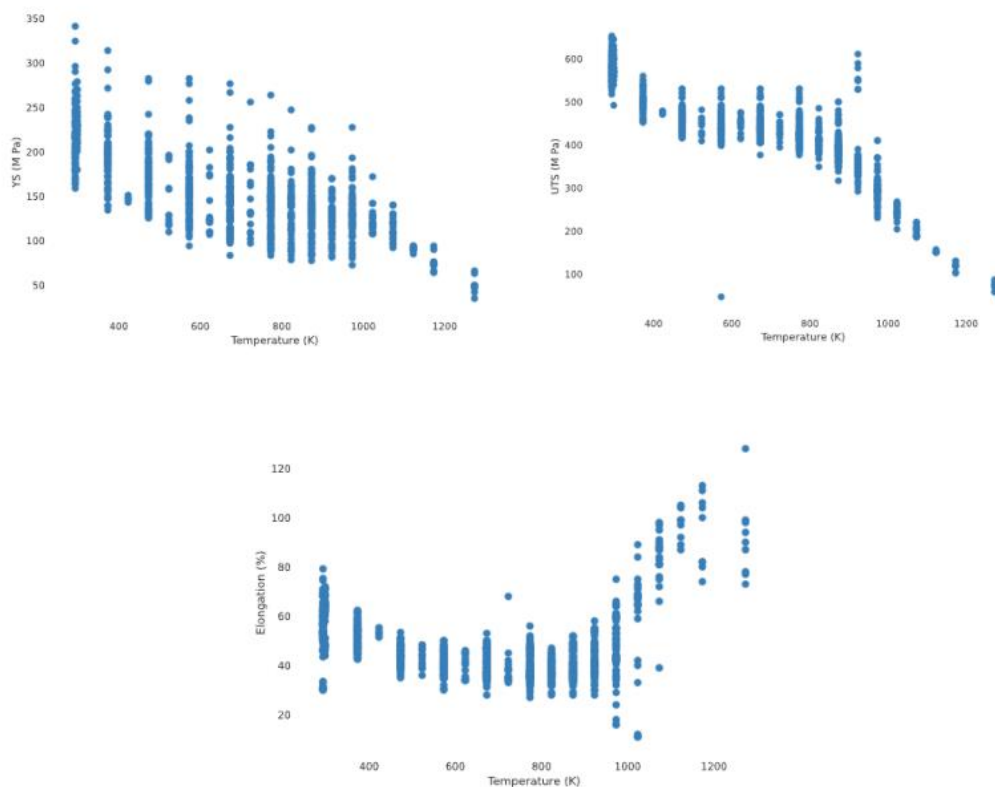


Gambar 4. hasil interaksi antar variabel otomatis dari dataset baja tahan karat austenitik (ASS)



Gambar 5. hasil heatmap correlation otomatis baja tahan karat austenitik (ASS)

Berdasarkan hasil laporan otomatis pandas profiling, dapat dilihat bahwa suhu (Temperature) memiliki korelasi negatif yang sangat kuat terhadap yield strength (YS) dan ultimate tensile strength (UTS), dengan nilai korelasi masing-masing sebesar -0.71 dan -0.86. Di sisi lain, elongation (EL) memiliki korelasi positif yang sangat lemah terhadap suhu, dengan nilai korelasi sebesar 0.07. Korelasi negatif yang kuat antara Temperature dengan YS dan UTS menunjukkan bahwa peningkatan suhu perlakuan panas akan menurunkan kekuatan dan keuletan material. Hal ini sesuai dengan fenomena struktural dan transformasi fasa yang terjadi saat perlakuan panas pada baja tahan karat austenitik [24]. Peningkatan suhu perlakuan panas pada baja tahan karat austenitik dapat menyebabkan pengerasan struktural dengan pembentukan fasa baru yang memiliki sifat mekanik yang berbeda. Dalam hal ini, suhu yang tinggi dapat mengurangi kekuatan material dengan mengurangi kandungan elemen penyusun struktural atau mempengaruhi distribusi atom dalam kristal. Selain itu, suhu perlakuan panas juga dapat mempengaruhi transformasi fasa seperti pengendapan karbida, yang dapat mengurangi keuletan dan elastisitas material [25]. Korelasi positif yang sangat kecil antara EL dan suhu perlakuan panas menunjukkan bahwa pengaruh suhu terhadap elongation relatif rendah, yang mengindikasikan bahwa perubahan suhu cenderung memiliki sedikit dampak pada tingkat deformasi atau keuletan material tersebut. Hubungan sifat mekanik baja tahan karat austenitik terhadap temperature dapat dilihat dengan jelas pada gambar 6 (a) YS, (b), UTS dan (c) EL.



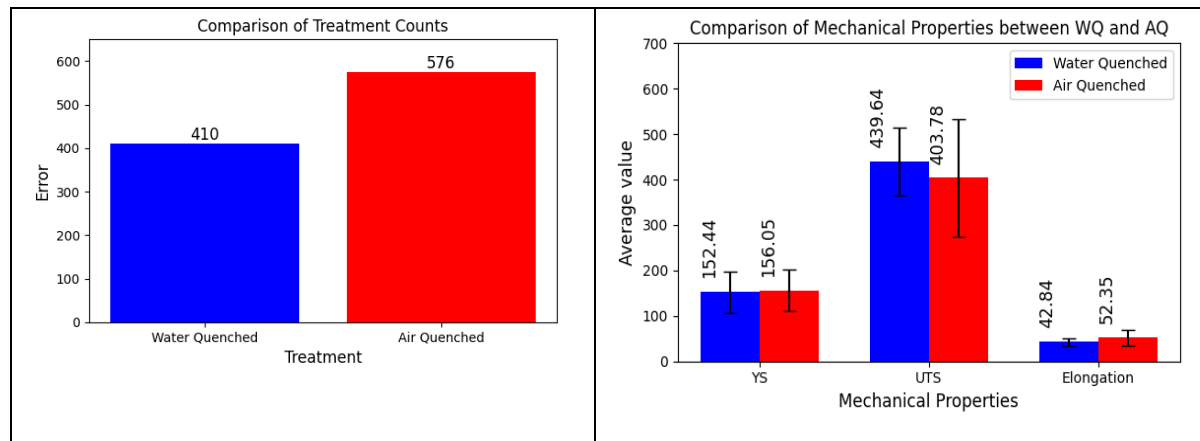
Gambar 6. hubungan sifat mekanik dengan temperature

Unsur kimia seperti Copper (Cu) dan Nickel (Ni) memiliki korelasi positif terhadap EL, hal ini mengindikasikan bahwa semakin tinggi nilai unsur kimia tersebut maka semakin tinggi pula nilai EL. Berdasarkan hasil penelitian Niu et al.[26], tentang pengaruh tembaga dalam meningkatkan efek plastisitas yang terinduksi oleh transformasi (TRIP) pada baja tahan karat ditemukan bahwa penambahan Cu memiliki pengaruh yang signifikan terhadap elongation (perpanjangan) dalam baja tahan. Temuan tersebut menunjukkan bahwa Cu mempercepat kinetika reversion austenit, yaitu transformasi dari austenit kembali menjadi bentuk aslinya. Cu berperan sebagai pengkristal heterogen dan menyediakan kondisi kimia yang diperlukan melalui segregasi antar muka dengan meningkatkan pembentukan austenit. kandungan unsur Ni dalam baja tahan karat dapat mengurangi tingkat martensitik transformasi, yang pada gilirannya dapat meningkatkan elongation dan formability [27].

Metode pendinginan seperti water quenched (pendinginan dengan air) dan air quenched (pendinginan dengan udara) juga memainkan peranan penting dalam sifat mekanik baja tahan karat terutama elongation. Berdasarkan hasil analisis dengan

korelasi pearson dapat dilihat bahwa elongation memiliki korelasi positif dengan water quanned sebesar 0.34 dan berkorelasi negatif dengan air quanned sebesar -0.34. Peningkatan elongation yang terjadi akibat water quenching pada baja tahan karat dapat dijelaskan oleh proses pendinginan yang cepat. pendinginan cepat dapat mencegah atau meminimalkan presipitasi fasa yang tidak diinginkan, seperti karbida atau nitrida, yang dapat menghambat pergerakan dislokasi dan mengurangi deformasi plastis pada material. Dengan mencegah terbentuknya fasa-fasa tersebut, water quenching dapat membantu meningkatkan deformasi plastisitas pada baja tahan karat[28]. Selain itu, water quenching juga dapat menghasilkan struktur mikro yang lebih homogen dan bebas dari ketidaksempurnaan struktural. Proses pendinginan yang cepat memungkinkan atom-atom dalam material untuk terkunci dalam posisi yang lebih teratur, mengurangi dislokasi dan cacat struktural. Hal ini dapat menghasilkan material dengan kekuatan yang lebih baik dan deformabilitas yang lebih tinggi, yang berkontribusi pada peningkatan elongation. Sedangkan pendinginan dengan udara mengakibatkan proses pendinginan lebih lambat jika dibandingkan dengan air, hal ini mengakibatkan terjadinya pembentukan struktur mikro yang lebih kompleks dan tidak seragam. Struktur mikro yang terbentuk dapat mencakup fasa-fasa yang tidak diinginkan atau cacat struktural, seperti karbida atau nitrida yang terbentuk selama pendinginan [29],[30].

Perbandingan jumlah baja tahan karat dengan perlakuan water quanned dan Air quanned pada dataset dapat dilihat pada gambar 5 (a) dan perbandingan rata-rata sifat mekanik antara kedua perlakuan ini dapat dilihat pada gambar 5 (b). Walaupun air quanned memiliki jumlah data yang lebih banyak yaitu 676 sampel dibandingkan water quanned 410 sampel, namun hasil rata-rata nilai sifat mekanik menunjukkan bahwa, baja tahan karat dengan metode pendinginan menggunakan air memiliki rata-rata nilai UTS yang lebih tinggi, yaitu sebesar 493 Mpa, dibandingkan dengan pendinginan menggunakan udara yang hanya mencapai 403 Mpa.



Gambar 7. perbandingan water quenched dan air quenched

4. SIMPULAN

Berdasarkan hasil penelitian ini dapat disimpulkan bahwa, penggunaan Pandas Profiling dalam menganalisis dataset sifat mekanik baja tahan karat austenitik (ASS) dapat mempermudah proses analisis. Melalui laporan profil otomatis yang dihasilkan, peneliti dapat dengan mudah menjelajahi dan menganalisis berbagai aspek dataset, termasuk statistik deskriptif, visualisasi grafis, dan korelasi antar variabel. Hasil analisis menggunakan pandas profiling pada bagian heatmap correlation menunjukkan bahwa temperature memiliki korelasi negatif yang sangat kuat terhadap Yield strength (YS) dan Ultimate Tensile Strength (UTS), yang mengindikasikan bahwa peningkatan temperatur dapat mengurangi kekuatan material. Selain itu, unsur kimia seperti Copper (Cu) dan Nickel (Ni) memiliki korelasi positif dengan Elongation (EL). Pada penelitian ini juga ditemukan bahwa baja tahan karat austenitik menggunakan metode pendinginan dengan air memiliki nilai Ultimate Tensile Strength (UTS) yang lebih baik dibandingkan dengan pendinginan menggunakan udara. Hasil penelitian ini memberikan pemahaman tentang penggunaan Pandas Profiling sebagai alat analisis yang efektif dan menjadi landasan penting untuk penelitian lebih lanjut dalam analisis sifat material berbasis data.

5. DAFTAR PUSTAKA

- [1] J. Jung *et al.*, "Super-resolving material microstructure image via deep learning for microstructure characterization and mechanical behavior analysis," *Npj Comput. Mater.*, vol. 7, no. 1, p. 96, Jun. 2021, doi: 10.1038/s41524-021-00568-8.

- [2] F. Chen, J. Z., "An intelligent online detection approach based on big data for mechanical properties of hot-rolled strip," *Int. J. Model. Identif. Control*, vol. 37, no. 2, pp. 106–112.
- [3] A. Agrawal and A. Choudhary, "Perspective: Materials informatics and big data: Realization of the 'fourth paradigm' of science in materials science," *APL Mater.*, vol. 4, no. 5, p. 053208, May 2016, doi: 10.1063/1.4946894.
- [4] D. Merayo, A. Rodriguez-Prieto, and A. M. Camacho, "Prediction of Physical and Mechanical Properties for Metallic Materials Selection Using Big Data and Artificial Neural Networks," *IEEE Access*, vol. 8, pp. 13444–13456, 2020, doi: 10.1109/ACCESS.2020.2965769.
- [5] D. Leni, F. Earnestly, R. Sumiati, A. Adriansyah, and Y. P. Kusuma, "Evaluasi sifat mekanik baja paduan rendah berdasarkan komposisi kimia dan suhu perlakuan panas menggunakan teknik exploratory data analysis (EDA)," *Din. Tek. Mesin*, vol. 13, no. 1, p. 74, Apr. 2023, doi: 10.29303/dtm.v13i1.624.
- [6] F. Khodabakhshi, F. M. H., Nosko, M. Gerlich, A. P., Trembošová, V., and Khajepour, A., "Effects of laser additive manufacturing on microstructure and crystallographic texture of austenitic and martensitic stainless steels," *Addit. Manuf.*, vol. 31, p. 100915.
- [7] E. A. Trillo and L. E. Murr, "Effects of carbon content, deformation, and interfacial energetics on carbide precipitation and corrosion sensitization in 304 stainless steel," *Acta Mater.*, vol. 47, no. 1, pp. 235–245, Dec. 1998, doi: 10.1016/S1359-6454(98)00322-X.
- [8] H. Jirková, L. Kučerová, and B. Mašek, "The Effect of Chromium on Microstructure Development During Q-P Process," *Mater. Today Proc.*, vol. 2, pp. S627–S630, 2015, doi: 10.1016/j.matpr.2015.07.362.
- [9] S. Dean, M. Martins, and L. Casteletti, "Effect of Heat Treatment on the Mechanical Properties of ASTM A 890 Gr6A Super Duplex Stainless Steel," *J. ASTM Int.*, vol. 2, no. 1, p. 13037, 2005, doi: 10.1520/JAI13037.
- [10] Yang, H., "Data preprocessing," 3rd ed. Pennsylvania State University: Citeseer. [Online]. Available: <https://citeseerx.ist.psu.edu/document?repid=rep1&type=pdf&doi=53fef985237ae14efddead202d44c35ce714d8e2>
- [11] P. Mishra, A. Biancolillo, J. M. Roger, F. Marini, and D. N. Rutledge, "New data preprocessing trends based on ensemble of multiple preprocessing techniques," *TrAC Trends Anal. Chem.*, vol. 132, p. 116045, Nov. 2020, doi: 10.1016/j.trac.2020.116045.
- [12] D. Leni, "Pemilihan Algoritma Machine Learning Yang Optimal Untuk Prediksi Sifat Mekanik Aluminium," *J. Engine Energi Manufaktur Dan Mater.*, vol. 7, no. 1, pp. 35–44, 2023.
- [13] J. D. Romano *et al.*, "PMLB v1.0: an open-source dataset collection for benchmarking machine learning methods," *Bioinformatics*, vol. 38, no. 3, pp. 878–880, Jan. 2022, doi: 10.1093/bioinformatics/btab727.
- [14] B. Gordon *et al.*, "Evaluation of freely available data profiling tools for health data research application: a functional evaluation review," *BMJ Open*, vol. 12, no. 5, p. e054186, May 2022, doi: 10.1136/bmjopen-2021-054186.
- [15] D. Leni, Y. P. Kusuma, M. Muchlisinalahuddin, R. Sumiati, and H. C. Mayana, "THE IMPLEMENTATION OF PANDAS PROFILING AS A TOOL FOR ANALYZING MECHANICAL PROPERTIES DATA OF NICKEL-BASED SUPERALLOYS BASED ON ALLOY CHEMICAL COMPOSITION," *Int. J. Innov. Mech. Eng. Adv. Mater.*, vol. 4, no. 3, p. 86, May 2023, doi: 10.22441/ijimeam.v4i3.19439.
- [16] A. F. G. Cabral, *Data Profiling in Cloud Migration: Data Quality Measures While Migrating Data from a Data Warehouse to the Google Cloud Platform (Doctoral dissertation)*. Universidade Nova de Lisboa, 2021. [Online]. Available: <https://run.unl.pt/bitstream/10362/117609/1/TAA0085.pdf>

- [17] M. Elansary, "Data wrangling & preparation automation. Why should you lose 80% of your time in one task?," 2021, doi: 10.13140/RG.2.2.13981.03047.
- [18] Swedberg, R. (2020), *Exploratory research. The production of knowledge, Enhancing progress in social science*. Cambridge University. [Online]. Available: [https://books.google.co.id/books?hl=id&lr=&id=vITMDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA17&dq=Swedberg,+R.+\(2020\).+Exploratory+research.+The+production+of+knowledge:+Enhancing+progress+in+social+science,+17-41.&ots=ITvEk0R8Wn&sig=CfT4crd1_Bm_stxlrEqEIapGJOo&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false](https://books.google.co.id/books?hl=id&lr=&id=vITMDwAAQBAJ&oi=fnd&pg=PA17&dq=Swedberg,+R.+(2020).+Exploratory+research.+The+production+of+knowledge:+Enhancing+progress+in+social+science,+17-41.&ots=ITvEk0R8Wn&sig=CfT4crd1_Bm_stxlrEqEIapGJOo&redir_esc=y#v=onepage&q&f=false)
- [19] S. L. Siedlecki, "Understanding Descriptive Research Designs and Methods," *Clin. Nurse Spec.*, vol. 34, no. 1, pp. 8–12, Jan. 2020, doi: 10.1097/NUR.0000000000000493.
- [20] British Steelmakers Creep Committee, *BSCC High Temperature Data: British Long Term Creep Rupture and Elevated Temperature Tensile Data on Steels for High Temperature Service*, vol. 56. Iron and Steel Institute for the British Steelmakers Creep Committee, 1974. [Online]. Available: https://books.google.co.id/books/about/BSCC_High_Temperature_Data.html?id=S4CjwAAACAAJ&redir_esc=y
- [21] "Materials Algorithms Project Materials Data Library."
- [22] D. Leni and R. Sumiati, "Perbandingan Algoritma Machine Learning Untuk Prediksi Sifat Mekanik Pada Baja Paduan Rendah,," *J. Rekayasa Mater. Manufaktur Dan Energi*, vol. 5, no. 2, pp. 167–174.
- [23] J. Adler and I. Parmryd, "Quantifying colocalization by correlation: The Pearson correlation coefficient is superior to the Mander's overlap coefficient," *Cytometry A*, vol. 77A, no. 8, pp. 733–742, Mar. 2010, doi: 10.1002/cyto.a.20896.
- [24] S. Zhang *et al.*, "Precipitation behavior and phase transformation mechanism of super austenitic stainless steel S32654 during isothermal aging," *Mater. Charact.*, vol. 137, pp. 244–255, Mar. 2018, doi: 10.1016/j.matchar.2018.01.040.
- [25] F. M. Moniruzzaman *et al.*, "Study of direct aging heat treatment of additively manufactured PH13–8Mo stainless steel: role of the manufacturing process, phase transformation kinetics, and microstructure evolution," *J. Mater. Res. Technol.*, vol. 24, pp. 3772–3787, May 2023, doi: 10.1016/j.jmrt.2023.04.023.
- [26] M. C. Niu, K. Yang, J. H. Luan, W. Wang, and Z. B. Jiao, "Cu-assisted austenite reversion and enhanced TRIP effect in maraging stainless steels," *J. Mater. Sci. Technol.*, vol. 104, pp. 52–58, Mar. 2022, doi: 10.1016/j.jmst.2021.06.055.
- [27] W. Bleck, X. Guo, and Y. Ma, "The TRIP Effect and Its Application in Cold Formable Sheet Steels: The TRIP Effect and Its Application in Cold Formable," *Steel Res. Int.*, vol. 88, no. 10, p. 1700218, Oct. 2017, doi: 10.1002/srin.201700218.
- [28] M. Bayerlein, H.-J. Christ, and H. Mughrabi, "Plasticity-induced martensitic transformation during cyclic deformation of AISI 304L stainless steel," *Mater. Sci. Eng. A*, vol. 114, pp. L11–L16, Jul. 1989, doi: 10.1016/0921-5093(89)90871-X.
- [29] D. Kong *et al.*, "About metastable cellular structure in additively manufactured austenitic stainless steels," *Addit. Manuf.*, vol. 38, p. 101804, Feb. 2021, doi: 10.1016/j.addma.2020.101804.
- [30] M. E. R. Cronemberger *et al.*, "Study of Cooling Rate Influence on SAF 2205 Duplex Stainless Steel Solution Annealed," *Mater. Sci. Forum*, vol. 802, pp. 398–403, Dec. 2014, doi: 10.4028/www.scientific.net/MSF.802.398.