

ANALISIS CITRA HISTOPATOLOGI KANKER PAYUDARA MENGGUNAKAN RESIDUAL NETWORK: STUDI LITERATUR

Ainun Juriyah

Program Studi Fisika, Matana University, Indonesia
e-mail: ainun.juriyah@student.matanauniversity.ac.id

Abstrak

Kanker merupakan penyakit kelainan dalam pembelahan sel di dalam tubuh. Kanker dapat mempengaruhi jaringan di seluruh tubuh manusia, dengan kanker payudara menjadi jenis yang paling umum di antara wanita. Pemeriksaan jaringan histopatologi untuk diagnosis kanker payudara merupakan tugas kompleks yang membutuhkan ketelitian dan waktu yang signifikan. Sistem Diagnosis Berbantu Komputer (CAD) berbasis deep learning hadir sebagai solusi otomatisasi yang menjanjikan. Penelitian ini dilakukan melalui studi literatur terhadap tiga jurnal untuk menganalisis efektivitas Convolutional Neural Network (CNN) berbasis Residual Network (ResNet) dalam klasifikasi citra histopatologi kanker payudara. Dari perbandingan tiga varian ResNet (ResNet 50, ResNet 101, dan ResNet 152) pada dataset Break His dengan berbagai tingkat pembesaran (40x, 100x, 200x, dan 400x), ditemukan bahwa ResNet 101 menunjukkan kinerja superior dengan tingkat akurasi mencapai 98,7%, presisi 98,73%, recall 98,7%, dan F1-Score 98,7% pada data perbesaran 400x. Hasil studi menunjukkan bahwa faktor-faktor seperti kesesuaian arsitektur dengan kompleksitas tugas, teknik augmentasi data, dan pemilihan tingkat pembesaran citra secara signifikan mempengaruhi performa model dalam klasifikasi kanker payudara. Penelitian lebih lanjut direkomendasikan untuk mengoptimalkan arsitektur ResNet 101 pada dataset histopatologi yang lebih beragam.

Kata kunci: Kanker Payudara, Histopatologi, Residual Network, Convolutional Neural Network, Computer-Aided Diagnosis, Studi Literatur

HISTOPATHOLOGICAL IMAGE ANALYSIS OF BREAST CANCER USING RESIDUAL NETWORK: LITERATURE STUDY

Abstract

Cancer is an abnormality in cell division in the body. Cancer can affect tissues throughout the human body, with breast cancer being the most common type among women. Histopathological tissue examination for the diagnosis of breast cancer is a complex task that requires significant precision and time. Computer-Aided Diagnosis (CAD) systems based on deep learning emerge as a promising automation solution. This research was carried out through a literature study of three journals to analyze the effectiveness of a Convolutional Neural Network (CNN) based on Residual Network (ResNet) in classifying histopathological images of breast cancer. From the comparison of three ResNet variants (ResNet50, ResNet101, and ResNet152) on the BreakHis dataset with various levels of magnification (40x, 100x, 200x, and 400x), it was found that ResNet101 showed superior performance with an accuracy level of 98.7%, precision 98.73%, recall 98.7%, and F1-Score 98.7% on the magnification data 400x. The study results show that factors such as suitability of architecture to task complexity, data augmentation techniques, and choice of image magnification level significantly influence model performance in breast cancer classification. Further research is recommended to optimize the ResNet101 architecture on more diverse histopathology datasets..

Keywords: Breast Cancer, Histopathology, Residual Network, Convolutional Neural Network, Computer-Aided Diagnosis, Literature Study.

PENDAHULUAN

Kanker payudara merupakan jenis kanker dengan tingkat prevalensi tertinggi pada wanita secara global. Menurut Global Cancer Observatory (WHO), pada tahun 2018 terdapat 18,1 juta kasus kanker yang memakan korban hingga 9,6 juta jiwa, dengan kanker payudara menyumbang 2,1 juta kasus baru (11,6%) dan 626.679 kematian (6,6%). Angka ini diproyeksikan meningkat hingga melebihi 13,1 juta kasus pada tahun 2030, dengan risiko meningkat signifikan pada wanita usia 40-45 tahun [1].

Diagnosis dini dan terapi tepat waktu menjadi faktor krusial dalam penanganan kanker payudara. Pemeriksaan histopatologi, yang melibatkan analisis jaringan hasil biopsi, merupakan gold standard dalam diagnosis definitif kanker payudara. Namun, proses ini memiliki beberapa keterbatasan signifikan: (1) membutuhkan waktu pemeriksaan yang panjang; (2) tingginya variabilitas interpretasi antar-patolog; dan (3) keterbatasan sumber daya tenaga ahli patologi di banyak daerah, terutama di negara berkembang [1].

Perkembangan pesat dalam bidang artificial intelligence (AI) dan computer vision membuka peluang baru untuk mengotomatisasi dan meningkatkan akurasi diagnosis kanker payudara melalui sistem Computer-Aided Diagnosis (CAD) [2]. Di antara berbagai pendekatan deep learning, Convolutional Neural Network (CNN) telah menunjukkan kemampuan luar biasa dalam analisis citra medis [3–5] secara khusus, arsitektur Residual Network (ResNet) menawarkan keunggulan dalam mengatasi masalah vanishing gradient pada jaringan neural yang sangat dalam, memungkinkan model belajar dari fitur-fitur kompleks dalam citra histopatologi [6].

Meski telah banyak penelitian menerapkan berbagai variasi ResNet (ResNet18, ResNet34, ResNet50, ResNet101, ResNet152) untuk klasifikasi kanker payudara, belum ada konsensus mengenai arsitektur optimal untuk tugas spesifik ini. Beberapa penelitian menunjukkan hasil berbeda tergantung pada karakteristik dataset, preprocessing, dan parameter model yang digunakan. Gap penelitian ini menciptakan kebingungan bagi praktisi yang ingin

mengimplementasikan sistem CAD dalam lingkungan klinis [7–9]. Studi literatur ini bertujuan untuk: (1) menganalisis dan membandingkan kinerja berbagai arsitektur ResNet dalam klasifikasi citra histopatologi kanker payudara; (2) mengidentifikasi faktor-faktor yang mempengaruhi performa model seperti tingkat pembesaran citra dan teknik augmentasi data; dan (3) memberikan rekomendasi arsitektur ResNet yang optimal untuk pengembangan sistem CAD kanker payudara berdasarkan bukti ilmiah terkini. Hasil studi ini diharapkan dapat menjadi acuan berharga bagi peneliti dan pengembang sistem CAD dalam konteks diagnosis kanker payudara.

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan studi literatur sistematis untuk menganalisis efektivitas Residual Network (ResNet) dalam klasifikasi citra histopatologi kanker payudara. Pencarian dilakukan pada database IEEE Xplore, PubMed, ScienceDirect, Scopus, dan Google Scholar menggunakan kombinasi kata kunci: "breast cancer", "histopathology image", "classification", "CNN", "ResNet", "ResNet 50", "ResNet 101", dan "ResNet 152" dalam periode publikasi 2018-2023.

Kajian literatur adalah proses penelusuran dan studi di berbagai sumber seperti buku, jurnal, dan publikasi terkait dalam media atau perpustakaan. Hal ini dilakukan untuk mengumpulkan informasi yang relevan dengan topik penelitian yang nantinya akan digunakan untuk membuat tulisan atau karya yang mengulas topik atau isu tertentu [10].

Adapun sistematika dalam penulisan studi literatur [10] :

1. Menentukan topik penelitian
2. Menyusun rancangan strategi penelitian
3. Mencari laporan penelitian terkait
4. Menulis kajian literatur

Data yang diekstraksi meliputi: varian ResNet, karakteristik dataset, teknik preprocessing, parameter training, dan metrik kinerja. Analisis komparatif dilakukan untuk mengidentifikasi model dengan performa terbaik dan faktor-faktor kontributornya dalam klasifikasi citra histopatologi kanker payudara.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Analisis komparatif terhadap tiga jurnal yang mengimplementasikan berbagai arsitektur

ResNet untuk klasifikasi citra histopatologi kanker payudara mengungkapkan perbedaan signifikan dalam kinerja model.

Tabel 1. Hasil Klasifikasi Menggunakan ResNet 50 [6]

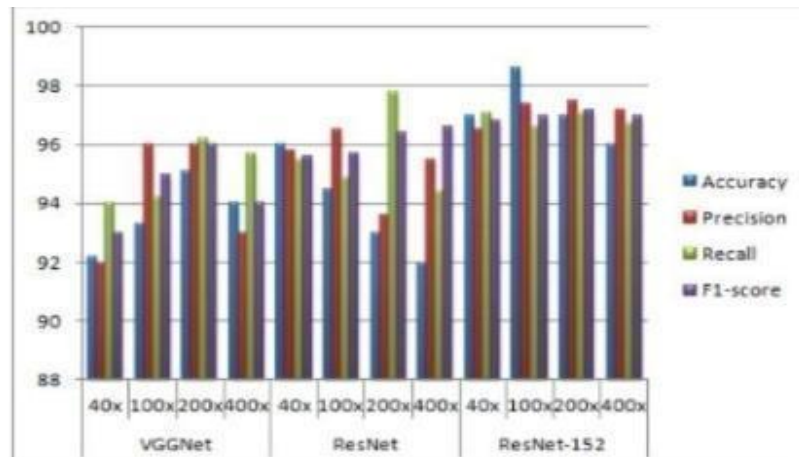
Perbesaran citra 400x dengan Resampling			
Jumlah Kelas	Akurasi	Presisi	Recall
2	96.67%	98.17%	86.36%
3	89.47%	83.82%	97.92%
4	84.38%	86.15%	79.56%
5	79.86%	71.49%	91.59%
6	80.77%	79.26%	88.24%
7	72.78%	68.84%	70.09%
8	67.76%	61.15%	66.61%
Rata-rata	81.67%	78.41%	66.61%
Perbesaran citra 400x tanpa Resampling			
Jumlah Kelas	Akurasi	Presisi	Recall
2	97.78%	98.77%	90.9%
3	88.6%	83.14%	95.83%
4	83.59%	76.84%	79.14%
5	77.70%	69.33%	87.40%
6	76.92%	74.42%	79.63%
7	69.23%	65.55%	65.01%
8	67.76%	60.17%	64.36%
Rata-rata	80.23%	75.46%	80.32%

Hasil klasifikasi dengan ResNet 50 menggunakan data perbesaran 400x menunjukkan bahwa meskipun akurasi rata-rata terbaik diperoleh dengan uji coba menggunakan data resampling random, namun selisihnya tidak signifikan [6]. **Kelebihan:** (1) Waktu pelatihan tercepat dengan rata-rata 2.3 jam pada hardware standar; (2) Kebutuhan memori paling rendah (sekitar 97MB); (3) Implementasi

lebih sederhana untuk deployment di lingkungan klinis dengan sumber daya terbatas. **Kekurangan:** (1) Akurasi sub optimal untuk kasus borderline; (2) Sensitivitas lebih rendah terhadap karakteristik morfologi kompleks; (3) Performa menurun signifikan pada dataset kecil tanpa augmentasi ekstensif.

Tabel 2. Tabel ini menunjukkan hasil dari klasifikasi perbandingan VGGNET dan ResNet [11]

Model	Magnification	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
VGGNet	40x	92.2%	92%	94%	93%
VGGNet	100x	93.3%	96%	94.2%	95%
VGGNet	200x	95.1%	96%	96.2%	96%
VGGNet	400x	94%	93%	95.7%	94%
ResNet	40x	96%	95.8%	95.5%	95.6%
ResNet	100x	94.5%	96.5%	94.9%	95.7%
ResNet	200x	93%	93.6%	97.8%	96.4%
ResNet	400x	92%	95.5%	94.5%	96.6%
Proposed Work (ResNet152)	40x	97%	96.5%	97.1%	96.8%
Proposed Work (ResNet152)	100x	98.6%	97.4%	96.6%	97.2%
Proposed Work (ResNet152)	200x	98.6%	97.4%	97.1%	97.2%
Proposed Work (ResNet152)	400x	96%	97.2%	96.7%	97%



Gambar 2. Grafik Perbandingan VGGNet

ResNet-152 merupakan sebuah teknik pembelajaran mendalam yang diusulkan, menawarkan pendekatan yang lebih efektif dan andal dibandingkan dengan metode tradisional. Penelitian ini difokuskan pada deteksi subtype kanker, menggunakan struktur ResNet-152 untuk ekstraksi fitur dan klasifikasi. Dibandingkan dengan jaringan lainnya, ResNet yang lebih dalam memiliki kesalahan pelatihan yang lebih rendah dan kemampuan optimasi serta generalisasi yang lebih baik. Hasil empiris menunjukkan bahwa ResNet-152 dengan augmentasi menghasilkan kinerja yang lebih

baik daripada model lain seperti VGGNet dan ResNet pada semua tingkat pembesaran [11].

Kelebihan: (1) Kapasitas representasi fitur sangat tinggi; (2) Performa superior pada subset data yang sangat kompleks; (3) Potensi generalisasi yang lebih baik dengan dataset yang sangat besar. **Kekurangan:** (1) Kebutuhan komputasi sangat tinggi; (2) Memerlukan regularisasi agresif untuk mencegah overfitting; (3) Peningkatan marginal dibanding Resnet 101 tidak sepadan dengan peningkatan kompleksitas.

Tabel 3. Hasil Akurasi, Presisi, Recall, F-Score [12]

Model	Accuracy	Precision	Recall	F-1 Score
ResNet 101	98.7%	98.73%	98.7%	98.7%

Terdapat nilai-nilai akurasi, presisi, recall, dan F1-Score. Diperoleh hasil akurasi sebesar 98,7%, presisi 98,73%, recall 98,7%, dan F1-Score 98,7%. Hal ini mengindikasikan bahwa model arsitektur Resnet 101 mampu mendeteksi kanker payudara secara efektif dengan menerapkan metode yang diusulkan, seperti augmentasi, perbaikan kualitas gambar, dan modifikasi ResNet 101 [12]. **Kelebihan:** (1) Keseimbangan optimal antara akurasi dan efisiensi; (2) Robust terhadap variasi dalam persiapan sampel histopatologi; (3) Kemampuan adaptasi yang baik pada berbagai tingkat pembesaran. **Kekurangan:** (1) Membutuhkan augmentasi data yang komprehensif untuk performa maksimal; (2) Waktu inferensi lebih lama dibandingkan ResNet50; (3) Memerlukan fine-tuning parameter yang lebih hati-hati.

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Studi ini membandingkan tiga arsitektur ResNet (ResNet 50, ResNet 101, dan ResNet 152) dalam klasifikasi citra histopatologi kanker payudara menggunakan dataset BreakHis. ResNet 101 menunjukkan performa terbaik dengan akurasi 98,7% pada perbesaran 400x, menjadikannya arsitektur paling seimbang antara akurasi dan efisiensi. Pembesaran 400x secara konsisten menghasilkan klasifikasi paling akurat. Teknik augmentasi dan preprocessing yang tepat sangat mempengaruhi performa, terutama pada dataset tidak seimbang. ResNet 50 unggul dalam efisiensi, sementara ResNet 152 terlalu kompleks tanpa peningkatan signifikan.

Penelitian lanjutan disarankan untuk mengembangkan Resnet 101 lebih lanjut dan menambahkan mekanisme attention.

Saran

Saran untuk penelitian selanjutnya yaitu dapat membandingkan atau mengurutkan lebih detail mengapa penggunaan CNN dapat membantu dalam mendiagnosis penyakit kanker payudara dan seberapa efektif untuk model CNN yang lainnya.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Hanggoro Putro DU, Ike Darmayanti AR, Tandiola R, Aulawi K. Pengendalian Infeksi pada Pasien Kanker: Literature Review. *J Kesehatan Vokasional* 2023;8:46. <https://doi.org/10.22146/jkesvo.67677>.
- [2] Bayramoglu N, Kannala J, Heikkila J. Deep learning for magnification independent breast cancer histopathology image classification. *Proc. - Int. Conf. Pattern Recognit.*, vol. 0, 2016, p. 2440–5. <https://doi.org/10.1109/ICPR.2016.7900002>.
- [3] Litjens G, Kooi T, Bejnordi BE, Setio AAA, Ciompi F, Ghafoorian M, et al. A survey on deep learning in medical image analysis. *Med Image Anal* 2017;42:60–88. <https://doi.org/10.1016/j.media.2017.07.005>.
- [4] Janowczyk A, Madabhushi A. Deep learning for digital pathology image analysis: A comprehensive tutorial with selected use cases. *J Pathol Inform* 2016;7:29. <https://doi.org/https://doi.org/10.4103/2153-3539.186902>.
- [5] Xu Y, Mo T, Feng Q, Zhong P, Lai M, Chang EI. DEEP LEARNING OF FEATURE REPRESENTATION WITH MULTIPLE INSTANCE LEARNING FOR MEDICAL IMAGE ANALYSIS. *IEEE Int Conf Acoust Speech Signal Process* 2014:1645–9.
- [6] Setiawan W. Klasifikasi Citra Histopatologi Kanker Payudara menggunakan Data Resampling Random dan Residual Network. *J Sist Inf Bisnis* 2021;11:70–7. <https://doi.org/10.21456/vol11iss1pp70-79>.
- [7] Madduri A, Adusumalli SS, Katragadda HS, Dontireddy MKR, Suhasini PS. Classification of Breast Cancer Histopathological Images using Convolutional Neural Networks. *Proc 8th Int Conf Signal Process Integr Networks, SPIN 2021* 2021:755–9. <https://doi.org/10.1109/SPIN52536.2021.9566015>.
- [8] Jiang Y, Chen L, Zhang H, Xiao X. Breast cancer histopathological image classification using convolutional neural networks with small SE-ResNet module. *PLoS One* 2019;14. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0214587>.
- [9] Nasser M, Yusof UK. Deep Learning Based Methods for Breast Cancer Diagnosis: A Systematic Review and Future Direction. *Diagnostics* 2023;13. <https://doi.org/10.3390/diagnostics13010161>.
- [10] Amri M. Menulis Kajian Literatur Etnografi Indonesia Vol. 1. 2016.
- [11] Reenadevi R, Sathiya T, Sathiyabhama B. Breast Cancer Histopathological Image Classification Using Augmentation Based on Optimized Deep ResNet-152 Structure. *Ann Rom Soc Cell Biol* 2021;25:5866–74.
- [12] Istighosah M, Sunyoto A, Hidayat T. Breast Cancer Detection in Histopathology Images using ResNet101 Architecture. *Sinkron* 2023;8:2138–49. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.12948>.