
DETEKSI CACAT DAN PENGUKURAN JARUM JAHIT MENGUNAKAN COMPUTER VISION DAN MACHINE LEARNING: TINJAUAN PUSTAKA SISTEMATIS (SLR)

Fennyka Rahmawati*, Denny Nurkertamanda, Novie Susanto

Departemen Teknik Industri, Fakultas Teknik, Universitas Diponegoro
Jl. Prof. Jacub Rais Tembalang, Semarang, Indonesia, 50275

Abstract

Masih ditemukan kerusakan jahitan akibat interaksi antara jarum dan kain mempengaruhi optimalisasi operasi. Mesin jahit industri memiliki kecepatan tinggi dapat menyebabkan jarum jahit patah selama proses penjahitan. Patahan jarum jahit yang masih tertinggal akan memperburuk kerusakan pada serat kain. Deteksi cacat mendapat perhatian lebih bertujuan untuk menjaga kualitas produk. Pemanfaatan teknologi seperti computer vision dan machine learning mempermudah proses deteksi lebih cepat dan akurat. Basis data Scopus digunakan untuk mengekstrak artikel, yang mana hasil informasi akan divisualisasi perangkat lunak VOSViewer. Penelitian ini memberi gambaran umum yang komprehensif dan analisis bibliometrik dari studi publikasi terkait deteksi cacat dan pengukuran di bidang tekstil dalam kurun waktu 10 tahun terakhir yang didapatkan 131 artikel pada pencarian 23 Desember 2024. Walaupun terdapat peningkatan yang signifikan, namun tidak ditemukan pada deteksi cacat khusus jarum jahit dalam tren melainkan banyak ditemukan deteksi cacat pada jahitan dan kain. Metode yang paling sering digunakan adalah transformasi hough, GLCM, morphology sebagai fitur ekstraksi. Sementara dalam klasifikasi kecacatan yang paling banyak digunakan adalah support vector machine (SVM) dan Artificial Neural Network (ANN). Tiongkok memimpin jumlah publikasi terbanyak. Textile Research journal merupakan jurnal paling produktif dalam bidang penelitian ini.

Kata kunci: analisis bibliometrik; deteksi cacat; jarum patah; metode ekstraksi, metode klasifikasi

Abstract

[Defect Detection and Sewing Needle Measurement Using Computer Vision and Machine Learning: Systematic Literature Review (SLR)] Sewing damage is still found due to the interaction between the needle and the fabric affecting the optimization of operations. Industrial sewing machines have high speeds that can cause sewing needles to break during the sewing process. Broken sewing needles that are still left will worsen the damage to the fabric fibers. More focus has been placed on defect identification in order to preserve product quality. The detection procedure is facilitated more quickly and precisely by the use of technologies like computer vision and machine learning. After articles are extracted from the Scopus database, the information is shown using VOSViewer software. The 131 papers that the search on December 23, 2024, turned up for this study's thorough examination and bibliometric analysis of published works regarding flaw detection and measurement in the textile sector during the past ten years. There was a noticeable rise in sewing and fabric fault detections, even if the trend did not find any particular issues with sewing needles. Artificial neural networks (ANN) and support vector machines (SVM) are the most used methods for classifying faults. The country with the most publications is China. The most fruitful journal in this area of study is Textile Research.

Keywords: bibliometric analysis; defect detection; broken needle; extraction method; classification method

*Penulis Korespondensi.

E-mail: fennyka.ydr@gmail.com

1. Pendahuluan

Industri tekstil telah mengalami perkembangan signifikan seiring kemunculan beragam tuntutan pasar dan kemajuan teknologi, dengan keunggulan kompetitif ditentukan oleh responsivitas, kualitas produk, dan efisiensi harga. Salah satu tantangan utama yang dihadapi sektor ini adalah menjaga mutu produk akhir secara konsisten. Proses inspeksi mutu kain menjadi tahap yang sangat krusial, baik dari sisi biaya maupun waktu yang dibutuhkan.

Permasalahan terkait kerusakan pada komponen produksi, khususnya jarum jahit, menjadi isu yang tidak dapat diabaikan. Patah jarum memiliki implikasi yang luas, mencakup kerugian material akibat kerusakan pada kain, penghentian sementara mesin produksi (*downtime*) yang berdampak pada kapasitas produksi, serta peningkatan biaya operasional yang timbul dari kebutuhan perbaikan dan penggantian. Selain itu, keterlambatan produksi yang disebabkan oleh insiden tersebut berisiko mengganggu jadwal pengiriman dan menurunkan tingkat kepuasan pelanggan, yang pada akhirnya mempengaruhi reputasi perusahaan (Hanafi & Anggraeni, 2024).

Fenomena ini terjadi di PT. XYZ, dimana tercatat sebanyak 636 kasus jarum patah terjadi selama bulan Januari 2025. Proses penukaran jarum jahit di perusahaan tersebut masih dilakukan secara manual, dengan mencocokkan fragmen jarum patah yang dikembalikan dengan stok jarum bertipe dan berukuran sama. Praktik ini mengharuskan operator untuk secara visual mengidentifikasi jenis dan ukuran jarum yang digunakan dalam proses penjahitan. Tantangan lainnya adalah proses penukaran yang dilakukan di satu titik bersama dengan komponen jahit lain yang rusak, sehingga sering menimbulkan antrian yang menghambat kelancaran alur produksi.

Dampak lebih lanjut dari patahan jarum adalah potensi tertinggalnya fragmen logam pada kain, yang dapat terdeteksi melalui penggunaan *metal detector*. Meskipun alat ini penting dalam proses pengendalian mutu, penggunaannya belum dapat memastikan jumlah patahan yang masih melekat pada produk akhir. Oleh karena itu, verifikasi visual dan inspeksi menyeluruh menjadi penting dalam menjaga kualitas produk dan menghindari keluhan pelanggan akibat cacat tersembunyi yang mungkin muncul pada pakaian jadi.

Proses penukaran jarum jahit yang mengalami patah memerlukan tingkat ketelitian yang tinggi. Hal ini disebabkan oleh tuntutan bagi operator untuk mencocokkan patahan jarum dengan ukuran dan tipe yang digunakan sebelumnya. Dalam praktiknya, tidak jarang operator membawa jarum dari luar guna menghindari antrean dan kesulitan dalam mencari patahan yang tertinggal pada kain, yang pada akhirnya dapat memunculkan temuan patahan pada tahap produksi selanjutnya. Oleh karena itu, untuk meminimalkan potensi penyimpangan ini, dibutuhkan sistem deteksi otomatis yang dapat membantu petugas dalam memastikan bahwa operator memperoleh jarum pengganti hanya setelah patahan sesuai berhasil diidentifikasi.

Teknologi penglihatan komputer (*computer vision*) menjadi solusi potensial dalam mendukung

otomatisasi proses ini, karena menawarkan keunggulan dalam hal konsistensi hasil, kecepatan tinggi, objektivitas, serta presisi deteksi. Perkembangan teknologi ini telah memadukan perangkat keras dan perangkat lunak pemrosesan citra digital, seperti kamera industri dan sistem komputasi, yang sebelumnya telah banyak diterapkan untuk analisis sensori di bidang pertanian dan pangan (Brosnan & Sun, 2004). Penerapannya telah diperluas ke berbagai sektor, termasuk tekstil, seperti untuk inspeksi dan eliminasi benda asing dalam kapas (Abouelela dkk., 2005), serta wol (Zhang dkk., 2005a; Zhang dkk., 2005b; Su dkk., 2006).

Jarum jahit yang patah dikategorikan sebagai benda asing yang dapat mengganggu kualitas produk tekstil. Deteksi otomatis terhadap patahan tersebut sangat bermanfaat, khususnya karena ukuran patahan yang relatif kecil dan sulit dikenali secara manual. Kajian literatur menunjukkan belum adanya studi yang secara spesifik mengangkat topik deteksi cacat jarum. Penelitian ini mendemonstrasikan bahwa deteksi otomatis dapat mendukung proses identifikasi patahan yang berbentuk tipis menyerupai cacat jahitan, terutama dalam kondisi latar belakang dan pencahayaan yang bervariasi (Chen dkk., 2021). Karena bentuk jarum menyerupai garis seperti benang, pendekatan visual masih dianggap metode paling efektif untuk mendeteksi anomali benang mengambang, yang memungkinkan pencegahan dini dengan biaya fasilitas dan kebutuhan komponen yang minimal (Lei dkk., 2020; Branscomb & Beale, 2011; Ramos-Giraldo dkk., 2020).

Perkembangan teknologi kecerdasan buatan (AI) yang berbasis pembelajaran mesin telah memberikan kontribusi signifikan dalam sepuluh tahun terakhir, terutama di bidang *computer vision* untuk tugas pengenalan pola (Das dkk., 2023). Khususnya, jaringan syaraf konvolusional (CNN) telah membawa kemajuan besar dalam klasifikasi citra, pengenalan wajah, serta deteksi dan pelacakan objek. Integrasi pembelajaran kesamaan dengan CNN telah memperkaya proses deteksi melalui pengembangan fitur spasial dan semantik yang lebih dalam.

Sejumlah penelitian telah menerapkan sistem deteksi otomatis pada permukaan kain untuk identifikasi dan klasifikasi cacat. Misalnya, Kwak dkk. (2000) memanfaatkan fitur *Gray Level Co-occurrence Matrix* (GLCM) yang diproses menggunakan jaringan syaraf tiruan (ANN). Mak dkk. (2009) menggabungkan filter morfologi untuk deteksi cacat pada objek tekstil tertentu, dengan akurasi hingga 97,4%. Salem & Nasri (2010) mengembangkan klasifikasi cacat kain tenun berbasis SVM menggunakan fitur GLCM dan Gabor, sementara Joshi dkk. (2020) menggabungkan SVM dan ANN dalam sistem pemrosesan gambar fleksibel untuk mengenali berbagai pola kecil.

Penelitian Kuo dkk. (2022) berhasil mengklasifikasikan cacat pada kain tenun secara aktual dengan metode berbasis ekstraksi morfologi dan transformasi nilai eigen, menghasilkan akurasi 96,6% dalam waktu proses 0,125 detik per gambar menggunakan SVM, yang jauh lebih cepat dan akurat dibanding metode tradisional (akurasi 75%, 2 detik per

gambar). Sementara itu, Pereira dkk. (2023) menggunakan transformasi *grayscale* dan morfologi sebagai fitur utama, serta penerapan ANN untuk memprediksi karakteristik benang.

Transformasi Hough menjadi salah satu metode yang direkomendasikan dalam penelitian ini karena sesuai dengan karakteristik jarum jahit yang berbentuk garis lurus. Metode ini memungkinkan pengukuran panjang dan ketebalan objek secara akurat (Abdelkader, 2022). Oleh karena itu, sistem yang mampu mendeteksi panjang patahan jarum secara presisi menjadi penting untuk memastikan kendali mutu dalam proses produksi tekstil.

Banyak studi sebelumnya hanya menggunakan metode ekstraksi fitur tanpa melibatkan proses klasifikasi untuk mengenali jenis cacat. Penggunaan *machine learning* untuk klasifikasi jenis cacat terbukti meningkatkan efisiensi dan efektivitas deteksi. Dengan mempertimbangkan ragam metode ekstraksi fitur dan klasifikasi dari berbagai studi terdahulu, dibutuhkan telaah literatur yang sistematis guna memilih pendekatan yang paling relevan dan mutakhir untuk mendukung pengembangan sistem deteksi otomatis pada kasus jarum jahit. Oleh sebab itu, tujuan dari penelitian ini adalah melakukan *Systematic Literature Review* (SLR) untuk mengetahui metode-metode deteksi yang digunakan di bidang tekstil, didahului dengan analisis bibliometrik. Penelusuran literatur penting dalam memeriksa kecenderungan topik penelitian, yaitu di bidang atau objek apa topik penelitian tersebut sedang dibahas, atau metode apa yang paling sering digunakan untuk topik penelitian tersebut? Perlu untuk memeriksa. Analisis bibliometrik melibatkan metode kuantitatif untuk mengevaluasi literatur penelitian (Farrukh dkk., 2020).

2. Metode Penelitian

Dalam melakukan *systematic literature review* terdapat enam tahapan (Mengist dkk., 2020) yaitu: (1) *Protocol* yaitu menentukan *research question*; (2) *Search* yaitu proses pencarian dalam suatu basis data; (3) *Appraisal* yaitu terdiri dari pemilihan artikel dan pemeriksaan kualitasnya; (4) *Synthesis*; (5) *Analysis*; dan (6) *Report*. Penelitian ini menggunakan dua metode analisis yaitu analisis bibliometrik untuk mengidentifikasi tren penelitian terkini dan SLR untuk mengidentifikasi metode yang digunakan. Tahapan penelitian ini adalah sebagai berikut:

Tahap 1 – Protocol

Tahap awal dengan membangun *Research Question* (RQ) untuk merumuskan pertanyaan bertujuan memeriksa kesesuaian literatur dengan topik penelitian. Pertanyaan diajukan dalam penelitian ini sebagai berikut:

RQ 1: Bagaimana tren penelitian deteksi cacat dan pengukuran di bidang tekstil saat ini?

RQ 2: Metode apa yang paling banyak digunakan mendeteksi cacat dan pengukuran di bidang tekstil?

RQ 3: Metode apa saja yang dapat digunakan untuk mendeteksi cacat dan pengukuran dimensi jarum jahit?

Secara garis besar proses analisis bibliometrik dan SLR dapat dilihat pada **Gambar 1**.

Tahap 2 - Search

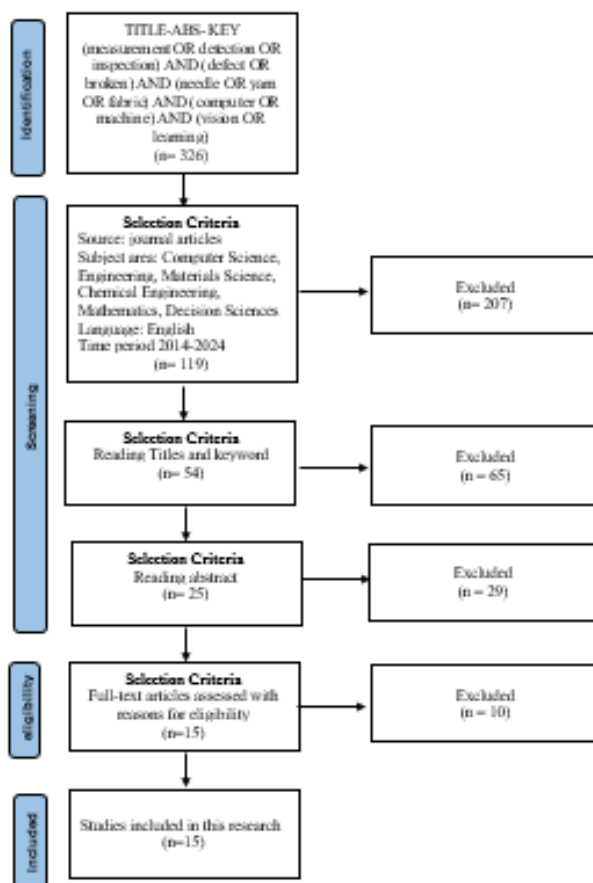
Pada tahap *search process* digunakan menjawab RQ 1, RQ 2 dan RQ 3 dengan menggunakan *database* jurnal internasional. Basis data Scopus menjadi salah satu sumber informasi bibliografi yang paling yang menyediakan cakupan yang komprehensif di banyak disiplin ilmu. Pencarian pada tanggal 23 Desember 2024, sebanyak 131 telah diekstraksi dari *database* Scopus. Kata kunci yang tepat digunakan dan filter diterapkan untuk mempersempit area topik yang relevan.

Tahap 3 – Appraisal

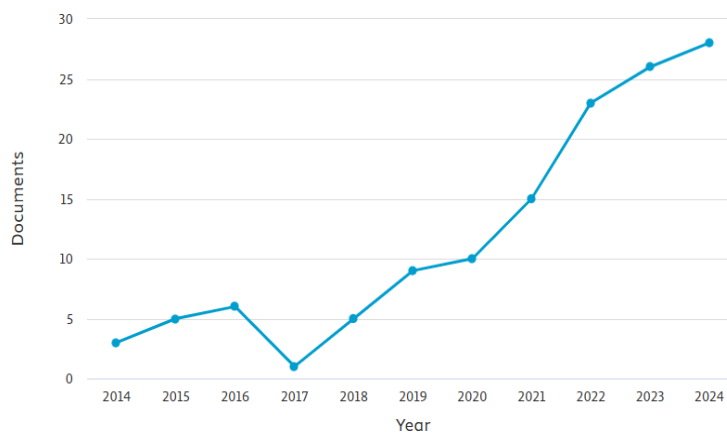
Proses pembatasan pada jurnal internasional akan dilakukan secara eksklusif selama 10 tahun terakhir, dengan tujuan untuk memperoleh referensi terkini mengenai metode yang saat ini banyak digunakan. Hasil pembatasan tahunan ini digunakan untuk menjawab RQ 1 untuk mengidentifikasi tren penelitian. Pembatasan jenis dokumen dalam bentuk artikel, duplikat jurnal yang diambil diperiksa penelitian akses teks terbuka/ lengkap digunakan untuk mempersempit cakupan pencarian.

Gambar 1 mengilustrasikan proses pemilihan artikel jurnal untuk studi sistematis menggunakan metode PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*). Tahap pertama, identifikasi, dimulai dengan mencari artikel di Scopus menggunakan kata kunci TITLE-ABS-KEY (measurement OR detection OR inspection) AND (defect OR broken) AND (needle OR yarn OR fabric) AND (computer OR machine) AND (vision OR learning) AND PUBYEAR > 2013 AND PUBYEAR < 2025 AND (LIMIT TO (SUBJAREA, "COMP") OR LIMIT TO (SUBJAREA, "ENGI") OR LIMIT TO (SUBJAREA, "MATE") OR LIMIT TO (SUBJAREA, "CENG") OR LIMIT TO (SUBJAREA, "MATH") OR LIMIT TO (SUBJAREA, "DECI")) AND (LIMIT TO (DOCTYPE, "ar")) AND (LIMIT TO (LANGUAGE, "English")) AND (LIMIT TO (SRCTYPE, "j")). Pencarian awal jurnal yang berkaitan dengan topik penelitian menghasilkan sebanyak 326 artikel. Selama tahap seleksi, pemilihan didasarkan pada kriteria tertentu, seperti sumber (hanya artikel jurnal), bidang penelitian, bahasa Inggris, dan periode waktu 2014–2024. Seleksi awal mengakibatkan dikeluarkannya 207 artikel, sehingga tersisa 119 artikel untuk penyelidikan lebih lanjut. Artikel disaring berdasarkan judul dan kata kunci hanya tersisa 54 artikel.

Quality Assessment pada jurnal internasional dilakukan dengan *review* terhadap abstraksi dan keseluruhan dokumen terkait isi dokumen secara umum untuk menjawab RQ 2 dan RQ 3. Dari 54 dokumen hasil limitasi yang telah dilakukan pemeriksaan kualitas dengan melakukan peninjauan berdasarkan pembacaan abstrak, menyisakan 25 artikel. Dari jumlah tersebut, 10 artikel dikeluarkan



Gambar 1. Tinjauan Pustaka PRISMA



Gambar 2. Publikasi Berdasarkan Tahun dari 2014 hingga 2024 (Basis Data Scopus, 2024)

dan 15 artikel dapat digunakan lebih lanjut untuk sintesis dan analisis sebagai studi dalam penelitian ini yang memiliki akses terbuka. Proses ini mencakup tinjauan langkah demi langkah untuk memastikan hanya artikel yang paling relevan yang diperoleh untuk mengetahui metode apa saja yang sering digunakan.

3. Hasil & Pembahasan

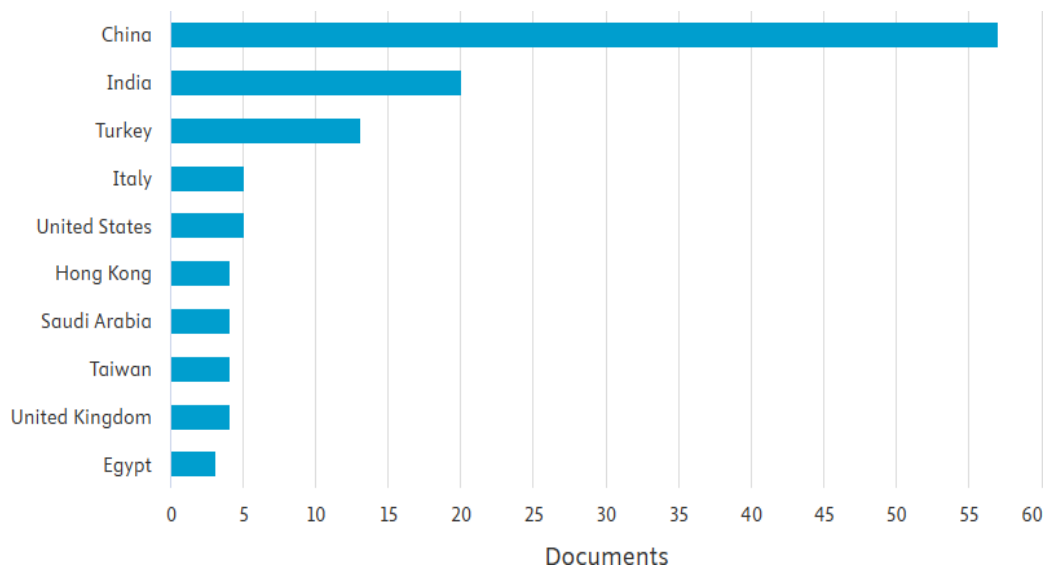
Analisis bibliometrik dan menjelaskan metode-metode yang sering digunakan pada topik deteksi cacat dan pengukuran di bidang tekstil.

3.1 Tren Publikasi

Tujuan dari penelitian adalah untuk menjelaskan dan menunjukkan relevansi deteksi jarum jahit dengan kemajuan penelitian deteksi cacat di

sektor tekstil. Meskipun cacat pada jarum jahit belum dibahas secara rinci, temuan serupa pada benang dan kain dapat menjadi referensi untuk publikasi. Indikator kemajuan yang paling penting dalam bidang penelitian adalah jumlah publikasi (Kreiman & Maunsell, 2011). Seperti yang ditunjukkan pada **Gambar 2**, pada tahun 2018 hingga 2024, jumlah meningkat secara signifikan, tahun 2024 dengan 28 artikel. Publikasi pada tahun 2023 dan 2024 berjumlah 54 dari 131 publikasi atau sebesar 41,22%. Peningkatan penelitian mencerminkan meningkatnya minat dan pentingnya topik penelitian di bidang ini.

Gambar 3 menunjukkan Tiongkok menduduki peringkat teratas dengan 37 artikel. Peneliti Tiongkok menunjukkan peningkatan minat pada bidang



Gambar 3. Publikasi Spesifik Negara dari Tahun 2014 hingga 2024 (Scopus, 2024)

Tabel 1. Daftar Negara dengan Peringkat Tertinggi (Scopus, 2024)

No	Negara	Total Dokumen	Total Sitasi	Rata-Rata Sitasi
1	Tiongkok	57	799	14,02
2	India	20	260	13,00
3	Turki	13	372	28,62
4	Amerika Serikat	5	249	49,80
5	Italia	5	108	21,60
6	Inggris	4	125	31,25
7	Hongkong	4	123	30,75
8	Taiwan	4	81	20,25
9	Arab Saudi	4	42	10,50
10	Mesir	3	22	7,3

Tabel 2. Daftar Jurnal Paling Produktif (Scopus, 2024)

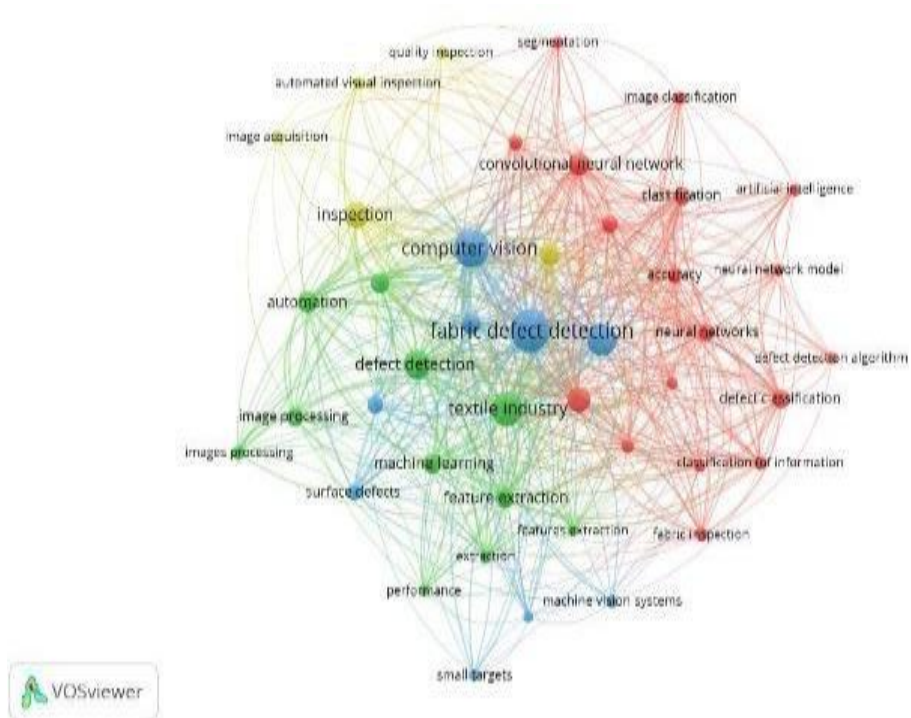
No	Nama Jurnal	Dokumen	Sitasi
1	Textile Research Journal	10	130
2	Journal of The Textile Institute	9	121
3	AATCC Journal Research	7	41
4	IEEE Access	4	190
5	Sensors	4	65
6	Neural Computing and Applications	4	26
7	Electronics (Switzerland)	4	25
8	Tekstil ve Konfeksiyon	4	25
9	Journal of Engineered Fibers and Fabrics	4	23

penelitian ini dengan menyumbang 43,51% dari total publikasi. Dalam hal produktivitas penerbitan jurnal mengenai deteksi cacat dan pengukuran di bidang tekstil, Turki menempati peringkat ketiga dengan 10 jurnal (9,92%).

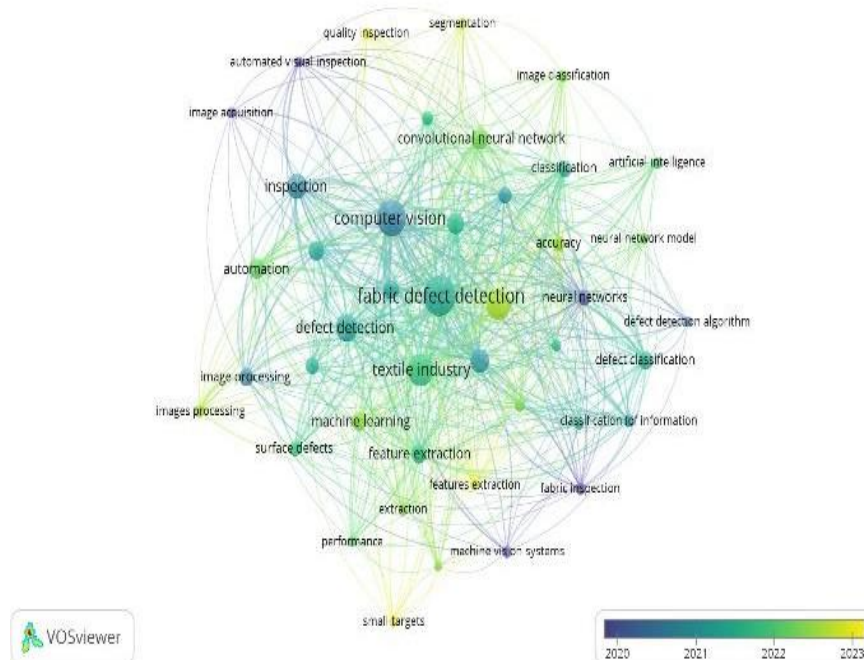
Berdasarkan pada **Tabel 1**, Tiongkok dengan 799 artikel menempati peringkat pertama, diikuti oleh Turki dengan 372 artikel dan India dengan 260 artikel sebagai tiga negara yang memiliki publikasi terbanyak. Jumlah rata-rata kutipan per publikasi sebagai tolok ukur untuk mengevaluasi penelitian dan menentukan dampak negara dan jurnal (Bhardwaj dkk., 2020). Persebaran penelitian dengan topik ini menunjukkan Amerika Serikat sering melakukan penelitian dibuktikan dengan rata-rata kutipan per artikel adalah 49,89, melebihi perolehan Tiongkok sebagai pemilik jurnal terbanyak.

Tabel 2 menghimpun 9 jurnal paling produktif mencakup 38,17% dari 131 publikasi, yang diurutkan berdasarkan jumlah dokumen yang diterbitkan dan kutipan yang diperoleh. *Textile research journal* dengan 10 artikel dengan kutipan yang diterima 130 artikel yang dimiliki menunjukkan bahwa topik ini sedang dikembangkan hingga tahun 2025.

Berdasarkan jaringan kata kunci, visualisasi dilakukan menggunakan *VOSViewer* terlihat pada **Gambar 4**, menunjukkan frekuensi kemunculan kata kunci dari 131 artikel. Terdapat 4 kluster warna (biru, kuning, merah dan hijau) yang menunjukkan kelompok (cluster) yang memvisualisasikan keterkaitan *node* dalam nilai tertentu. Ukuran *node* yang besar menunjukkan semakin sering item muncul atau semakin kuat keterkaitannya. Visualisasi ini



Gambar 4. Keywords



Gambar 5. Visualisasi Berdasarkan Overlay

memperudah dalam mengidentifikasi topik-topik utama dalam kumpulan publikasi dan hubungan antar-topik atau subtema dalam kajian *defect detection* di industri tekstil.

Visualisasi **Gambar 5** menunjukkan beberapa kata kunci yang masuk pada kategori kebaruan dengan melihat warna *overlay* kuning seperti *feature extraction*, *quality inspection* dan *small targets*. Pada topik ini termasuk keterbaruan dalam mendeteksi patahan jarum jahit yang memiliki bentuk kecil menggunakan fitur ekstraksi dengan pendekatan *machine learning* berguna untuk mempermudah

kinerja klasifikasi jenis cacat dan tipe jarum jahit dalam penukuran.

Tren penelitian berdasarkan *co-occurrence keywords* yang diperoleh dari *VOSviewer* menunjukkan *defect detection* dalam konteks industri tekstil banyak dikaji bersama dengan teknologi *computer vision* dan pendekatan *machine learning*. Visualisasi **Gambar 6** menunjukkan adanya sinergi antara penelitian di bidang *textile inspection* dan *artificial intelligence*, dengan pengelompokan tema yang saling terkait kuat.

Analisis tinjauan pustaka didasarkan pada proses penyaringan yang melibatkan peninjauan kata

No	Penulis (Tahun)	Judul	Metode Ekstraksi dan Metode Klasifikasi	Hasil
			(XGBoost) - <i>Multilayer Perceptron</i> (MLP) - <i>Random Forest</i> (RF)	
4	(Xu dkk., 2023)	<i>Automated Industrial Composite Fiber Orientation Inspection Using Attention- Based Normalized Deep Hough Network</i>	Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi - <i>Hough Transform +CNN</i> (<i>Deep Hough Transform</i> (DHT))	<ul style="list-style-type: none"> - Objek deteksi adalah struktur garis sejajar (<i>line-like structures</i>) serat dalam gambar tekstur mikroskopis. - Evaluasi model menggunakan <i>F-Measure</i> (<i>F1 Score</i>), <i>Mean Absolute Error</i> (MAE), <i>Root Mean Squared Error</i> (RMSE). - AttNorm-DHN akurat dan tahan terhadap noise pada normal dataset: F1 = 0.990, MAE = 0.07°.
5	(Abdel kader, 2022)	<i>MATLAB Algorithms for diameter Measurements of Textile Yarns and Fibers through Image Processing Techniques</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Morphology</i> - <i>Circular Hough Transform</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Benang tekstil (yarn) dan serat individual (fiber) dikenali sebagai garis memanjang pada pengukuran diameter. - Validasi dilakukan dengan membandingkan hasil pengukuran dengan MATLAB dengan <i>software</i> ImageJ. - Hasil menunjukkan akurasi tinggi dengan deviasi kecil antara kedua metode: diameter benang 0.47 ± 0.03 mm (otomatis) diameter benang 0.42 ± 0.03 mm (manual).
6	(Kuo dkk., 2022)	<i>Automated Optical Inspection for Defect Identification and Classification in Actual Woven Fabric Production Lines</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Morphology</i> - <i>eigen value extractions</i> Klasifikasi (SVM)	<ul style="list-style-type: none"> - Kain tenun dengan fokus pada delapan jenis cacat, seperti <i>stain</i> (noda), <i>broken end</i> (benang lungsin putus), <i>hole</i> (lubang), dan <i>kinky weft</i> (benang pakan kusut) diukur berdasarkan analisis bentuk area cacat. - Fitur yang diekstraksi berupa luas area, rasio aspek, nilai rata-rata <i>grayscale</i>, dan arah cacat (<i>defect orientation</i>). - SVM menunjukkan akurasi sebesar 96.60% dapat membedakan berbagai jenis cacat.
7	(Lei & Li, 2022)	<i>A new approach to 3D pattern- making for the apparel industry: Graphic coding-based localization</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Hough transform and edge detection in code extraction</i> - <i>Decoding</i> - <i>Pattern generation algorithm</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Objek yang diukur adalah pola pakaian 3D yang dibentuk dari kain yang dicetak dengan kode grafis. - Deteksi pola menggunakan <i>Hough Transform</i> dan algoritma koreksi posisi (<i>BCH error correction</i>). - Validasi perangkat lunak 3D (VStitcher) dilakukan membandingkan pola digital dengan pola lipatan kain.
8	(Seçkin & Seçkin, 2022)	<i>Detection of fabric defects with intertwined frame vector feature extraction</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Gray-Level Co- Occurrence Matrix</i> (GLCM) - <i>Local Binary Pattern</i> (LBP) - <i>Gabor Filter Bank</i> (GFB) - <i>Intertwined Frame Vector</i> (IFV) Klasifikasi - <i>K-Nearest Neighbors</i> (KNN) <i>Random Forest</i> (RF)	<ul style="list-style-type: none"> - Objek yang diukur adalah cacat pada kain tekstil dengan tipe cacat berbeda seperti benang putus, kerutan, kotoran, dan simpul. - Validasi melalui pemeringkatan menggunakan metode <i>Information Gain</i> (IG) - Validasi dalam model klasifikasi menggunakan <i>20-Fold Cross Validation</i>. - Hasil klasifikasi menunjukkan bahwa IFV menghasilkan akurasi tertinggi (82.6%).

No	Penulis (Tahun)	Judul	Metode Ekstraksi dan Metode Klasifikasi	Hasil
9	(Abd-Elhamied, 2021)	<i>Prediction of Cotton Yarn's Characteristics by Image Processing and ANN</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Grayscale transformation</i> Klasifikasi - <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Benang jenis <i>ring-spun</i> dan <i>compact</i>, dengan karakteristik utama meliputi <i>tenacity</i>, <i>elongation%</i>, <i>coefficient of mass variation (CVm%)</i>, serta <i>imperfections</i> seperti <i>thin places</i>, <i>thick places</i>, dan <i>neps</i> berdasarkan bentuknya. - Nilai MAE dan MSE yang lebih rendah, menunjukkan Compact-spun lebih akurat untuk <i>tenacity</i>, <i>elongation%</i>, dan <i>CVm%</i> sedangkan Ring-spun lebih akurat untuk <i>imperfections</i> (cacat). - Penggabungan ANN dan pengolahan citra sangat efektif terbukti dengan akurasi rata-rata di atas 85%.
10	(Chen dkk., 2019)	<i>Structural characterization and measurement of nonwoven fabrics based on multi-focus image fusion</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Morphology</i> - <i>Extraction pore</i> - <i>GHM multi-wavelet algorithm</i> - <i>Hough Transform</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Serat kain <i>nonwoven</i> untuk mengukur diameter serat, orientasi serat, dan porositas yang dikenali sebagai bentuk garis. - Validasi dan evaluasi kualitas fusi menggunakan metrik seperti <i>information entropy</i>, <i>average gradient</i>, <i>mean square error</i>, <i>PSNR</i>, dan <i>standard deviation</i>. - Akurasi meningkat dengan menggunakan <i>GHM multi-wavelet fusion</i> yang dipadukan dengan <i>morphology</i> dan <i>hough transform</i>, karena citra lebih tajam dan fokus.
11	(Deotale & Sarode, 2019)	<i>Fabric Defect Detection Adopting Combined GLCM, Gabor Wavelet Features and Random Decision Forest</i>	Ekstraksi Fitur GLCM (<i>Gray-Level Co-occurrence Matrix</i>) dan <i>Gabor Wavelet</i> Klasifikasi - <i>Random Decision Forest (RDF)</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Gambar kain tenun yang diklasifikasikan sebagai cacat berdasarkan tekstur permukaannya. - Fitur seperti <i>contrast</i>, <i>homogeneity</i>, <i>angular second moment</i>, dan <i>correlation</i> dihitung dari GLCM, sedangkan <i>Gabor wavelet</i> digunakan untuk memperoleh fitur multi-skala dan multi-arah. - RDF dinyatakan handal, cepat, dan tahan terhadap <i>overfitting</i> menunjukkan akurasi hingga 98.15%.
12	(Hanbay dkk., 2019)	<i>Real-Time Detection of Knitting Fabric Defects Using Shearlet Transform</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Gray-Level Co- Occurrence Matrix (GLCM)</i> - <i>Fourier Transform</i> - <i>Wavelet-GGD</i> - <i>DST-PCA</i> Klasifikasi - <i>Artificial Neural Network (ANN)</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Deteksi deteksi berdasarkan tekstur permukaan pada kain rajut melingkar (<i>circular knitting fabric</i>), seperti <i>needle breakages</i>, <i>holes</i>, <i>press-off</i>, dan <i>gout</i>. - Validasi ANN menggunakan <i>database FDDD</i>, dengan evaluasi akurasi, sensitivitas, spesifisitas, PPV, dan NPV, menunjukkan kinerja deteksi mencapai 95.46%.
13	(Xing dkk., 2019)	<i>An image-based method for the automatic recognition of cashmere and wool fibers</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Gray Level Co- occurrence Matrix (GLCM)</i> - <i>Morphology</i> Klasifikasi - <i>K-means Clustering</i>	<ul style="list-style-type: none"> - Serat wol dan Kasmir berbentuk garis memanjang diukur berdasarkan perbedaan tekstur dan diameter. - Morfologi melalui algoritma interaktif berbasis <i>region growing</i> untuk mengekstraksi kontur dan menghitung rata-rata diameter. - Algoritma <i>k-means clustering</i> akurasi sebesar 94.29%.

No	Penulis (Tahun)	Judul	Metode Ekstraksi dan Metode Klasifikasi	Hasil
14	(Brad dkk., 2014)	<i>Defect Detection Techniques for Airbag Production Sewing Stages</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Grayscale</i> - <i>Hough Transform</i>	- Hasil jahitan dideteksi berdasarkan cacat seperti benang hilang (<i>missing stitch</i>), jahitan terlewat (<i>skipped stitch</i>), dan jahitan ganda (<i>superimposed seam</i>) pada jalur jahitan linier dan melingkar. - Validasi dilakukan dengan memeriksa urutan warna pada jalur jahitan dan menandai penyimpangan sebagai cacat.
15	(Süle, 2014)	<i>The determination of the twist level of the Chenille yarn using novel image processing methods: Extraction of axial grey-level characteristic and multi-step gradient based thresholding</i>	Ekstraksi Fitur - <i>Extraction of Axial Grayscale-Level Characteristic (EAGLC)</i> - <i>Multi-Step Gradient Based Thresholding (MSGBT)</i> - <i>Hough Transform</i>	- Benang chenille berbentuk garis memanjang sebagai objek deteksi. - Validasi hasil untuk twist dan orientasi twist diperoleh dari metode MSGBT menggunakan metode <i>Hough Transform</i> (HT).

3.2 Metode Ekstraksi Fitur dan Klasifikasi

Dari 15 artikel penelitian jurnal internasional yang ditemukan terkait klasifikasi cacat tekstil, informasi yang diperoleh dari metode ekstraksi fitur dan klasifikasi sangat krusial untuk mengenali dan membedakan pola cacat yang kompleks berdasarkan bentuk garis dan tekstur. Secara umum, informasi yang dihasilkan dari ekstraksi fitur berfokus pada karakteristik morfologi, tekstur, dan pola spasial dari objek yang dianalisis.

Metode ekstraksi fitur seperti *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), *Local Binary Pattern* (LBP), dan *Gabor Filter Bank* (GFB) banyak digunakan untuk menangkap informasi tekstur, seperti homogenitas, kontras, dan pola frekuensi lokal yang tidak dapat dilihat secara kasat mata (Seçkin dkk., 2023; Deotale & Sarode, 2019). GLCM menyediakan informasi statistik tentang hubungan spasial antar piksel, sehingga mampu mengidentifikasi tekstur seperti pola *plain*, *twill*, dan *satin* (Seçkin dkk., 2023).

Informasi yang berbasis bentuk garis, seperti *Hough Transform* dan variannya, termasuk *Deep Hough Transform* (DHT) yang terintegrasi dengan CNN, digunakan untuk mendeteksi struktur garis sejajar dan kontur benang secara presisi (Xu dkk., 2023; Abdelkader, 2022; Brad dkk., 2014). Informasi yang diperoleh berupa orientasi, panjang, dan lokasi garis-garis ini penting untuk mengidentifikasi cacat linear seperti benang putus, jahitan hilang, atau pola puntiran benang (Süle, 2014; Brad dkk., 2014). Penggunaan *deep learning* dalam transformasi Hough memperkuat kemampuan mendeteksi garis bahkan di kondisi noise tinggi (Xu dkk., 2023).

Ekstraksi fitur morfologi dan tekstur juga dimanfaatkan dalam teknik yang mengkombinasikan beberapa fitur, seperti penggabungan GLCM dan *Gabor Wavelet* yang mampu menangkap tekstur pada domain spasial dan frekuensi, sehingga memperkaya informasi klasifikasi dan meningkatkan akurasi (Deotale & Sarode, 2019), sedangkan pendekatan

seperti *Intertwined Frame Vector* (IFV) memanfaatkan informasi spasial vektor dari titik berat objek untuk meningkatkan akurasi klasifikasi cacat (Seçkin & Seçkin, 2022).

Metode ekstraksi fitur bertujuan untuk menangkap representasi karakteristik penting dari objek gambar yang mencerminkan struktur atau kecacatan (Valentino dkk., 2024; Pereira dkk., 2023; Xu dkk., 2023). Metode yang umum digunakan mencakup *Gray-Level Co-Occurrence Matrix* (GLCM), *Local Binary Pattern* (LBP), *Gabor Filter Bank* (GFB), *Fast Fourier Transform* (FFT), serta *Hough Transform* untuk mendeteksi garis dan orientasi serat (Seçkin dkk., 2023; Abdelkader, 2022; Chen dkk., 2019). Dalam konteks ini, garis dan tekstur menjadi parameter visual utama yang mampu membedakan antara kondisi normal dan cacat.

Klasifikasi dilakukan untuk mengenali jenis cacat setelah fitur diekstrak. Algoritma klasifikasi populer meliputi *Support Vector Machines* (SVM), *Artificial Neural Networks* (ANN), *Random Forest* (RF), dan *Extreme Gradient Boosting* (XGBoost), memanfaatkan informasi fitur yang telah diekstraksi untuk mengklasifikasikan jenis cacat secara tepat (Valentino dkk., 2024; Pereira dkk., 2023; Kuo dkk., 2022; Seçkin & Seçkin, 2022; Deotale & Sarode, 2019). SVM mampu menggunakan fitur morfologi dan tekstur untuk membedakan jenis cacat pada tekstil (Valentino dkk., 2024). ANN dengan arsitektur *feed-forward* juga efektif untuk mengolah fitur tekstur *grayscale* dan bentuk dalam mendeteksi cacat (Pereira dkk., 2023). Validasi metode klasifikasi umumnya dilakukan menggunakan *cross-validation* dan berbagai metrik evaluasi untuk memastikan bahwa informasi fitur yang diolah dapat mewakili karakteristik cacat secara menyeluruh.

Informasi dari ekstraksi fitur dan klasifikasi sangat membantu dalam otomatisasi inspeksi kualitas tekstil, dengan kemampuan mengenali cacat dan variasi tekstur jarum jahit sebagai objek penelitian

yang diukur berdasarkan bentuk dan tekstur yang berupa kumpulan data kuantitatif dan deskriptif tentang karakteristik visual dan struktural objek yang diproses oleh algoritma secara akurat.

3.3 Metode Deteksi Cacat dan Pengukuran Jarum Jahit

Computer Vision berfokus pada bagaimana komputer dapat "melihat" dan memahami isi gambar atau video secara otomatis. Teknologi ini memanfaatkan teknik pengolahan citra digital seperti segmentasi, ekstraksi tepi, transformasi morfologi, dan deteksi bentuk (*Hough Transform*) untuk memperoleh informasi visual dari gambar. Proses ini umumnya bersifat prosedural dan deterministik, di mana algoritma secara langsung memproses piksel untuk mendeteksi pola visual tertentu.

Teknologi penglihatan komputer (*computer vision*) merupakan solusi potensial dalam mendukung otomatisasi deteksi cacat jarum jahit karena unggul dalam hal konsistensi, kecepatan, objektivitas, dan presisi (Brosnan & Sun, 2004). Penggunaannya telah banyak diterapkan di sektor pertanian dan tekstil, termasuk untuk mengeliminasi benda asing seperti kapas dan wol (Abouelela dkk., 2005; Zhang dkk., 2005a; Su dkk., 2006). Jarum patah dapat dikategorikan sebagai benda asing yang berdampak terhadap kualitas produk, namun sulit dikenali secara manual karena bentuknya yang kecil dan menyerupai garis tipis (Chen dkk., 2021; Lei dkk., 2020).

Machine Learning memungkinkan komputer belajar dari data untuk membuat prediksi atau keputusan. *Machine learning* memerlukan fitur hasil ekstraksi dari gambar (seperti tekstur, bentuk, ukuran, atau intensitas) untuk dilatih. Setelah melalui pelatihan, model dapat mengenali pola baru dengan akurasi tinggi berdasarkan data yang telah dipelajari. Penggabungan teknologi kecerdasan buatan, terutama pembelajaran mesin, telah menunjukkan hasil signifikan dalam pengenalan pola dan deteksi objek (Das dkk., 2023). Beberapa studi mendukung efektivitas ekstraksi fitur dan klasifikasi seperti GLCM-ANN (Kwak dkk., 2000), morfologi (Mak dkk., 2009), GLCM-Gabor-SVM (Salem & Nasri, 2010), hingga SVM-ANN (Joshi dkk., 2020). Kuo dkk. (2022) menunjukkan akurasi tinggi (96,6%) dan efisiensi deteksi (0,125 detik/gambar) dibanding metode tradisional. Pereira dkk. (2023) menekankan penggunaan transformasi *grayscale* dan morfologi untuk prediksi melalui ANN. Kombinasi perpaduan metode ekstraksi dan klasifikasi terbukti memberikan hasil akurasi yang tinggi, algoritma XGBoost mencapai 98.7% pada klasifikasi tekstur (Seçkin dkk., 2023) dan SVM hingga mencapai 96.6% dalam mengklasifikasikan delapan jenis cacat (Kuo dkk., 2022).

Untuk memastikan bahwa model klasifikasi bekerja secara andal, penerapan validasi silang (*cross-validation*), khususnya *K-Fold Cross Validation*, sebagai metode evaluasi. Teknik ini membagi data pelatihan ke dalam beberapa subset (*fold*), dan melatih serta menguji model secara bergiliran di tiap *fold* untuk menghindari bias dan *overfitting* (Valentino dkk.,

2024). Performa model dalam mengenali kondisi cacat yang diuji secara menyeluruh dan objektif, memastikan bahwa sistem tidak hanya akurat pada data pelatihan, tetapi juga handal diterapkan pada data baru.

Berdasarkan telaah terhadap 15 penelitian terdahulu, sebagian besar studi lebih berfokus pada penggunaan metode pengolahan citra tradisional (*computer vision*) saja seperti morfologi, transformasi Hough, atau GLCM untuk ekstraksi fitur, atau pada klasifikasi berbasis *machine learning* saja tanpa penggabungan mendalam antara keduanya. Meskipun beberapa penelitian telah menggunakan ekstraksi fitur dari gambar dan menggabungkannya dengan model klasifikasi seperti SVM atau ANN, tidak ditemukan studi yang secara eksplisit mengintegrasikan pendekatan *computer vision* untuk deteksi visual awal dengan dukungan *machine learning* sebagai sistem klasifikasi adaptif dan cerdas secara menyeluruh.

Integrasi teknik ekstraksi fitur berbasis garis dan tekstur, serta klasifikasi berbasis *machine learning* tidak hanya relevan untuk deteksi cacat kain, serat dan benang, tetapi sangat potensial untuk diterapkan dalam pengujian kualitas jarum jahit pada industri tekstil, mengingat kesamaan karakteristik visual dan kebutuhan akan presisi dalam proses produksi (Hanbay dkk., 2019; Abd-Elhamied, 2021). Penelitian ini menempati posisi unik karena secara eksplisit menggabungkan teknik *computer vision* seperti morfologi, GLCM, dan *Hough Transform* untuk mendeteksi dan mengekstrak fitur dari citra jarum jahit, dengan pendekatan *machine learning* seperti SVM untuk mengklasifikasikan kondisi patahan atau cacat jarum secara otomatis. Pendekatan gabungan ini memungkinkan sistem tidak hanya mendeteksi objek secara visual, tetapi juga belajar dari pola-pola patahan sebelumnya, sehingga sistem lebih responsif, adaptif, dan akurat dalam mendeteksi berbagai jenis kegagalan pada jarum. Belum ada penelitian sebelumnya yang memfokuskan pada objek jarum jahit dan mengkombinasikan penuh antara *visual detection* dan *intelligent classification*, menjadikan penelitian ini sebagai kontribusi orisinal dalam ranah inspeksi kualitas berbasis visi komputer dan *machine learning*. Penelitian ini berfokus pada pengukuran dimensi dan pengenalan patahan jarum jahit berdasarkan kebutuhan Perusahaan XYZ untuk mempercepat proses penukaran dan menghindari kelalaian dalam penemuan ukuran patahan jarum jahit.

4. Kesimpulan

Penelitian ini menunjukkan pentingnya integrasi antara pendekatan *Computer Vision* dan *Machine Learning* dalam sistem deteksi otomatis untuk pengujian kualitas jarum jahit pada industri tekstil. *Computer Vision* berperan dalam mengekstraksi fitur visual penting seperti bentuk, garis, dan tekstur menggunakan teknik morfologi, GLCM, serta *Hough Transform*. Sementara itu, algoritma *Support Vector Machine* (SVM), digunakan untuk mengklasifikasikan kondisi patahan jarum secara otomatis berdasarkan fitur yang telah diolah. Validasi performa model dilakukan menggunakan *K-*

Fold Cross Validation untuk memastikan sistem tidak hanya akurat terhadap data pelatihan tetapi juga handal terhadap data baru dalam konteks dunia nyata guna menghindari bias dan *overfitting* serta meningkatkan generalisasi model.

Dari kajian terhadap 15 jurnal terdahulu, diketahui bahwa sebagian besar studi masih memisahkan penggunaan teknik ekstraksi visual dan klasifikasi cerdas, serta belum menjadikan objek jarum jahit sebagai fokus penelitian. Penerapan pendekatan gabungan secara eksplisit ini menawarkan kontribusi orisinal dalam ranah inspeksi visual berbasis data. Secara keseluruhan, sistem yang dikembangkan tidak hanya mampu mendeteksi fitur visual dari patahan jarum, tetapi juga dapat belajar dari data sebelumnya untuk mengenali pola cacat dengan presisi tinggi. Oleh karena itu, integrasi metode ini sangat potensial untuk diterapkan sebagai solusi otomatisasi dalam mendeteksi dan mengklasifikasikan kondisi jarum jahit secara cepat dan akurat, guna meningkatkan efisiensi serta mengurangi kesalahan manusia dalam produksi tekstil industri.

5. Daftar Pustaka

- Abd-Elhamied, M. R., Hashima, W. A., ElKateb, S., Elhawary, I., & El-Geiheini, A. (2022). Prediction of cotton yarn's characteristics by image processing and ANN. *Alexandria Engineering Journal*, *61*(4), 3335-3340. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.08.057>
- Abdelkader, M. (2022). MATLAB Algorithms for Diameter Measurements of Textile Yarns and Fibers through Image Processing Techniques. *Materials*, *15*(4). <https://doi.org/10.3390/ma15041299>
- Abouelela, A., Abbas, H. M., Eldeeb, H., Wahdan, A. A., & Nassar, S. M. (2005). Automated vision system for localizing structural defects in textile fabrics. *Pattern Recognition Letters*, *26*(10), 1435-1443. <https://doi.org/10.1016/j.patrec.2004.11.016>
- Bhardwaj, A. K., Garg, A., Ram, S., Gajpal, Y., & Zheng, C. (2020). Research trends in green product for environment: A bibliometric perspective. *International Journal of Environmental Research and Public Health*, *17*(22), 1-21. <https://doi.org/10.3390/ijerph17228469>
- Brad, R., Barac, L., & Brad, R. (2014). Defect Detection Techniques for Airbag Production Sewing Stages. *Journal of Textiles*, *2014*, 1-7. <https://doi.org/10.1155/2014/738504>
- Branscomb, D., & Beale, D. G. (2011). Fault detection in braiding utilizing low-cost USB machine vision. *Journal of the Textile Institute*, *102*(7), 568-581. <https://doi.org/10.1080/00405000.2010.498174>
- Chen, Y., Deng, N., Xin, B. J., Xing, W. Y., & Zhang, Z. Y. (2019). Structural characterization and measurement of nonwoven fabrics based on multi-focus image fusion. *Measurement*, *141*, 356-363. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.04.034>
- Chen, Y., Ding, Y., Zhao, F., Zhang, E., Wu, Z., & Shao, L. (2021). Surface defect detection methods for industrial products: A review. In *Applied Sciences (Switzerland)* (Vol. 11, Issue 16). MDPI AG. <https://doi.org/10.3390/app11167657>
- Das, S., Wahi, A., & Jayaram, S. (2023). Defect detection in textiles using back propagation neural classifier. *Materials Protection*, *64*(3), 308-313. <https://doi.org/10.5937/zasmat2303308D>
- Deotale, N. T., & Sarode, T. K. (2019). Fabric defect detection adopting combined GLCM, Gabor wavelet features and random decision forest. *3D Research*, *10*, 1-13. <https://doi.org/10.1007/s13319-019-0215-1>
- Farrukh, M., Meng, F., Raza, A., & Tahir, M. S. (2020). Twenty-seven years of Sustainable Development Journal: A bibliometric analysis. *Sustainable Development*, *28*(6), 1725-1737. <https://doi.org/10.1002/sd.2120>
- Hanbay, K., Talu, M. F., Özgüven, Ö. F., & Öztürk, D. (2019). Real-Time Detection of Knitting Fabric Defects Using Shearlet Transform. *Tekstil Ve Konfeksiyon*. <https://doi.org/10.32710/tekstilvekonfeksiyon.448737>
- Joshi, K. D., Chauhan, V., & Surgenor, B. (2020). A flexible machine vision system for small part inspection based on a hybrid SVM/ANN approach. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *31*(1), 103-125. <https://doi.org/10.1007/s10845-018-1438-3>
- Kuo, C. F. J., Wang, W.-R., & Barman, J. (2022). Automated Optical Inspection for Defect Identification and Classification in Actual Woven Fabric Production Lines. *Sensors*, *22*(19), 7246. <https://doi.org/10.3390/s22197246>
- Kwak, C., Ventura, J. A., & Tofang-Sazi, K. (2000). A Neural Network Approach for Defect Identification and Classification on Leather Fabric. *Journal of Intelligent Manufacturing*, *11*(5), 485-499. <https://doi.org/10.1023/A:1008974314490>
- Lei, B., Ren, Y., Wang, N., Huo, L., & Song, G. (2020). Design of a new low-cost unmanned aerial vehicle and vision-based concrete crack inspection method. *Structural Health Monitoring*, *19*(6), 1871-1883. <https://doi.org/10.1177/1475921719898862>
- Lei, G., & Li, X. (2022). A new approach to 3D pattern-making for the apparel industry: Graphic coding-based localization. *Computers in Industry*, *136*, 103587. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2021.103587>
- Lieberman, M. A., Bragg, C. K., & Brennan, S. N. (1998). Determining Gravimetric Bark Content in Cotton with Machine Vision. *Textile Research Journal*, *68*(2), 94-104. <https://doi.org/10.1177/004051759806800203>

- Mak, K. L., Peng, P., & Yiu, K. F. C. (2009). Fabric defect detection using morphological filters. *Image and Vision Computing*, 27(10), 1585–1592. <https://doi.org/10.1016/j.imavis.2009.03.007>
- Mengist, W., Soromessa, T., & Legese, G. (2020). Ecosystem services research in mountainous regions: A systematic literature review on current knowledge and research gaps. *Science of The Total Environment*, 702, 134581. <https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2019.134581>
- Millman, M. P., Acar, M., & Jackson, M. R. (2001). Computer vision for textured yarn interlace (nip) measurements at high speeds. *Mechatronics*, 11(8), 1025–1038. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0957-4158\(00\)00056-8](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0957-4158(00)00056-8)
- Pereira, F., Macedo, A., Pinto, L., Soares, F., Vasconcelos, R., Machado, J., & Carvalho, V. (2023). Intelligent Computer Vision System for Analysis and Characterization of Yarn Quality. *Electronics (Switzerland)*, 12(1). <https://doi.org/10.3390/electronics12010236>
- Ramos-Giraldo, P., Reberg-Horton, C., Locke, A. M., Mirsky, S., & Lobaton, E. (2020). Drought Stress Detection Using Low-Cost Computer Vision Systems and Machine Learning Techniques. *IT Professional*, 22(3), 27–29. <https://doi.org/10.1109/MITP.2020.2986103>
- Salem, Y. Ben, & Nasri, S. (2010). Automatic recognition of woven fabrics based on texture and using SVM. *Signal, Image and Video Processing*, 4(4), 429–434. <https://doi.org/10.1007/s11760-009-0132-5>
- Seçkin, M., Seçkin, A. Ç., Demircioglu, P., & Bogrekci, I. (2023). FabricNET: A Microscopic Image Dataset of Woven Fabrics for Predicting Texture and Weaving Parameters through Machine Learning. *Sustainability*, 15(21), 15197. <https://doi.org/10.3390/su152115197>
- Seçkin, A. Ç., & Seckin, M. (2022). Detection of fabric defects with intertwined frame vector feature extraction. *Alexandria Engineering Journal*, 61(4), 2887–2898. <https://doi.org/10.1016/j.aej.2021.08.017>
- Süle, İ. (2014). The determination of the twist level of the Chenille yarn using novel image processing methods: Extraction of axial grey-level characteristic and multi-step gradient based thresholding. *Digital Signal Processing*, 29, 78–99. <https://doi.org/10.1016/j.dsp.2013.12.015>
- Tantaswadi, P., Vilainatre, J., Tamaree, N., & Viraiwan, P. (1999). Machine Vision for Automated Visual Inspection of Cotton Quality in Textile Industries Using Color Isodiscrimination Contour. *Computers & Industrial Engineering*.
- Valentino, M., Behal, J., Tonetti, C., Carletto, R. A., Itri, S., Memmolo, P., ... & Ferraro, P. (2024). Discernment of textile fibers by polarization-sensitive Digital Holographic microscope and machine learning. *Optics and Lasers in Engineering*, 181, 108395. <https://doi.org/10.1016/j.optlaseng.2024.108395>
- Xing, W., Deng, N., Xin, B., Wang, Y., Chen, Y., & Zhang, Z. (2019). An image-based method for the automatic recognition of cashmere and wool fibers. *Measurement*, 141, 102–112. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2019.04.015>
- Zhang, L., Dehghani, A., Su, Z., King, T., Greenwood, B., & Levesley, M. (2005a). Development of a mechatronic sorting system for removing contaminants from wool. *IEEE/ASME Transactions on Mechatronics*, 10(3), 297–304. <https://doi.org/10.1109/TMECH.2005.848298>
- Zhang, L., Dehghani, A., Su, Z., King, T., Greenwood, B., & Levesley, M. (2005b). Real-time automated visual inspection system for contaminant removal from wool. *Real-Time Imaging*, 11(4), 257–269. <https://doi.org/10.1016/j.rti.2004.09.003>
- Zhang, L., Levesley, M., Dehghani, A., & King, T. (2005). Integration of sorting system for contaminant removal from wool using a second computer. *Computers in Industry*, 56(8–9), 843–853. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2005.05.011>