

IMPLEMENTASI *IMAGE PROCESSING* BERBASIS PYTHON UNTUK OTOMATISASI ANALISIS METALOGRAFI KUANTITATIF

*Muhammad Reza Phahlevi¹, Toni Prahasto², Eflita Yohana²

¹Mahasiswa Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

²Dosen Jurusan Teknik Mesin, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro

Jl. Prof. Sudharto, SH., Tembalang-Semarang 50275, Telp. +62247460059

*E-mail: phahlevireza30@gmail.com

Abstrak

Analisis metalografi kuantitatif menyediakan hubungan fundamental antara struktur mikro material seperti dislokasi, fasa, dan ukuran *grain* dengan sifat mekaniknya. Namun, metode evaluasi konvensional sering kali mengandalkan teknik manual atau komparatif sehingga memakan waktu dan menimbulkan subjektivitas karena bergantung pada keahlian operator. Mengatasi hal tersebut, penelitian ini bertujuan mengembangkan dan memvalidasi metode otomatis menggunakan bahasa pemrograman Python, didukung oleh *library* seperti OpenCV dan Scikit-Image, dalam melakukan ekstraksi kuantitatif fitur total area dan fraksi area dari gambar mikrostruktur dislokasi, fasa, serta *grain*. Metode ini diimplementasikan mengikuti alur kerja *image processing* secara sistematis, dimulai dengan kalibrasi, konversi skala abu-abu (*grayscale*), dan *median filtering* sebagai peredam *noise*. Segmentasi objek, sebuah langkah penting dalam mengisolasi fitur, diterapkan menggunakan metode *thresholding* Otsu. Proses validasi dilakukan dengan menguji hasil metode Python terhadap ImageJ, *software* yang telah menjadi standar acuan oleh komunitas ilmiah. Perbandingan tersebut dikuantifikasi menggunakan metrik *mean absolute percentage error* (MAPE) untuk mengukur deviasi. Hasil validasi menunjukkan akurasi yang tinggi, dengan nilai MAPE secara konsisten berkisar antara 0% hingga 0,828%. Analisis pada gambar dislokasi dan *grain* bahkan menunjukkan data identik dengan ImageJ. Studi ini membuktikan bahwa Python dapat berfungsi sebagai alternatif yang valid, andal, dan efisien. Keunggulan utamanya mencakup potensi otomatisasi, peningkatan objektivitas analisis, dan kapabilitas dalam memproses dataset berskala besar.

Kata kunci: *image processing*; metalografi kuantitatif; otomatisasi; python; segmentasi

Abstract

Quantitative metallographic analysis provides a fundamental link between a material's microstructure such as dislocations, phases, and grain size and its mechanical properties. However, conventional evaluation methods often rely on manual or comparative techniques, which are time-consuming and introduce subjectivity due to their dependence on operator expertise. To address this, the study aims to develop and validate an automated method using the Python programming language, supported by libraries such as OpenCV and Scikit-Image, for the quantitative extraction of total area and area fraction features from the microstructure images of dislocations, phases, and grains. This method was implemented following a systematic image processing workflow, beginning with calibration, grayscale conversion, and median filtering for noise reduction. Object segmentation, a critical step for isolating the desired features, was performed using Otsu's thresholding method. The validation process was conducted by testing the results of the Python method against ImageJ, a software widely accepted as a reference standard within the scientific community. This comparison was quantified using the mean absolute percentage error (MAPE) metric to measure the deviation. The validation results demonstrated high accuracy, with MAPE values consistently ranging from 0% to 0.828%. Furthermore, the analysis of dislocation and grain images showed results identical to those from ImageJ. This study proves that Python can serve as a valid, reliable, and efficient alternative. Its primary advantages include the potential for automation, increased objectivity in analysis, and the capability to process large-scale datasets.

Keywords: *automation; image processing; python; quantitative metallography; segmentation*

1. Pendahuluan

Metalografi berperan dalam menganalisis struktur dan komponen paduan logam pada komposisi kimia tertentu. Metode ini menganalisis gambar struktur makro dan mikro, sehingga memungkinkan deteksi cacat pada material logam serta identifikasi penyebabnya. Dengan demikian, metalografi dapat menentukan struktur mikro paling efisien pada

suatu penerapan tertentu. Pada pemeriksaan makroskopis, evaluasi struktur makro bertujuan mendeteksi cacat berukuran lebih besar seperti retakan dan porositas. Penerapan teknik makroskopis ini meliputi pengendalian kualitas, analisis kegagalan, dan sebagai tahap awal sebelum pemeriksaan mikroskopis. Adapun pemeriksaan mikroskopis bertujuan mengidentifikasi detail struktur mikro, seperti jenis fasa, ukuran dan bentuk *grain*, hingga mendeteksi cacat lebih kecil, misalnya inklusi, ketidakhomogenan, dan retakan mikro [1].

Metalografi kuantitatif memegang peran penting dalam ilmu dan rekayasa material [2]. Metalografi kuantitatif unggul karena kemampuannya menghubungkan antara proses dan struktur mikro dengan sifat mekanik serta fisik material. Salah satu keunggulan utamanya dapat menyediakan data numerik secara langsung, berguna dalam memahami sifat mekanik logam. Proses fundamental ini berlaku pada penyempurnaan material lama maupun pengembangan material baru [3]. Analisis komposisi struktur internal dapat mempermudah pemahaman terhadap suatu material. Proses karakterisasi material ini menggunakan beragam instrumen, seperti mikroskop optik dan mikroskop elektron. Analisis metalografi kuantitatif penting guna memahami hubungan kuantitatif antara struktur dan kinerja material [4]. Metalografi kuantitatif menentukan berbagai parameter struktur mikro seperti kerapatan dislokasi, rasio luas antarmuka terhadap volume, distribusi fasa, dan ukuran *grain*. Namun, pada penampang dua dimensi sampel metalografi, tidak semua parameter tersebut bisa diukur secara langsung [5]. Oleh sebab itu, ruang lingkup pembahasan pada studi ini terbatas pada analisis pengukuran total area dan fraksi area. Sifat mekanik material berhubungan langsung dengan struktur mikronya [6]. Analisis struktur internal material, seperti dislokasi, berperan dalam deformasi plastis [7], fasa, penting bagi penilaian kualitas material [8], dan ukuran *grain*, berpengaruh pada perilaku mekanik [9], semuanya menghasilkan output berupa angka setelah melalui proses analisis metalografi kuantitatif. Evaluasi kuantitatif dari fitur-fitur ini membantu dalam menyesuaikan sifat material, sehingga menjadikan metalografi kuantitatif sebuah metode fundamental dalam mengevaluasi material.

Pemeriksaan mikroskopis merupakan langkah penting dalam studi dan karakterisasi material. Beberapa penerapan penting dari pemeriksaan struktur mikro antara lain memastikan hubungan antara sifat, struktur, dan cacat dapat dipahami dengan benar, memprediksi sifat material dengan pertimbangan hubungan-hubungan tersebut, serta perancangan paduan baru. Sifat mekanik material berhubungan langsung dengan dislokasi atau cacat linier satu dimensi pada susunan atom. Cacat ini umumnya terbentuk selama proses pemadatan, deformasi plastis, tekanan termal, dan dapat diamati menggunakan mikroskop elektron. Beberapa karakteristik dislokasi berkaitan dengan sifat mekanik logam, termasuk medan regangan di sekitarnya sebagai penentu kemudahan pergerakan dan penambahan jumlah dislokasi. Kemampuan perubahan bentuk plastis suatu material bergantung pada kemampuan pergerakan dislokasi. Dengan mengurangi mobilitas dislokasi, kebutuhan gaya mekanis agar terjadi deformasi plastis menjadi lebih besar, sehingga kekuatan mekanis material dapat meningkat. Sebaliknya, semakin tidak dibatasi pergerakan dislokasi, maka semakin mudah material berubah bentuk. Hampir semua teknik penguatan material bergantung pada prinsip pembatasan atau penghalangan gerakan dislokasi. Transisi deformasi dari elastis ke plastis terjadi secara bertahap pada sebagian besar logam, namun dapat meningkat cepat dengan meningkatnya regangan. Dengan meningkatnya laju regangan, kepadatan dan medan regangan tolak-menolak antar dislokasi juga meningkat. Hal ini menyebabkan mobilitas dislokasi berkurang sehingga meningkatkan kekuatan dan kekerasan material [10].

Konsep fasa memegang peranan krusial dalam pemahaman struktur mikro serta sifat material. Fasa didefinisikan sebagai area suatu material dengan karakteristik fisik dan kimia seragam. Saat lebih dari satu fasa hadir, masing-masing akan memiliki sifat berbeda, seperti sifat fisik, mekanik, juga termal. Material satu fasa disebut homogen, sementara material dua fasa atau lebih disebut heterogen, dan sebagian besar paduan logam adalah heterogen. Perilaku mekanis suatu material bergantung pada struktur mikronya, direpresentasikan oleh jumlah fasa, proporsi, serta distribusinya. Contohnya pada baja, fasa ferit lebih lunak dan ulet, memberikan sifat tangguh. Sebaliknya, fasa perlit atau martensit lebih keras sehingga meningkatkan kekuatan tarik dan ketahanan aus. Struktur mikro ini dapat berkembang dari transformasi fasa, sebuah perubahan akibat variasi temperatur, umumnya selama proses pendinginan. Pemahaman mengenai jenis fasa beserta fraksinya pada material memungkinkan klasifikasi, prediksi, dan kontrol terhadap perilaku material [10].

Grain penyusun dari setiap material mempunyai bentuk dan distribusi ukuran beragam. Pengcilan ukuran *grain* dapat meningkatkan hambatan terhadap pergerakan dislokasi sekaligus meningkatkan tegangan diperlukan bagi dislokasi melintasi batas *grain*, sehingga meningkatkan kekuatan dan ketangguhan atau kekuatan luluh material [10, 11]. Beberapa jenis material sering kali ditempatkan pada kondisi suhu tinggi dan terkena tekanan mekanis statis, sehingga rentan terjadi deformasi atau *creep*. Beberapa faktor penentu karakteristik *creep* pada logam antara lain suhu leleh, modulus elastisitas, dan ukuran *grain*. Secara umum, semakin tinggi suhu leleh atau semakin besar modulus elastisitas dan ukuran *grain*, maka semakin baik ketahanan material terhadap *creep*. Sebaliknya, ukuran *grain* lebih kecil memungkinkan terjadinya pergeseran batas *grain* lebih besar, sehingga meningkatkan laju *creep* pada suhu tinggi [10].

Pengukuran kuantitatif struktur mikro sangat penting dalam studi pengendalian kualitas serta sifat material. Selama bertahun-tahun, ahli metalurgi mengandalkan analisis kualitatif atau perbandingan dengan grafik standar. Metode ini tidak memiliki sensitivitas memadai dan hasilnya bias, hanya berupa estimasi, dan bergantung pada keahlian operator [12]. Di era digital saat ini terdapat beragam alat pemrosesan serta analisis gambar [13]. Salah satunya adalah *image processing*, sebuah disiplin ilmu berfokus pada penggunaan algoritma komputasi untuk manipulasi, analisis, dan

interpretasi data gambar [14]. Tujuan utamanya adalah peningkatan kualitas visual atau ekstraksi informasi, sekaligus membantu otomatisasi pekerjaan dan penanganan data gambar dalam jumlah besar [15, 16]. Di antara berbagai metodologinya, segmentasi gambar memegang peranan krusial. Kemampuan memisahkan objek dari latar belakang atau objek lain secara akurat merupakan langkah penentu tugas-tugas seperti ekstraksi fitur dan pengenalan objek [17]. Teknik ini dapat diterapkan dalam identifikasi dislokasi, klasifikasi jenis-jenis fasa, serta analisis struktur *grain*.

Kompleksitas algoritma *image processing* menuntut sebuah platform komputasi fleksibel, kuat, dan mudah diakses. Saat ini Python telah diadopsi secara masif dan menjadi platform pilihan para peneliti. Filosofi desainnya mengutamakan keterbacaan kode serta sintaksisnya jelas, memungkinkan pemrogram mengekspresikan konsep secara ringkas [18]. Sintaksis sederhana ini mempermudah proses belajar bagi pemula sekaligus mempercepat pengembangan bagi profesional [19]. Popularitas Python juga didorong oleh ekosistem *library* pihak ketiga, berkat sifat *open source*-nya. Fondasi ekosistem ini adalah NumPy, penyedia struktur data *array* N-dimensi efisien, sebuah representasi data natural bagi gambar berbasis matriks piksel. Di atas fondasi ini berdiri beberapa *library* lain seperti OpenCV. *Library* ini menyediakan ribuan algoritma dari operasi dasar hingga tugas *computer vision* tingkat tinggi seperti deteksi objek [20]. Terdapat pula Scikit-Image, sebuah *library* khusus analisis gambar ilmiah, unggul dalam algoritma segmentasi, ekstraksi fitur, dan juga restorasi gambar [21].

Pemanfaatan otomatisasi dan fleksibilitas Python dapat mengoptimalkan proses ekstraksi fitur skala besar, sehingga mempersingkat waktu analisis dibandingkan dengan *software* konvensional. Namun, pengembangan kode khusus pada Python membawa tantangan signifikan mengenai kebutuhan validasi serta verifikasi. Mengatasi tantangan ini, diperlukan sebuah standar acuan teruji dan diterima luas oleh komunitas ilmiah. ImageJ telah lama berstatus sebagai standar analisis gambar biomedis dan ilmiah. ImageJ merupakan *software* pemrosesan gambar *open source* berbasis Java. Karena berbasis Java, ImageJ dapat berjalan secara lintas platform di berbagai sistem operasi seperti Windows, macOS, dan Linux. *Software* ini memiliki fungsi visualisasi, pemrosesan, analisis, dan pengukuran gambar ilmiah, menjadikannya sebuah alat serbaguna bagi beragam disiplin ilmu. Kemampuannya meliputi manipulasi piksel, pengukuran luas, segmentasi objek, hingga penghitungan partikel [22]. Fleksibilitas ImageJ terlihat dari penerapannya di berbagai disiplin ilmu. Dalam bidang kedokteran, *software* ini digunakan untuk mengukur permukaan luka bakar [23], sementara di ilmu material, ImageJ diandalkan dalam kuantifikasi fitur mikro seperti porositas dan ukuran *grain* [24]. Kegunaannya juga meluas ke bidang lain seperti geologi [25], hortikultura [26], dan kedokteran gigi [27]. Kepercayaan komunitas ilmiah terhadap hasil pengukuran ImageJ menjadikannya kandidat ideal sebagai alat validasi.

Salah satu pengaplikasian *image processing* dalam analisis metalografi kuantitatif adalah evaluasi pipa *boiler*. Sebagai sistem penyuplai energi, kegagalan dan penurunan efisiensi komponen *boiler* dapat mengakibatkan berkurangnya produktivitas. Beberapa jenis kegagalan bahkan dapat menjadi bencana, seperti menyebabkan cedera dan kematian pada manusia [28]. Pipa *boiler* beroperasi pada kondisi ekstrim, meliputi temperatur dan tekanan tinggi serta lingkungan korosif sehingga rentan mengalami kerusakan. Evaluasi kondisi pipa *boiler* merupakan hal penting guna memantau keadaan metalurgi komponen karena struktur mikro dapat mempengaruhi sifat serta kinerjanya [29]. *Overheating* merupakan salah satu mekanisme kegagalan paling umum pada pipa *boiler*, terutama pada jenis *superheater* dan *reheater*. Degradasi akibat *overheating* dapat meningkat seiring meningkatnya suhu, tekanan, dan waktu. Tekanan pada pipa *boiler*, umumnya berasal dari tekanan internal, dapat menyebabkan deformasi pada suhu tinggi. Investigasi kegagalan akibat *overheating* memerlukan analisis cermat terhadap komponen rusak, termasuk pemeriksaan mikroskopis. Pemeriksaan ini bertujuan mengidentifikasi perubahan struktur mikro material serta bentuk degradasi lain terkait paparan suhu tinggi. Bukti dari struktur mikro merupakan sumber informasi utama dalam penilaian kondisi *overheating* [30]. Karena perubahan struktur mikro dapat terjadi akibat suhu tinggi [31], pemeriksaan struktur mikro pada pipa *boiler* menjadi metode efisien dalam mengenali jenis kegagalan *overheating* [32].

Penelitian ini bertujuan mengetahui hasil ekstraksi fitur total area dan fraksi area sampel dislokasi, fasa, dan *grain* menggunakan Python. Dengan menerapkan serangkaian teknik *image processing*, hasil ekstraksi fitur ini kemudian dibandingkan dengan hasil dari *software* ImageJ. Perbandingan ini bertujuan memastikan algoritma yang dikembangkan dengan bahasa pemrograman Python mampu menghasilkan tingkat akurasi setara dengan metode konvensional dalam analisis metalografi. Hasil penelitian ini diharapkan memberi gambaran kuantitatif mengenai performa Python dalam analisis gambar metalografi sekaligus membuka peluang pengembangan kode terstandarisasi di masa depan.

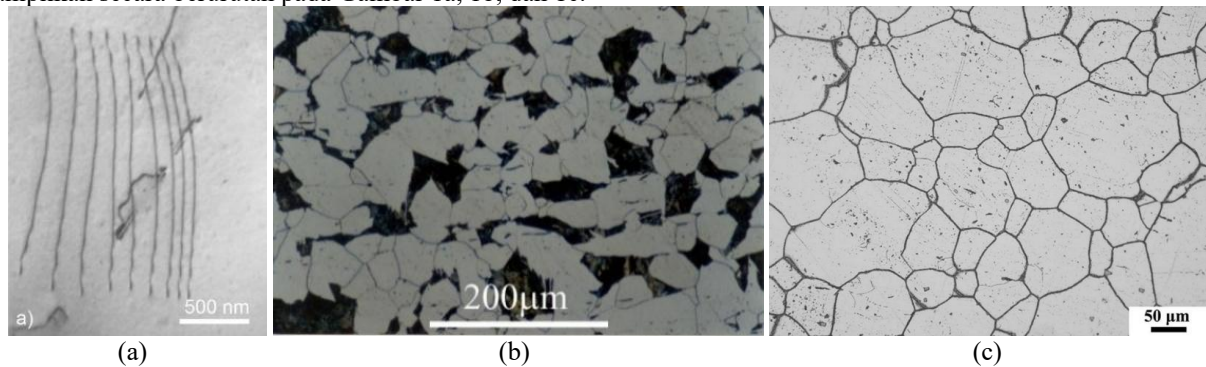
2. Bahan dan Metode Penelitian

Bab ini menguraikan alur kerja serta metodologi penelitian secara sistematis. Pembahasannya mencakup empat tahapan utama. Pertama, proses pengumpulan data gambar metalografi, kedua, serangkaian langkah *data preprocessing*, ketiga, pelabelan dan ekstraksi fitur, dan diakhiri dengan metode validasi sebagai penguji akurasi hasil. Setiap tahapan akan dijelaskan secara rinci pada subbab dan sub-subbab.

2.1 Pengumpulan Data

Data didapatkan secara daring melalui berbagai sumber, mulai dari artikel penelitian hingga *website*. Data yang digunakan pada penelitian ini berjumlah tiga gambar mikrofotografi dari sampel metalografi berbeda jenis, diantaranya gambar dislokasi dari paduan nikel-kromium dengan 30% atom kromium, gambar fasa berasal dari paduan besi-karbon

berisi 0,2% massa karbon, serta gambar *grain* dengan sampel material baja 12Cr18Ni12Ti. Ketiga gambar tersebut ditampilkan secara berurutan pada Gambar 1a, 1b, dan 1c.



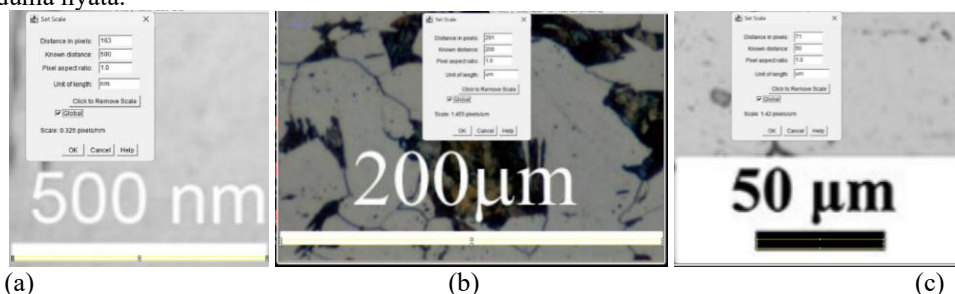
Gambar 1. Sampel Metalografi (a) Dislokasi [33] (b) Fasa [34] (c) *Grain* [35].

2.2 Data Preprocessing

Data preprocessing merupakan sebuah langkah esensial dalam *image processing*, bertujuan membersihkan, memperbaiki, dan meningkatkan kualitas data mentah sebelum dianalisis [36]. Tahap ini diperlukan karena data sering kali tidak berada pada format terbaiknya sehingga dapat memengaruhi hasil. Alur *data preprocessing* bervariasi tergantung karakteristik data, sehingga pada penelitian ini terdapat langkah tambahan khusus pada gambar sampel *grain*.

2.2.1 Kalibrasi Ukuran

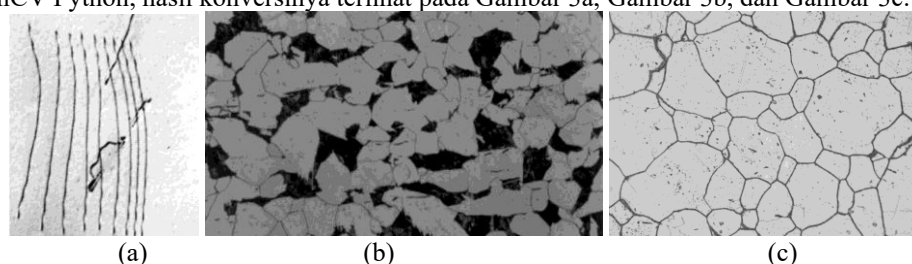
Langkah awal *data preprocessing* kali ini adalah kalibrasi, sebuah proses pengukuran panjang *scalebar* pada setiap gambar dalam satuan piksel. Proses ini menggunakan *software* ImageJ sebagai alat kalibrasi ukuran gambar metalografi. Kalibrasi bersifat krusial guna memastikan hasil analisis dapat diinterpretasikan dalam satuan fisik sebenarnya, sehingga meningkatkan validitas penelitian. Proses kalibrasi diterapkan pada ketiga sampel gambar. Pada gambar dislokasi atau Gambar 2a, *scalebar* 500 nm terukur setara 163 piksel, menghasilkan rasio konversi 1 piksel senilai 3,067 nm. Selanjutnya, gambar fasa memiliki *scalebar* 200 μm, setara dengan 291 dalam piksel, sehingga menghasilkan skala konversi 1 piksel senilai 0,687 μm seperti yang terlihat pada Gambar 2b. Terakhir, pada gambar *grain* atau Gambar 2c, *scalebar* 50 μm setara dengan 71 piksel, dari data ini disimpulkan nilai 1 pikselnya adalah 0,7042 μm di dunia nyata.



Gambar 2. Kalibrasi Skala dengan *Software* ImageJ (a) Dislokasi (b) Fasa (c) *Grain*.

2.2.2 Konversi *Grayscale*

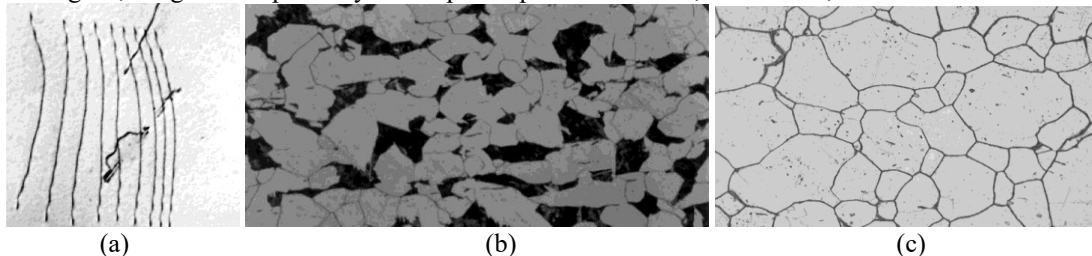
Konversi gambar dari format berwarna (RGB) menjadi skala abu-abu (*grayscale*) adalah sebuah langkah fundamental dalam pemrosesan gambar metalografi. Gambar berwarna terdiri atas tiga saluran warna, merah, hijau, dan biru, sementara gambar skala abu-abu hanya memiliki satu saluran, merepresentasikan tingkat kecerahan dari 0 (hitam) hingga 255 (putih). Perubahan ke skala abu-abu ini secara signifikan mengurangi kebutuhan memori serta daya komputasi. Proses ini menyederhanakan analisis, memungkinkan fokus hanya terhadap perbedaan intensitas piksel, bukan informasi warna kompleks. Penelitian ini mengonversi setiap gambar metalografi melalui fungsi `cv2.cvtColor()` dari *library* OpenCV Python, hasil konversinya terlihat pada Gambar 3a, Gambar 3b, dan Gambar 3c.



Gambar 3. Konversi Menjadi Format *Grayscale* (a) Dislokasi (b) Fasa (c) *Grain*.

2.2.3 Filtering

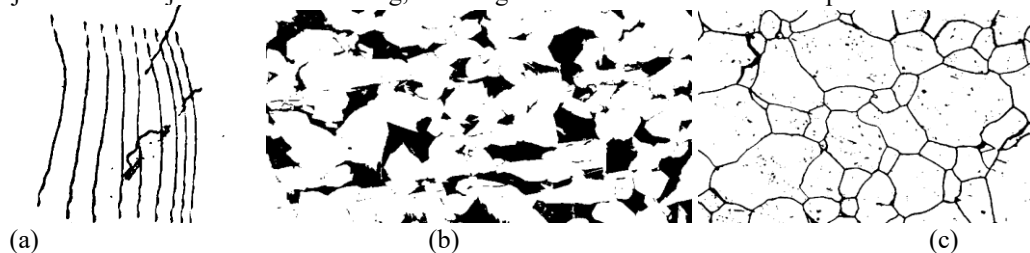
Filtering adalah teknik pereduksi *noise* atau peningkat fitur visual gambar melalui penerapan filter matematis ke setiap piksel berdasarkan nilai piksel sekitarnya. Salah satu jenisnya adalah *smoothing filter* (seperti mean, Gaussian, dan median), berfungsi menghaluskan gambar dengan mereduksi *noise*. Penelitian ini menerapkan fungsi `cv2.medianBlur()` dari OpenCV dengan kernel berukuran 3x3. Teknik *median blur* berfungsi menghaluskan gambar mikrografi serta meminimalkan *noise* dengan cara mengganti nilai setiap piksel menjadi nilai median dari piksel-piksel sekitarnya. Keunggulan *median filter* adalah kemampuannya dalam menjaga ketajaman batas objek, karena filter ini hanya menggunakan nilai-nilai piksel yang ada tanpa menciptakan nilai baru. Filter *median blur* ini diterapkan ke setiap gambar metalografi, dengan hasil prosesnya ditampilkan pada Gambar 4a, Gambar 4b, dan Gambar 4c.



Gambar 4. Filtering Median Blur dengan Kernel 3x3 (a) Dislokasi (b) Fasa (c) Grain.

2.2.4 Segmentasi

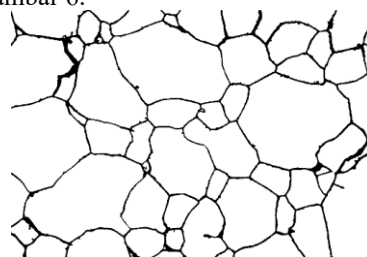
Binary thresholding merupakan salah satu teknik segmentasi, teknik ini mengubah gambar menjadi gambar biner berdasarkan nilai *threshold* tertentu. Proses *thresholding* menggunakan fungsi `cv2.threshold()` dari OpenCV dengan metode Otsu. Metode Otsu secara otomatis menentukan ambang batas optimal melalui analisis distribusi intensitas piksel. Metode Otsu mampu mensegmentasi objek dari latar belakangnya dalam histogram dua puncak, sekaligus beradaptasi terhadap variasi intensitas piksel kompleks. Proses ini menghasilkan gambar biner dengan nilai piksel 0 dan 255 atau hitam putih sebagaimana terlihat pada Gambar 5a, Gambar 5b, dan Gambar 5c. Hasilnya adalah sebuah segmentasi jelas antara objek dan latar belakang, memungkinkan analisis akurat terhadap fitur material.



Gambar 5. Binary Thresholding dengan Metode Otsu (a) Dislokasi (b) Fasa (c) Grain

2.2.5 Data Preprocessing Tambahan

Khusus gambar *grain*, terdapat beberapa langkah tambahan guna memperoleh kualitas data maksimal. Setelah tahap *thresholding*, gambar sampel *grain* masih memiliki area titik-titik hitam atau kotoran. Oleh karena itu, diperlukan sebuah metode penyaring area tersebut dengan tetap mempertahankan batas *grain*. Solusinya adalah *Connected Component Analysis* (CCA), sebuah teknik *image processing*. CCA bekerja dengan cara mendeteksi serta melabeli setiap kelompok piksel terhubung dalam gambar biner. Setiap kelompok piksel terhubung akan diberi sebuah label unik. Dalam kasus gambar biner *grain*, teknik CCA dipakai supaya hanya mempertahankan komponen piksel hitam berarea terbesar, dalam hal ini adalah batas *grain*. Penerapan teknik ini memastikan analisis ukuran *grain* menjadi representatif terhadap struktur mikro sesungguhnya. Hal ini terjadi sebab titik-titik kecil atau kotoran sudah tersaring atau dihilangkan, sebagaimana terlihat pada Gambar 6.

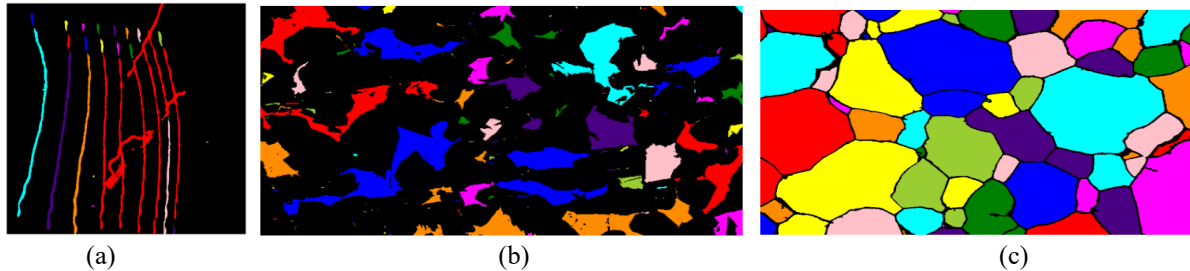


Gambar 6. Menghilangkan Kotoran pada Grain dengan Mempertahankan Area Piksel Warna Hitam Terbesar

2.3 Pelabelan dan Ekstraksi Fitur

Proses ekstraksi fitur bertujuan mengkuantifikasi parameter geometris dari gambar mikrostruktur material. Parameter terukur dalam penelitian ini adalah total area dan fraksi area, keduanya dapat digunakan dalam menganalisis

perubahan kondisi material sebelum dan sesudah penggunaan. Proses ekstraksi diawali dengan pelabelan objek individual (dislokasi, fasa, *grain*) dalam gambar biner. Tahap ini memakai fungsi `label()` dari *library* scikit-image guna memberi label unik ke setiap objek terdeteksi. Proses pelabelan ini menjadi fondasi bagi ekstraksi fitur selanjutnya. Setelah semua objek teridentifikasi, properti morfologis setiap objek diekstraksi melalui fungsi `regionprops()` dari *skimage.measure*. Visualisasi proses pelabelan objek ini terlihat pada Gambar 7a, Gambar 7b, dan Gambar 7c.



Gambar 7. Pemberian Label pada Objek yang Telah Tersegmentasi (a) Dislokasi (b) Fasa (c) *Grain*.

2.3.1 Perhitungan Total Area

Total area didefinisikan sebagai jumlah akumulatif luas dari seluruh objek terdeteksi dalam sebuah gambar. Perhitungannya menjumlahkan properti area (dalam piksel) dari setiap *region* hasil fungsi `regionprops()`. Demi efisiensi komputasi, khususnya dalam gambar berisi banyak objek, digunakan pendekatan *generator expression* lalu diakumulasikan dengan fungsi `sum()`. Nilai total area dalam piksel selanjutnya dikonversi ke satuan metrik, nanometer bagi gambar dislokasi, mikrometer bagi gambar fasa dan *grain*. Konversi ini memakai faktor kalibrasi hasil penentuan sebelumnya melalui *software* ImageJ. Faktor konversi tersebut dikuadratkan guna mengubah satuan dari piksel persegi menjadi metrik satuan luas.

2.3.2 Perhitungan Fraksi Area

Fraksi area merepresentasikan persentase cakupan area objek terhadap total area keseluruhan gambar. Nilai ini dihitung melalui pembagian total area objek dengan total area gambar, lalu hasilnya dikalikan 100. Area total gambar dalam piksel diperoleh dari atribut `size` milik gambar dari hasil pelabelan. Hasil perhitungan ini memberikan persentase cakupan area objek pada keseluruhan gambar. Kedua proses ini menghasilkan sebuah representasi pengukuran total area dan dapat dibandingkan dengan standar analisis material.

2.4 Validasi

Validasi dilakukan sebagai pembuktian bahwa hasil penelitian dapat dipertanggungjawabkan serta diandalkan. Metode validasi penelitian ini adalah membandingkan hasil ekstraksi fitur antara metode berbasis Python dengan *software* ImageJ. Metrik evaluasi yang dipakai meliputi *mean absolute error* sebagai pengukur rata-rata selisih absolut, serta *mean absolute percentage error* sebagai pengukur eror dalam persentase. Dalam validasi ini, hasil dari ImageJ dijadikan *benchmark* atau acuan verifikasi. Guna memastikan keadilan dalam perbandingan, gambar pada ImageJ diproses melalui alur sama persis dengan metode Python, mencakup kalibrasi, *filtering*, dan tahapan lainnya menggunakan fitur standar ImageJ. Dengan demikian, hasil perolehan dari Python dapat diuji reliabilitasnya terhadap metode konvensional.

3. Hasil dan Pembahasan

Bab ini menyajikan hasil ekstraksi fitur kuantitatif dari analisis gambar metalografi menggunakan metode berbasis Python. Validasi akurasi metode ini dilakukan dengan membandingkan hasilnya terhadap pengukuran *software* ImageJ. Jenis fitur terekstraksi mencakup total area dan fraksi area dari ketiga objek metalografi seperti dislokasi, fasa ferit serta perlit, dan *grain*.

3.1 Ekstraksi Fitur Kuantitatif

Hasil perhitungan total area setiap objek disajikan dalam satuan mikrometer persegi (μm^2) atau nanometer persegi (nm^2), setelah dikonversi dari satuan piksel. Total area dihitung melalui akumulasi luas setiap objek terdeteksi pada gambar. Sementara itu, fraksi area merepresentasikan perbandingan persentase antara total area objek terhadap total area gambar. Ringkasan hasil ekstraksi kedua fitur tersebut tersaji dalam Tabel 1.

Tabel 1. Hasil Ekstraksi Fitur Kuantitatif

Objek	Total Area	Fraksi Area
Dislokasi	329424,651 nm^2	8,446%
Ferit	92930,696 μm^2	76,853%
Perlit	27989,650 μm^2	23,147%
<i>Grain</i>	258707,319 μm^2	92,068%

3.2 Validasi Metode

Dalam memvalidasi akurasi metode pengembangan, hasil dari Python dibandingkan dengan hasil pengukuran *software* ImageJ sebagai standar acuan. Perbandingan ini menghitung metrik *mean absolute error* (MAE) dan *mean absolute percentage error* (MAPE). Hasil perbandingan kedua metode disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Hasil Validasi Metode Python dengan *software* ImageJ

Objek	Fitur	Metode Python	Metode ImageJ	MAE	MAPE
Dislokasi	Total Area	329424,651 nm ²	329528,774 nm ²	104,123 nm ²	0.032%
	Fraksi Area	8,446%	8,446%	0%	0.000%
Ferit	Total Area	92930,696 μm ²	93237,447 μm ²	306,751 μm ²	0.329%
	Fraksi Area	76,853%	77,043%	0,19%	0.247%
Perlit	Total Area	27989,650 μm ²	27783,328 μm ²	206,322 μm ²	0.743%
	Fraksi Area	23,147%	22,957%	0,19%	0.828%
Grain	Total Area	258707,319 μm ²	258725,946 μm ²	18,627 μm ²	0.007%
	Fraksi Area	92,068%	92,068%	0%	0.000%

3.3 Pembahasan

Metode ekstraksi fitur kuantitatif berbasis Python hasil pengembangan ini menunjukkan tingkat kesesuaian tinggi dengan *software* ImageJ. Hasil validasi dalam Tabel 2 memperlihatkan nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) rendah bagi semua fitur analisis, berkisar antara 0% hingga 0,828%. Nilai eror ini berada jauh di bawah ambang batas 5%, sebuah standar akurasi baik dalam literatur ilmiah, sehingga mengonfirmasi validitas serta reliabilitas metode. Analisis dislokasi dan *grain* menghasilkan data hampir identik antara metode Python dan ImageJ, dengan nilai MAPE fraksi area 0%. Perbedaan sedikit lebih besar, meskipun tetap rendah, teramati pada analisis fasa ferit dan perlit. Perbedaan minor ini kemungkinan timbul dari beberapa faktor, seperti kompleksitas batas antarfasa, kemungkinan variasi implementasi algoritma *thresholding* Otsu antara OpenCV dan ImageJ, atau variasi pencahayaan gambar. Meskipun terdapat perbedaan minor tersebut, hasil validasi secara meyakinkan membuktikan analisis gambar metalografi menggunakan Python merupakan pendekatan valid dan dapat diandalkan. Kemampuan metode ini mereplikasi hasil dari *software* konvensional seperti ImageJ dengan akurasi tinggi, menegaskan potensi Python sebagai alat yang kuat, fleksibel, juga efisien dalam otomatisasi analisis material serta peningkatan objektivitas.

4. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil mengembangkan serta memvalidasi sebuah metode analisis gambar otomatis berbasis Python dengan tujuan kuantifikasi fitur metalografi. Sesudah validasi dengan *software* acuan ImageJ, metode pengembangan ini terbukti akurat dan andal. Hal ini ditunjukkan melalui nilai *mean absolute percentage error* (MAPE) rendah, berkisar 0% hingga 0,828%, jauh di bawah ambang batas literatur ilmiah. Terdapat perbedaan kecil dalam analisis fasa, kemungkinan disebabkan perbedaan pada implementasi algoritma segmentasi. Temuan ini membuktikan bahwa Python, dengan ekosistem *library open-source*-nya, merupakan alternatif valid, efisien, juga fleksibel bagi analisis metalografi kuantitatif. Implikasinya penting bagi otomatisasi analisis material berskala besar, percepatan riset, serta peningkatan objektivitas. Meskipun demikian, penelitian ini memiliki keterbatasan, termasuk cakupan data hanya tiga jenis gambar dan ekstraksi fitur hanya meliputi total area serta fraksi area. Oleh karena itu, penelitian masa depan disarankan memperluas pengujian pada beragam jenis *dataset*, ekstraksi fitur lebih kompleks, hingga pengembangan sebuah aplikasi dengan *graphical user interface* demi kemudahan penggunaan.

5. Daftar Pustaka

- [1] Berus, L., Skakun, P., Rajnovic, D., Janjatovic, P., Sidjanin, L., Ficko, M., 2020, "Determination of The Grain Size in Single-phase Materials by Edge Detection and Concatenation," *Metals*, 10: 1-13.
- [2] Malage, A., Rege, P.P., Rathod, M.J., 2015, "Automatic Quantitative Analysis of Microstructure of Ductile Cast Iron Using Digital Image Processing," *Metallurgical and Materials Engineering*, 21: 155-166.
- [3] Huang, Y.D., Froyen, L., 2001, "Quantitative Analysis of Microstructure in Metals with Computer Assistance," *NDT Net*, 6.
- [4] Hatch, J.E., 1984, "Microstructure of Alloys, in J.E. Hatch (Ed.): *Aluminum Properties and Physical Metallurgy*," ASM Internasional, p.58-104.
- [5] Zhongli, D., Kaiyuan, W., Yanlin, L., 2013, "Research on Quantitative Metallographic Analysis for Metallic Materials of Power Grid," *Applied Mechanics and Materials*, 422: 29-34.
- [6] Jung, J.H., Lee, S.J., Kim, H.S., 2022, "Estimation of Average Grain Size from Microstructure Image Using a Convolutional Neural Network," *Materials*, 15: 6954.
- [7] Lagerlof, P., 2018, "Crystal Dislocations: Their Impact on Physical Properties of Crystals," *Crystals*, 8: 10-12.
- [8] Paul, A., Gangopadhyay, A., Chinta, A.R., Mukherjee, D.P., Das, P., Kundu, S., 2018, "Calculation of Phase Fraction in Steel Microstructure Images using Random Forest Classifier," *IET Image Processing*, 12: 1370-1377.

- [9] Zhu, T.T., Bushby, A.J., Dunstan, D.J., 2008, "Materials Mechanical Size Effects: A Review," *Materials Technology*, 23: 193-209.
- [10] Callister, W.D., Rethwisch, D.G., 2018, "*Materials Science and Engineering: An Introduction*," Wiley, New Jersey.
- [11] Zhang, X., Alduma, A.I.A., Zhan, F., Zhang, W., Ren, J., Lu, X., 2025, "Effect of Grain Size on Mechanical Properties and Deformation Mechanism of Nano-Polycrystalline Pure Ti Simulated by Molecular Dynamics," *Metals*, 15: 271.
- [12] Odanović, Z., Djurdjević, M., Byczynski, G., Katavić, B., Grabulov, V., 2009, "Image Analysis Application in Metallurgical Engineering and Quality Control," *WIT Transactions on Engineering Sciences*, 64: 259-270.
- [13] Kalomiros, J.A., Lygouras, J., 2008, "Design and Evaluation of A Hardware/Software FPGA-based System for Fast Image Processing," *Microprocessors and Microsystems*, 32: 95-106.
- [14] Shih, F.Y., 2017, "*Image Processing and Mathematical Morphology: Fundamentals and Applications*," CRC Press, Boca Raton.
- [15] Gonzalez, R.C., Woods, R.E., 2018, "*Digital Image Processing*," Pearson Education, Harlow.
- [16] Bulgarevich, D.S., Tsukamoto, S., Kasuya, T., Demura, M., Watanabe, M., 2018, "Pattern Recognition with Machine Learning on Optical Microscopy Images of Typical Metallurgical Microstructures," *Scientific Reports*, 8: 2078.
- [17] Burger, W., Burge, M.J., 2016, "*Digital Image Processing: An Algorithmic Introduction Using Java*," Springer, London.
- [18] Lutz, M., 2013, "*Learning Python: Powerful Object-Oriented Programming*," O'Reilly Media, Sebastopol.
- [19] Zelle, J., 2016, "*Python Programming: An Introduction to Computer Science*," Franklin, Beedle & Associates, Portland.
- [20] Rosebrock, A., 2016, "*Practical Python and OpenCV: An Introductory, Example Driven Guide to Image Processing and Computer Vision*," PyImageSearch.com.
- [21] Walt, S.V.D., Schonberger, J.L., Nunez-Iglesias, J., Boulogne, F., Warner, J.D., Yager, N., Gouillart, E., Yu, T., 2014, "Scikit-image: Image processing in python," *PeerJ*, 1: 1-18.
- [22] Broeke, J., Perez, J.M.M., Pascau, J., 2015, "*Image Processing with ImageJ*," Packt Publishing, Birmingham.
- [23] Bucher, F., Dastagir, N., Tamulevicius, M., Obed, D., Dieck, T., Vogt, P.M., Dastagir, K., 2025, "High-precision Computer-assisted Surface Area Estimation in Large Surface Burn Patients using ImageJ – A Comparative Analysis," *Burns*, 51: 107524.
- [24] Lau, M., Morgenstern, F., Hubscher, R., Knospe, A., Herrmann, M., Doring, M., Lippmann, W., 2020, "Image Segmentation Variants for Semi-automated Quantitative Microstructural Analysis with ImageJ," *Praktische Metallographie/Practical Metallography*, 57: 752-775.
- [25] Breitenbach, S.F.M., Marwan, N., 2023, "Acquisition and Analysis of Greyscale Data from Stalagmites using ImageJ Software," *Cave and Karst Science*, 50: 69-78.
- [26] Pride, L., Agehara, S., 2021, "Useful Image-Based Techniques for Manual and Automatic Counting Using ImageJ for Horticultural Research," *Edis*, 2021: 1-10.
- [27] Mendes, G.N., Floresta, L.G., Takeshita, W.M., Brasileiro, B.F., Trento, C.L., 2025, "The Application of ImageJ Software for Roughness Analysis of Dental Implants," *Journal of Imaging Informatics in Medicine*, 38: 1812-1819.
- [28] Utomo, F.F., Rashid, M.I., Nugraha, A.D., Muflikhun, M.A., 2024, "A Recent Review on The Failure Analysis Of Boiler," *Jurnal Rekayasa Mesin*, 15: 619-646.
- [29] Tadge, P., Kumar, S., De, S.K., Mohanty, S.K., 2022, "Metallurgical Investigation of Boiler Tube Failure in A Power Plant," *Materials Today: Proceedings*, 66: 3799-3803.
- [30] Flynn, D., 2011, "*Nalco Guide to Boiler Failure Analysis*," McGraw Hill Professional, New York.
- [31] Lobley, G.R., Al-Otaibi, W.L., 2008, "Diagnosing Boiler Tube Failures Related to Overheating," *Advanced Materials Research*, 41-42: 175-181.
- [32] Purbolaksono, J., Hong, Y.W., Nor, S.S.M., Othman, H., Ahmad, B., 2008, "Evaluation on Reheater Tube Failure," *Engineering Failure Analysis*, 16: 533-537.
- [33] Gouné, M., Andrieu, E., Brechet, Y., Deschamps, A., Douin, J., Fivel, M., Poulon-Quintin, A. 2019, "The Basics to Better Understand Couplings in Physical Metallurgy, in: *Mechanics - Microstructure - Corrosion Coupling: Concepts, Experiments, Modeling and Cases*," Elsevier, p. 25-48.
- [34] Cochrane, R.F., "Normalised Carbon Steel," <https://www.flickr.com/photos/core-materials/3838605421/>, diakses: 11 Juni 2025.
- [35] Yang, X., Yu, C., Yang, X., Yan, K., Qian, G., Wang, B., Yan, W., Shi, X., 2021, "Microstructure and Mechanical Properties of an Austenitic Heat-Resistant Steel after Service at 570 °C and 25.4 MPa for 18 Years," *Journal of Materials Engineering and Performance*, 30: 1030-1038.
- [36] Jane, V. A., Arockiam, L., 2021, "Survey on IoT Data Preprocessing," *Turkish Journal of Computer and Mathematics Education*, 12: 238-244.