

Pengenalan Instrumen Bedah Menggunakan Deskriptor Geometris Berbasis Kontur

Fica Aida Nadhifatul Aini^{1*}, Siti Duratun Nasiqiati Rosady², Talifatim Machfuroh², Zakiah Amalia¹, Tri Luhur Indayanti Sugata³

¹ Program Studi Teknik Mesin Produksi dan Perawatan, Politeknik Negeri Malang, Indonesia

² Program Studi Teknik Mesin, Politeknik Negeri Malang, Indonesia

³ Program Studi Sistem Informasi, Universitas Pembangunan Nasional "Veteran" Jawa Timur, Indonesia

* Corresponding author: fica.aida@polinema.ac.id

Sitasi: F. A. N. Aini, S. D. N. Rosady, T. Machfuroh, Z. Amalia, and T. L. I. Sugata, "Pengenalan Instrumen Bedah Menggunakan Deskriptor Geometris Berbasis Kontur," *Jurnal Teknologi Informasi dan Multimedia*, vol. 8, no. 3, pp. 770–776, 2026.

Diterima : 18-08-2026
Direvisi : 26-08-2026
Disetujui : 31-08-2026

Copyright: © 2026 oleh para penulis. Karya ini dilisensikan di bawah Creative Commons Attribution-Share Alike 4.0 International License.

Abstrak. Pengenalan instrumen bedah merupakan komponen penting dalam bedah berbantuan robot untuk mengidentifikasi jenis alat yang digunakan secara presisi. Penelitian ini mengkaji penggunaan deskriptor geometris berbasis kontur untuk mengenali instrumen bedah tanpa proses pelatihan model (*training-free*). Pendekatan yang diusulkan mengekstrak kontur instrumen dan menghitung tiga deskriptor geometris, yaitu *Aspect Ratio*, *Solidity*, dan *Contour Ratio*. Nilai deskriptor objek masukan dibandingkan dengan deskriptor referensi offline menggunakan jarak Euclidean. Evaluasi dilakukan menggunakan dataset primer laboratorium yang diakuisisi menggunakan kamera Logitech Brio 4K (1080p, 60 fps) pada jarak 30 cm, iluminasi 300 lux, dan latar belakang kain hijau polos. Dataset pengujian terdiri dari 10 citra yang memuat 30 instance instrumen terkontrol (masing-masing 10 instance untuk *Tissue Forceps*, *Dressing Forceps*, dan *Mayo-Hegar Needle Holder*). Pada dataset pengujian spesifik ini, metode berhasil mencapai akurasi pengenalan sebesar 100% dengan waktu pemrosesan rata-rata 59,31 ms per citra. Meskipun memperoleh akurasi sempurna pada kondisi pengujian laboratorium terkontrol, hasil ini diinterpretasikan secara terbatas pada kondisi lingkungan uji dan belum mencerminkan generalisasi pada citra bedah nyata yang kompleks.

Kata kunci: pengenalan instrumen bedah, deskriptor berbasis kontur, fitur geometris, jarak Euclidean, pengolahan citra.

Abstract. Surgical instrument recognition is a critical component in robot-assisted surgery for precisely identifying the types of instruments being utilized. This study investigates the application of contour-based geometric descriptors to recognize surgical instruments without requiring a model training process (*training-free*). The proposed approach extracts instrument contours and calculates three geometric descriptors: *Aspect Ratio*, *Solidity*, and *Contour Ratio*. The descriptor values of the input objects are compared against an offline reference descriptor matrix using the Euclidean distance measure. The main contributions of this study lie in proposing a lightweight and training-free surgical instrument recognition scheme utilizing a combination of three contour-based geometric descriptors, as well as providing a transparent and traceable (explainable) classification decision mechanism based on Euclidean distance similarity comparison across classes. Evaluation was performed using a primary laboratory dataset acquired with a Logitech Brio 4K camera (1080p, 60 fps) at a distance of 30 cm, an illumination of 300 lux, and a plain green cloth background. The testing dataset comprised 10 images containing 30 controlled instrument instances (10 instances each for *Tissue Forceps*, *Dressing Forceps*, and *Mayo-Hegar Needle Holder*). On this specific testing dataset, the proposed method achieved a recognition accuracy of 100% with an average processing time of 59.31 ms per image. Although obtaining perfect accuracy under controlled laboratory conditions, these results are interpreted strictly within the limits of the experimental environment and do not yet reflect generalization to complex real-world surgical images.

Keywords: surgical instrument recognition, contour-based descriptors, geometric features, Euclidean distance, image processing.

1. Pendahuluan

Pengenalan instrumen bedah merupakan salah satu komponen penting dalam pengembangan sistem bedah berbantuan robot dan *computer-assisted surgery*. Kemampuan untuk mengidentifikasi instrumen secara otomatis dapat mendukung pemantauan prosedur, analisis tindakan bedah, dan pengembangan sistem robotik yang membutuhkan informasi visual mengenai instrumen yang digunakan. Seiring meningkatnya penggunaan kecerdasan buatan dalam analisis citra bedah, pengenalan, deteksi, dan segmentasi instrumen menjadi salah satu bidang penelitian yang berkembang dalam *computer vision* untuk aplikasi medis [1, 2]. Perkembangan tersebut juga didukung oleh adanya berbagai *benchmark* dan dataset yang digunakan untuk mengevaluasi kemampuan sistem dalam melakukan segmentasi maupun persepsi instrumen bedah [1, 3].

Pendekatan berbasis *deep learning* saat ini banyak digunakan untuk mendeteksi dan mengenali instrumen bedah. *Convolutional neural networks* (CNN) dan berbagai model *object detection* telah menunjukkan kemampuan yang baik dalam mengenali instrumen pada citra dan video bedah [4, 5]. Model seperti YOLO juga telah digunakan untuk memperoleh pengenalan instrumen secara otomatis dan mendukung pemrosesan secara *real-time* [5–7]. Pendekatan berbasis kecerdasan buatan juga telah dikembangkan untuk mendeteksi dan menghitung instrumen secara otomatis pada skenario klinis [8], serta meningkatkan kemampuan deteksi melalui penggabungan fitur pada jaringan *convolutional* [9]. Meskipun demikian, keterbatasan utama yang dihadapi adalah tingginya ketergantungan model *deep learning* pada dataset berlabel berukuran besar, kebutuhan daya komputasi serta memori GPU yang tinggi, serta sifatnya yang *black-box* sehingga sulit ditelusuri alur keputusan klasifikasinya. Kajian sistematis mengenai pengenalan instrumen bedah menunjukkan bahwa ketersediaan anotasi data medis yang terbatas masih menjadi kendala utama [2, 10]. Permasalahan ini mendorong kebutuhan akan metode alternatif yang tidak bergantung pada proses pembelajaran model (*training-free*), lebih ringan, efisien, dan transparan untuk diterapkan pada perangkat mikro (*embedded system*) robot bedah berdaya komputasi terbatas.

Bentuk merupakan salah satu karakteristik visual yang dapat digunakan untuk mengenali objek. Representasi bentuk berbasis kontur menggambarkan objek berdasarkan batas geometrisnya dan telah banyak digunakan dalam masalah *shape representation* dan *object recognition* [11, 12]. Informasi kontur diperoleh melalui proses penelusuran batas objek pada citra biner [13, 14]. Berbagai *shape descriptor* telah dikembangkan untuk merepresentasikan karakteristik objek secara numerik [12, 15]. Pemilihan tiga deskriptor geometris berbasis kontur dalam penelitian ini didasarkan pada alasan fungsional yang spesifik: *Aspect Ratio* (AR) dipilih untuk membedakan proporsi umum rasio panjang terhadap lebar instrumen; *Solidity* (S) digunakan untuk mengukur tingkat kepadatan dan area kekosongan/rongga pada ujung penjepit atau pegangan (*jaw/handle*); serta *Contour Ratio* (CR) yang dibentuk dari perbandingan AR/S difungsikan khusus untuk mempertegas kompleksitas lekukan dan gerigi halus tepi luar objek.

Pada pengenalan instrumen bedah, beberapa penelitian menggunakan ekstraksi fitur visual bersama algoritma seperti *K-Nearest Neighbor* (K-NN) [16, 17]. Namun, terdapat *gap* penelitian di mana penggunaan kombinasi deskriptor geometris kontur sederhana secara langsung tanpa pelatihan model (*training-free*) untuk mencocokkan instrumen dengan deskriptor referensi menggunakan ukuran jarak Euclidean belum dievaluasi secara eksplisit tingkat presisi dan efisiensinya.

Untuk mengatasi *gap* tersebut, penelitian ini bertujuan untuk mengevaluasi skema pengenalan tiga kelas instrumen bedah menggunakan kombinasi deskriptor geometris kontur berbasis jarak Euclidean minimum. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah mengusulkan skema pengenalan instrumen bedah yang ringan dan *training-free* dengan memanfaatkan kombinasi tiga deskriptor geometris berbasis kontur tanpa membutuhkan proses pelatihan model yang kompleks. Selain

itu, penelitian ini juga menyediakan mekanisme pengambilan keputusan klasifikasi yang transparan dan dapat ditelusuri (*explainable*) berdasarkan perbandingan tingkat kemiripan nilai jarak Euclidean antar-kelas.

2. Bahan dan Metode

2.1. Data Penelitian dan Akuisisi Citra

Data yang digunakan dalam penelitian ini merupakan dataset primer yang diakuisisi secara mandiri di laboratorium. Objek uji terdiri dari tiga kelas instrumen bedah standar, yaitu *Tissue Forceps* (Kelas A), *Dressing Forceps* (Kelas B), dan *Mayo-Hegar Needle Holder* (Kelas C). Proses pengambilan citra dilakukan menggunakan kamera *webcam* Logitech Brio 4K dengan resolusi tangkapan 1920×1080 piksel (1080p, 60 fps). Kamera dipasang tegak lurus (*top-down view*) pada jarak 30 cm di atas objek. Kondisi pencahayaan dijaga stabil pada iluminasi 300 lux menggunakan pencahayaan ruangan tertutup, dan latar belakang berupa kain hijau polos berkontras tinggi digunakan untuk mempermudah segmentasi.

Penting untuk ditegaskan bahwa data yang digunakan untuk membentuk nilai deskriptor referensi dipisahkan secara tegas dari data pengujian sistem. Matriks deskriptor referensi dibentuk secara offline dari citra acuan independen. Sedangkan untuk tahap pengujian kinerja, digunakan set data terpisah yang terdiri dari 10 citra uji masukan yang memuat total 30 instance instrumen (setiap kelas terdiri dari 10 instance terdistribusi seimbang).

2.2. Tahapan Penelitian

Metode pengenalan instrumen terdiri dari beberapa tahapan sequential: preprocessing citra dan segmentasi, ekstraksi kontur dan ekstraksi fitur geometris, pembentukan deskriptor referensi offline, perhitungan *Euclidean distance*, dan klasifikasi kelas instrumen.

2.3. Preprocessing dan Ekstraksi Kontur

Citra masukan BGR diproses untuk memisahkan objek instrumen (*foreground*) dari latar belakang hijau (*background*). Konversi ruang warna dilakukan dari BGR ke HSV (*Hue, Saturation, Value*). Segmentasi foreground-background dilakukan dengan mengambil saluran *Saturation* (saluran ke-1) karena memiliki tingkat kontras paling membedakan antara kain hijau dan permukaan instrumen logam. Thresholding biner dilakukan secara otomatis menggunakan metode Otsu (*Otsu's Thresholding*) yang dikombinasikan dengan pengambangan biner terbalik (*THRESH_BINARY_INV*) sesuai Persamaan (1):

$$\text{thr} = \text{Threshold}(\text{HSV}_{\text{Saturation}}, 50, 255, \text{THRESH_BINARY_INV} \mid \text{THRESH_OTSU}) \quad (1)$$

Setelah citra biner terbentuk, pemisahan 3 objek instrumen dalam satu citra dilakukan secara individual melalui penelusuran batas kontur terluar menggunakan algoritma *RETR_EXTERNAL* dengan mode aproksimasi *CHAIN_APPROX_NONE*. Pembersihan derau (*noise filtering*) dan pengeliminasian kontur non-instrumen (seperti derau bayangan atau kontur mikro) dilakukan melalui filter batas area (*A*). Kontur dengan luas area $A \leq 100$ piksel atau $A \geq 100.000$ piksel secara otomatis dibuang. Hanya kontur yang memenuhi rentang $100 < A < 100.000$ piksel yang dipertahankan sebagai objek instrumen valid.

2.4. Deskriptor Geometris

Tiga deskriptor geometris diekstraksi dari setiap kontur instrumen valid. Deskriptor pertama adalah *Aspect Ratio* (*AR*) yang dihitung berdasarkan *rotated rectangle* (kotak pembungkus terkecil yang diputar) untuk mengatasi variasi orientasi objek, sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (2):

$$AR = \frac{H}{W} \quad (2)$$

dengan H dan W berturut-turut merupakan tinggi dan lebar dari *rotated rectangle*.

Deskriptor kedua adalah *Solidity* (S) yang menggambarkan tingkat kepadatan objek terhadap *convex hull*-nya. Nilai *Solidity* dihitung sesuai dengan Persamaan (3):

$$S = \frac{A}{A_h} \quad (3)$$

di mana A adalah luas area kontur objek dan A_h adalah luas area *convex hull*.

Selanjutnya, deskriptor ketiga adalah *Contour Ratio* (CR) yang dihitung sebagai rasio antara *Aspect Ratio* dan *Solidity* untuk menguatkan karakteristik ketajaman dan kompleksitas gerigi pada tepi luar kontur instrumen, seperti yang disajikan pada Persamaan (4):

$$CR = \frac{AR}{S} \quad (4)$$

Kombinasi ketiga deskriptor ini memberikan representasi geometris yang komplementer untuk membedakan bentuk masing-masing kelas instrumen bedah.

2.5. Pembentukan Deskriptor Referensi

Deskriptor referensi dibentuk secara offline dari sampel acuan terpisah dan disimpan dalam matriks basis data $\mathbf{R}$ berukuran 3×3 untuk variabel $[CR, S, AR]$. Bentuk dan susunan matriks referensi tersebut ditunjukkan pada Persamaan (5):

$$\mathbf{R} = \begin{bmatrix} r_0 \\ r_1 \\ r_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 4,776683 & 0,413665 & 1,975945 \\ 40,783466 & 0,223123 & 9,099711 \\ 5,700289 & 0,493062 & 2,810594 \end{bmatrix} \quad (5)$$

di mana baris r_0 , r_1 , dan r_2 berturut-turut merepresentasikan nilai referensi untuk *Tissue Forceps* (Kelas A), *Dressing Forceps* (Kelas B), dan *Mayo-Hegar Needle Holder* (Kelas C).

2.6. Pengenalan Berdasarkan Euclidean Distance

Untuk setiap objek ke- a yang terdeteksi dari penelusuran kontur, terbentuk vektor fitur masukan $\mathbf{x}_a = [CR_x, S_x, AR_x]$. Perhitungan jarak Euclidean terhadap deskriptor referensi kelas ke- i ($i \in \{0, 1, 2\}$) dihitung berdasarkan Persamaan (6):

$$d(\mathbf{x}_a, r_i) = \sqrt{(CR_x - CR_{r_i})^2 + (S_x - S_{r_i})^2 + (AR_x - AR_{r_i})^2} \quad (6)$$

Kelas instrumen ditentukan berdasarkan indeks b yang menghasilkan jarak terkecil (*minimum distance*), sebagaimana dirumuskan pada Persamaan (7):

$$b = \arg \min_{i \in \{0, 1, 2\}} d(\mathbf{x}_a, r_i) \quad (7)$$

2.7. Evaluasi Kinerja

Akurasi pengenalan dihitung dengan membandingkan jumlah prediksi benar terhadap total objek uji ($N_{\text{total}} = 30$). Waktu pemrosesan diukur menggunakan pustaka `std::chrono` pada C++ dalam milidetik per citra.

3. Hasil

3.1. Hasil Pengenalan Berdasarkan Euclidean Distance

Pengujian dilakukan terhadap 10 citra uji independen yang memuat total 30 instance objek instrumen bedah. Hasil pengujian menunjukkan bahwa seluruh objek berhasil diprediksi sesuai kelasnya. Tabel 1 menampilkan contoh perhitungan nilai jarak Euclidean pada dua citra uji.

Tabel 1. Contoh hasil perhitungan Euclidean distance dan keputusan kelas

Image	Object (a)	Jarak A (r_0)	Jarak B (r_1)	Jarak C (r_2)	Prediksi
1	0	0.136	37.587	1.379	A
1	1	40.497	3.796	38.960	B
1	2	1.375	37.510	0.030	C
2	0	0.058	38.155	1.317	A
2	1	41.063	4.355	39.525	B
2	2	1.520	37.283	0.278	C

3.2. Akurasi Pengenalan

Hasil pengujian pada 30 objek uji (masing-masing 10 objek per kelas) menunjukkan bahwa seluruh objek berhasil terklasifikasi dengan benar tanpa ada kesalahan (Tabel 2). Meskipun mencapai akurasi pengenalan 100%, capaian ini harus diinterpretasikan secara hati-hati mengingat ukuran dataset pengujian yang relatif kecil ($N = 30$) dan kondisi pencahayaan laboratorium yang sangat terkontrol.

Tabel 2. Hasil akurasi pengenalan pada set data pengujian

Kelas Instrumen	Total Objek Uji	Prediksi Benar	Akurasi (%)
Tissue Forceps (A)	10	10	100
Dressing Forceps (B)	10	10	100
Mayo-Hegar (C)	10	10	100
Total	30	30	100

3.3. Analisis Nilai Jarak Euclidean

Nilai statistik jarak minimum Euclidean disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Statistik nilai minimum Euclidean distance berdasarkan kelas

Kelas	Jumlah Objek	Rata-rata (<i>Mean</i>)	Rentang (<i>Range</i>)
A	10	0,179	0,000 – 0,418
B	10	5,490	0,000 – 10,753
C	10	0,272	0,000 – 0,813

Terlihat bahwa rata-rata dan rentang jarak pada kelas *Dressing Forceps* (B) jauh lebih besar (mean 5,490; rentang 0,000–10,753) dibandingkan kelas A dan C (mean di bawah 0,3). Hal ini terjadi karena *Dressing Forceps* memiliki tekstur gerigi/serrasi halus yang sangat rapat sepanjang garis tepi ujung penjepitnya. Variasi kecil saat segmentasi biner menyebabkan fluktuasi penelusuran piksel kontur gerigi tersebut, yang secara signifikan memperbesar variasi deskriptor *Contour Ratio* ($CR = AR/S$). Kendati demikian, jarak tersebut tetap jauh lebih kecil dibanding jarak ke kelas A atau C ($\approx 37 - -41$), sehingga tidak menimbulkan kesalahan klasifikasi.

3.4. Waktu Pemrosesan

Pengukuran waktu eksekusi menunjukkan bahwa waktu pemrosesan rata-rata untuk memproses 1 citra masukan (yang berisi 3 objek sekaligus) hingga menghasilkan label klasifikasi adalah sebesar 59,31 ms per citra (diukur dari akumulasi waktu 10 citra uji dibagi 10). Nilai ini mengonfirmasi kelayakan metode untuk diterapkan secara *real-time* ($\approx 16,86$ frame per detik).

4. Pembahasan

4.1. Studi Ablasi (*Ablation Study*)

Untuk mengevaluasi kontribusi masing-masing deskriptor geometris, dilakukan studi ablasi dengan menguji performa klasifikasi menggunakan kombinasi fitur yang berbeda pada dataset yang sama (Tabel 4).

Tabel 4. Hasil studi ablasi kombinasi deskriptor geometris

Kombinasi Fitur	Akurasi (%)	Keterangan Separabilitas
<i>AR</i> saja	73,33%	Terdapat <i>overlap</i> antara Kelas A dan C
<i>S</i> saja	66,67%	Sulit membedakan Kelas A dan C
<i>CR</i> saja	90,00%	Baik memisahkan Kelas B, tetapi A & C bervariasi
<i>AR</i> + <i>S</i>	86,67%	Pemisahan belum optimal
<i>AR</i> + <i>S</i> + <i>CR</i> (Diusulkan)	100,00%	Pemisahan sempurna antar seluruh kelas

Hasil studi ablasi pada Tabel 4 membuktikan bahwa penggunaan tunggal *AR* atau *S* tidak cukup diskriminatif. Penggabungan ketiga deskriptor (*AR* + *S* + *CR*) terbukti memberikan representasi geometris yang komplementer sehingga menghasilkan pemisahan ruang fitur yang optimal.

4.2. Perbandingan dengan Penelitian Terdahulu

Meskipun algoritma K-NN [16, 17] juga termasuk dalam kategori *lazy learning* yang tidak melakukan proses pelatihan bobot secara iteratif, K-NN tetap membutuhkan penyimpanan sekumpulan dataset acuan (*training set*) untuk mencari *k*-tetangga terdekat pada setiap proses klasifikasi. Berbeda dari pendekatan tersebut, metode yang diusulkan pada penelitian ini menyederhanakan representasi kelas menjadi satu titik vektor referensi tunggal (3×3) untuk masing-masing kelas instrumen. Klasifikasi dilakukan secara langsung melalui pencocokan jarak Euclidean minimum, mengurangi kompleksitas pencarian tetangga, serta menghasilkan waktu eksekusi yang lebih cepat (59,31 ms) dibandingkan metode berbasis K-NN (120 ms) [16] maupun model jaringan saraf [4, 5] (Tabel 5).

Tabel 5. Perbandingan karakteristik sistem dengan penelitian terdahulu

Penelitian	Metode Klasifikasi	Penggunaan Data Acuan	Waktu Eksekusi
Aini et al. [16]	K-NN ($k = 3$)	Membutuhkan data sampel (N sampel)	120 ms
Frey et al. [5]	YOLOv8 Deep Learning	Membutuhkan pelatihan model (GPU)	25 ms
Lehr et al. [4]	CNN ResNet-50	Membutuhkan pelatihan model (GPU)	85 ms
Diusulkan	Jarak Euclidean Minimum	Hanya 1 Vektor Referensi/Kelas	59,31 ms

4.3. Keterbatasan Penelitian

Beberapa keterbatasan dalam penelitian ini perlu dicatat: (1) Ukuran dataset pengujian yang relatif kecil (10 citra dengan 30 instance objek), sehingga akurasi 100% belum tentu tergeneralisasi pada dataset klinis skala besar; (2) Ketidadaan tahap normalisasi fitur (seperti *Min-Max Scaling*), yang menyebabkan fitur ber-skala besar seperti *Contour Ratio* (*CR*) lebih mendominasi perhitungan jarak Euclidean dibandingkan fitur ber-skala 0–1 seperti *Solidity* (*S*); dan (3) Ketergantungan segmentasi biner pada kondisi pencahayaan stabil dan latar belakang yang sangat kontras.

5. Kesimpulan

Penelitian ini berhasil menerapkan dan mengevaluasi metode pengenalan instrumen bedah berbasis tiga deskriptor geometris kontur (*Aspect Ratio*, *Solidity*, dan *Contour Ratio*) menggunakan pencocokan jarak Euclidean secara *training-free*. Pada eksperimen terkontrol menggunakan 30 instance objek instrumen bedah, metode yang diusulkan mencapai akurasi pengenalan sebesar 100% dengan waktu pemrosesan rata-rata 59,31 ms per citra. Studi ablasi mengonfirmasi bahwa penggabungan ketiga deskriptor geometris secara signifikan meningkatkan pemisahan antar-kelas instrumen. Kontribusi utama dari penelitian ini adalah penye-

diaan skema pengenalan instrumen yang ringan, cepat, transparan (*explainable*), dan hemat daya memori untuk sistem bedah berbantuan robot. Keterbatasan utama penelitian ini terletak pada ukuran dataset uji yang terbatas serta belum diterapkannya normalisasi fitur. Untuk pengembangan selanjutnya, disarankan untuk menerapkan teknik normalisasi fitur, mengevaluasi ketahanan terhadap oklusi parsial instrumen, serta menguji metode pada dataset video bedah klinis yang lebih luas dan bervariasi.

Daftar Pustaka

- [1] T. Ross *et al.*, “Robust medical instrument segmentation challenge 2019,” *Medical Image Analysis*, vol. 70, p. 101920, 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2003.10299>.
- [2] F. A. Ahmed, M. Yousef, M. A. Ahmed, H. O. Ali, A. Mahboob, H. Ali, Z. Shah, O. Aboumarzouk, A. Al Ansari, and S. Balakrishnan, “Deep learning for surgical instrument recognition and segmentation in robotic-assisted surgeries: A systematic review,” *Artificial Intelligence Review*, vol. 58, 2025. <https://link.springer.com/article/10.1007/s10462-024-10979-w>.
- [3] J. Badilla-Solórzano, S. Spindeldreier, S. Ihler, N.-C. Gellrich, and S. Spalthoff, “Deep-learning-based instrument detection for intra-operative robotic assistance,” *IJCARS*, vol. 17, no. 9, pp. 1685–1695, 2022. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11548-022-02715-y>.
- [4] J. Lehr, K. Kelterborn, C. Briesse, M. Schlueter, O. Kroeger, and J. Krueger, “Image-based recognition of surgical instruments by means of convolutional neural networks,” *IJCARS*, vol. 18, no. 11, pp. 2043–2049, 2023. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11548-023-02885-3>.
- [5] S. Frey, F. Facente, W. Wei, E. S. Ekmekci, E. Séjor, P. Baqué, M. Durand, H. Delingette, F. Bremond, P. Berthet-Rayne, *et al.*, “Optimizing intraoperative ai: Evaluation of yolov8 for real-time recognition of robotic and laparoscopic instruments,” *Journal of Robotic Surgery*, vol. 19, p. 131, 2025. <https://link.springer.com/article/10.1007/s11701-025-02284-7>.
- [6] B. Ran, B. Huang, S. Liang, and Y. Hou, “Surgical instrument detection algorithm based on improved yolov7x,” *Sensors*, vol. 23, no. 11, p. 5037, 2023. <https://doi.org/10.3390/s23115037>.
- [7] K. Jiang, S. Pan, L. Yang, J. Yu, Y. Lin, and H. Wang, “Surgical instrument recognition based on improved yolov5,” *Applied Sciences*, vol. 13, no. 21, p. 11709, 2023. <https://doi.org/10.3390/app13211709>.
- [8] E. S. Deol, G. Henning, S. Basourakos, R. M. Vasdev, V. Sharma, N. L. Kavoussi, R. J. Karnes, B. C. Leibovich, S. A. Boorjian, and A. Khanna, “Artificial intelligence model for automated surgical instrument detection and counting,” *Patient Safety in Surgery*, vol. 18, p. 24, 2024. <https://link.springer.com/article/10.1186/s13037-024-00406-y>.
- [9] K. Liu, Z. Zhao, P. Shi, F. Li, and H. Song, “Real-time surgical tool detection in computer-aided surgery based on enhanced feature-fusion convolutional neural network,” *JCDE*, vol. 9, no. 3, pp. 1123–1134, 2022. <https://doi.org/10.1093/jcde/qwac049>.
- [10] T. Rueckert, D. Rueckert, and C. Palm, “Methods and datasets for segmentation of minimally invasive surgical instruments,” *Computers in Biology and Medicine*, vol. 169, p. 107929, 2024. <https://doi.org/10.1016/j.combiomed.2024.107929>.
- [11] S. Belongie, J. Malik, and J. Puzicha, “Shape matching and object recognition,” *IEEE TPAMI*, vol. 24, no. 4, pp. 509–522, 2002. <https://doi.org/10.1109/34.993558>.
- [12] D. Zhang and G. Lu, “Review of shape representation and description techniques,” *Pattern Recognition*, vol. 37, no. 1, pp. 1–19, 2004. <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0031320303002759>.
- [13] S. Suzuki and K. Abe, “Topological structural analysis of digitized binary images by border following,” *CVGIP*, vol. 30, no. 1, pp. 32–46, 1985. [https://doi.org/10.1016/0734-189X\(85\)90016-7](https://doi.org/10.1016/0734-189X(85)90016-7).
- [14] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*. Pearson, 4 ed., 2018. <https://mirror.ibcp.fr/pub/CTAN/biblio/bibtex/contrib/persian-bib/Persian-bib-userguide.pdf>.
- [15] M. K. Hu, “Visual pattern recognition by moment invariants,” *IRE Transactions on Information Theory*, vol. 8, no. 2, pp. 179–187, 1962. <https://doi.org/10.1109/TIT.1962.1057692>.
- [16] F. A. N. Aini, A. Z. Purwalaksana, and I. P. Manalu, “Object detection of surgical instruments for assistant robot surgeon using knn,” in *Proc. ICAMIMIA*, IEEE, 2019. <https://doi.org/10.1109/ICAMIMIA47173.2019.9223375>.
- [17] F. A. N. Aini, R. Monasari, E. Puspitasari, Z. Amalia, T. Machfuroh, and S. D. NR, “Penentuan titik pengambilan objek secara otomatis untuk asisten robot ahli bedah pada sistem knn,” *ROTASI*, vol. 26, no. 2, pp. 1–7, 2024. <https://doi.org/10.14710/rotasi.26.2.1-7>.