

**Analisis Tren Penelitian *Residual Network* (ResNet)
melalui *Systematic Literature Review* dan
*Bibliometric Analysis***

*Residual Network (ResNet) Research Trend Analysis
through Systematic Literature Review and
Bibliometric Analysis*

Krisna Widi Nugraha^{1*}, Nurgiyatna²

^{1,2}*Magister Informatika, Fakultas Komunikasi dan Informatika,
Universitas Muhammadiyah Surakarta, Indonesia*

*corr_author: l208230008@student.ums.ac.id

ABSTRAK

Residual Network (ResNet) merupakan arsitektur penting dalam pengembangan *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *Deep Learning* (DL), khususnya dalam tugas pengenalan pola visual. Studi ini bertujuan untuk mengkaji secara sistematis tren dan kontribusi ilmiah terkait ResNet melalui pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR) dan *Bibliometric Analysis* terhadap publikasi dalam *database* Scopus pada periode 2020 hingga pertengahan 2025. Proses SLR mengikuti tahapan PRISMA: *Identification, Screening, Eligibility, dan Inclusion*, dengan hasil akhir 945 artikel dari 1.433 dokumen awal. Analisis dilakukan menggunakan perangkat R Studio untuk mengevaluasi tren publikasi, kolaborasi penulis, distribusi kata kunci, serta pemetaan tematik dan jaringan koeksistensi istilah. Hasil menunjukkan lonjakan publikasi pada 2024, dominasi jurnal seperti *IEEE Access*, serta kontribusi signifikan dari kelompok riset tertentu. Evolusi istilah kunci mengindikasikan pergeseran fokus dari isu teknis menuju penerapan praktis seperti *optimization* dan *transfer learning*. Visualisasi bibliometrik menegaskan bahwa ResNet tetap menjadi kerangka penting dalam ekosistem DL, meskipun mulai muncul integrasi dengan pendekatan baru. Studi ini memberikan kontribusi strategis berupa pemetaan komprehensif terhadap lanskap riset ResNet, yang relevan untuk pengembangan arsitektur jaringan saraf yang lebih adaptif dan aplikatif lintas disiplin.

Kata kunci: residual network, tinjauan pustaka sistematis, analisis bibliometrik, pembelajaran mendalam, tren penelitian

ABSTRACT

Residual Network (ResNet) is a key architecture in the development of *Convolutional Neural Networks* (CNN) and *Deep Learning* (DL), particularly for visual pattern recognition tasks. This study aims to systematically examine research trends and scientific contributions related to ResNet through a *Systematic Literature Review* (SLR) and *bibliometric analysis* of publications indexed in the Scopus database between 2020 and

mid-2025. The SLR process follows the PRISMA framework, encompassing the stages of Identification, Screening, Eligibility, and Inclusion, resulting in 945 selected articles from an initial 1,433 records. Analysis was conducted using R Studio to assess publication trends, author collaboration networks, keyword distribution, thematic mapping, and keyword co-occurrence networks. The findings indicate a publication surge in 2024, dominance of journals such as IEEE Access, and notable contributions from specific research groups. The evolution of keywords reflects a shift from technical issues to practical implementations such as optimization and transfer learning. Bibliometric visualizations highlight that ResNet remains a foundational framework in the DL ecosystem, although new paradigms are emerging through technological integration. This study provides a strategic contribution in the form of a comprehensive mapping of the current research landscape on ResNet, serving as a reference for developing more adaptive and cross-disciplinary neural network architectures.

Keywords: *residual network, Systematic Literature Review, bibliometric analysis, deep learning, research trends*

PENDAHULUAN

Deep Learning (DL) dan Convolutional Neural Network (CNN) telah menjadi pilar penting dalam pengembangan teknologi Artificial Intelligence (AI), terutama dalam pengenalan pola visual otomatis seperti *image recognition*, *image processing*, dan *computer vision* (Taye, 2023) (Li *et al.*, 2022) (Sarvamangala and Kulkarni, 2021). Sejak keberhasilan AlexNet di kompetisi ImageNet pada 2012, CNN berkembang pesat berkat dukungan GPU dan teknik pelatihan modern, yang memungkinkan eksplorasi arsitektur jaringan semakin dalam dan kompleks (Sarvamangala and Kulkarni, 2021) (Li *et al.*, 2022) (Nomura *et al.*, 2023) (Wang *et al.*, 2021). Namun, kedalaman jaringan ini memunculkan tantangan baru seperti *vanishing gradient*, yang kemudian diatasi melalui teknik *skip connection*, *advanced normalization*, dan *efficient architecture* (McKenna, Amaral and Kyriazakis, 2020) (Zhao *et al.*, 2022). Penerapan ReLU semakin memperkuat stabilitas CNN dalam aplikasi nyata, termasuk di bidang medis seperti *histopathology* dan *radiology imaging* (Taye, 2023) (Wang *et al.*, 2020) (Sineglazov and Chynnyk, 2023) (Li *et al.*, 2022) (Hattab *et al.*, 2023) (Luca *et al.*, 2021) (Zhang *et al.*, 2021) (Chen, 2023).

Residual Network (ResNet), sebagai arsitektur CNN inovatif dengan pendekatan *residual learning*, menjadi solusi terhadap degradasi performa jaringan yang dalam. Dengan *skip connection*, ResNet memungkinkan propagasi gradien yang lebih stabil selama pelatihan dan meningkatkan akurasi (Singh, Mittal and Aggarwal, 2020) (Sabba *et al.*, 2022) (Singh, 2024) (Zaeemzadeh, Rahnavard and Shah, 2021). Dominasi ResNet berlanjut melalui pengembangan arsitektur lanjutan seperti ResNeXt dan DenseNet, serta aplikasinya dalam *face recognition*, *object detection*, dan *image clustering* (Sabba *et al.*, 2022) (Hu *et al.*, 2023) (Yang *et al.*, 2020) (Chen, Obrecht and Kuznik, 2024) (Kwak *et al.*, 2023) (Xu *et al.*, 2021).

Inovasi terkini, termasuk Res2Net dan integrasi dengan *attention mechanism*, semakin meningkatkan kapasitas representasi dan efisiensi model (Gao *et al.*, 2021) (Dong *et al.*, 2024). Adopsi ResNet juga meluas ke bidang non-visi, seperti Dev-ResNet untuk analisis perkembangan biologis dan 3D-ResNet untuk klasifikasi medis (Ibbini *et al.*, 2024) (Zhang *et al.*, 2025). Namun, masih terdapat kesenjangan dalam literatur mengenai pemetaan sistematis terhadap dinamika, kontribusi, dan relevansi ResNet dalam berbagai domain aplikasi, terutama pasca-2020 (Khan and Stavness, 2020) (Shukla and Kumar, 2022) (Wu, 2024).

Untuk menjawab hal tersebut, pendekatan *Systematic Literature Review* (SLR) dan *bibliometric analysis* dipilih karena mampu mengidentifikasi tren, celah riset, serta pola kolaborasi dan pengaruh ilmiah secara transparan (Astuti, Wibawa and Japar, 2024) (Yang *et al.*, 2024) (Husnaningtyas *et al.*, 2023) (Nanjar, Saputro and Berlilana, 2024) (Sghir, Adadi and Lahmer, 2022) (Roberts *et al.*, 2021) (Roslin *et al.*, 2022). Pendekatan ini dianggap tepat untuk menggambarkan lanskap literatur terkait ResNet secara makro, sekaligus memperkuat kontribusi ilmiah dalam bidang DL (Khairuddin *et al.*, 2022) (Nugroho, Wilujeng and Prasetyo, 2023).

Sayangnya, kajian terdahulu umumnya hanya fokus pada aspek teknis model tanpa analisis menyeluruh terhadap ekosistem publikasi dan topik penelitian ResNet. Studi bibliometrik yang ada juga belum banyak menggabungkan pendekatan kuantitatif dan kualitatif secara terintegrasi. Oleh sebab itu, studi ini bertujuan menutup celah tersebut dengan menganalisis literatur ResNet selama 2020-2025 menggunakan pendekatan SLR dan bibliometrik secara komprehensif (Kontogiannis, 2024) (Yang, 2025) (Dong *et al.*, 2024).

Dengan fokus pada tren publikasi, evolusi istilah, sumber publikasi utama, penulis berpengaruh, serta struktur tematik dalam literatur Scopus, penelitian ini diharapkan dapat memperkaya pemahaman terhadap kontribusi strategis ResNet di era AI kontemporer (Kentsch *et al.*, 2020) (Xu *et al.*, 2021) (Zuo *et al.*, 2023) (Attia *et al.*, 2024) (Kaya, Gümüşçü and Beşli, 2024) (Vu, 2024).

Untuk mempermudah analisis terhadap pokok pembahasan, beberapa pertanyaan penelitian yang relevan dirumuskan sebagai berikut:

1. RQ1: Bagaimana tren penelitian terkait ResNet dari waktu ke waktu?
2. RQ2: Bagaimana peran sumber publikasi utama dalam penelitian terkait ResNet selama lima tahun terakhir?
3. RQ3: Bagaimana produktifitas dan dampak ilmiah penulis dalam penelitian terkait ResNet selama lima tahun terakhir?
4. RQ4: Bagaimana dinamika dan evolusi topik penelitian, ditinjau dari frekuensi dan distribusi kata kunci dalam studi terkait ResNet dalam lima tahun terakhir?
5. RQ5: Bagaimana struktur tematik dan hubungan semantik antar istilah kunci dalam literatur ilmiah terkait ResNet, berdasarkan analisis pemetaan tematik dan jaringan koeksistensi kata kunci?

METODE PENELITIAN

Penelitian ini menggunakan pendekatan *Systematic Literature Review* yang dikombinasikan dengan *Bibliometric Analysis* untuk memetakan tren, kontribusi, dan evolusi literatur terkait ResNet. Prosedur dilakukan mengikuti alur PRISMA (*Preferred Reporting Items for Systematic Reviews and Meta-Analyses*), sebagaimana ditunjukkan pada Gambar 1.

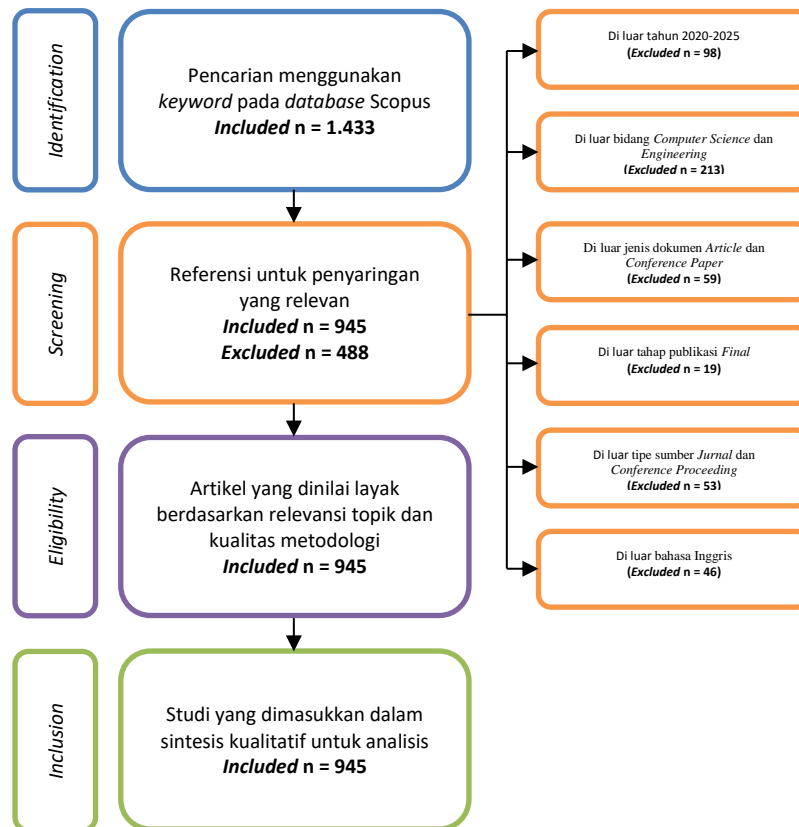
Tahap pertama, *Identification*, dilakukan dengan menelusuri *database* Scopus menggunakan sintaks: “*ResNet*” AND “*Optimization*” AND “*Deep Learning*”. Scopus dipilih karena kredibilitas serta cakupannya yang luas. Pengumpulan data dilakukan pada 5 Mei 2025, menghasilkan 1.433 dokumen awal.

Tahap *Screening* menyaring dokumen berdasarkan enam kriteria: (1) tahun publikasi 2020-2025; (2) bidang *Computer Science* dan *Engineering*; (3) jenis dokumen *Article* dan *Conference Paper*; (4) status publikasi *Final*; (5) sumber berupa *Journal* atau *Conference Proceeding*; dan (6) bahasa Inggris. Setelah seluruh kriteria diterapkan secara bertahap, diperoleh 945 artikel yang memenuhi kriteria inklusi.

Pada tahap *Eligibility* dan *Inclusion*, 945 artikel yang lolos penyaringan dievaluasi lebih lanjut berdasarkan kesesuaian topik dan kualitas metodologi. Proses ini dibantu

dengan perangkat manajemen referensi Mendeley. Artikel yang memenuhi relevansi tertinggi ditetapkan sebagai sumber utama analisis literatur.

Analisis dilakukan menggunakan perangkat lunak R Studio dengan paket bibliometrix, untuk mengekstraksi data bibliometrik seperti jaringan kolaborasi penulis, distribusi kata kunci, serta pemetaan tematik literatur.



Gambar 1. Diagram alir PRISMA dalam penelitian

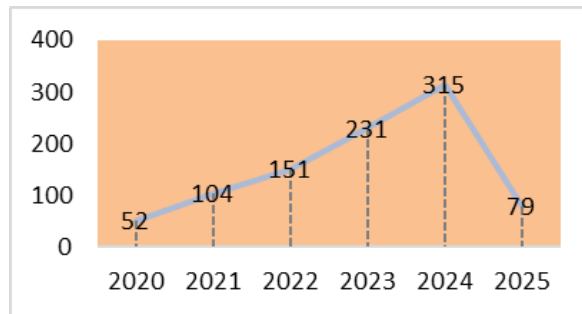
HASIL DAN PEMBAHASAN

Bagian ini membahas hasil SLR publikasi penelitian terkait ResNet pada *database* Scopus dalam lima tahun terakhir yang termasuk dalam kriteria inklusi pada Gambar 1. Analisis dilakukan berdasarkan pertanyaan penelitian yang telah dirumuskan dengan membahas temuan utama sebagai berikut:

1. RQ1: Bagaimana tren penelitian terkait ResNet dari waktu ke waktu?

Analisis dilakukan terhadap publikasi terkait ResNet pada *database* Scopus dalam lima tahun terakhir, divisualisasikan dalam Gambar 2.

Gambar 2 menunjukkan adanya tren peningkatan jumlah publikasi dari waktu ke waktu. Peningkatan paling signifikan terjadi pada tahun 2024, dengan lonjakan tertinggi mencatat 315 publikasi yang menunjukkan adanya peningkatan minat dari komunitas ilmiah terhadap pengembangan ResNet. Namun, pada tahun 2025 terjadi penurunan drastis jumlah publikasi menjadi hanya 79. Angka ini belum mencapai total publikasi tahunan secara keseluruhan di tahun tersebut, mengingat proses pengumpulan data artikel dilakukan pada pertengahan tahun.



Gambar 2. Tren publikasi ilmiah terkait ResNet dalam lima tahun terakhir

Untuk memberikan gambaran yang lebih detail, Tabel 1 menyajikan data rata-rata kutipan per artikel dan rata-rata kutipan per tahun dalam kurun waktu tahun 2020-2025.

Tabel 1. Perkembangan kutipan artikel dalam lima tahun terakhir

Tahun	Rata-rata Kutipan per Artikel	Rata-rata Kutipan per Tahun
2020	58.15	9.69
2021	33.10	6.62
2022	14.88	3.72
2023	10.97	3.66
2024	2.87	1.44
2025	0.22	0.22

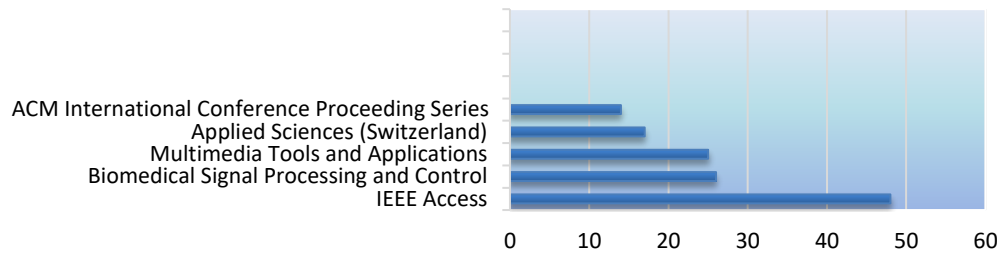
Tren kutipan per artikel menunjukkan penurunan yang konsisten dari tahun ke tahun. Artikel yang terbit pada tahun 2020 memiliki rata-rata kutipan per artikel tertinggi sebesar 58,15, sedangkan pada tahun 2024 dan tahun 2025 angka ini turun drastis menjadi 2,87 dan 0,22. Hal yang sama juga terjadi pada rata-rata kutipan per tahun, yang menurun dari 9,69 pada tahun 2020 menjadi 0,22 pada tahun 2025.

Temuan ini menunjukkan bahwa peningkatan kuantitas publikasi tidak selalu diiringi oleh peningkatan kualitas atau dampak ilmiah, sebuah pola umum yang juga ditemukan dalam studi meta-analisis bibliometrik lainnya. Artikel yang lebih awal terbit (2020-2021) cenderung memiliki pengaruh yang lebih besar karena telah beredar lebih lama dan berkesempatan untuk lebih banyak disitasi.

Meskipun terjadi peningkatan jumlah publikasi secara signifikan pada tahun 2024, penurunan rata-rata kutipan per artikel menunjukkan bahwa lonjakan kuantitas belum tentu diikuti oleh kualitas. Hal ini menandakan pentingnya penelitian dengan metodologi dan inovasi yang lebih tajam untuk menjaga relevansi dampak ilmiah ResNet di tengah banjir publikasi.

2. RQ2: Bagaimana peran sumber publikasi utama dalam penelitian terkait ResNet selama lima tahun terakhir?

Pemetaan terhadap sumber publikasi menjadi aspek krusial untuk memahami bagaimana pengetahuan dalam bidang ini tersebar dan dikonsentrasikan. Identifikasi sumber publikasi yang paling relevan membantu menunjukkan kanal diseminasi ilmu pengetahuan yang berperan penting dalam pengembangan ResNet.



Gambar 3. Sumber publikasi paling relevan terkait ResNet dalam lima tahun terakhir

Gambar 3 menampilkan visualisasi jurnal-jurnal yang memiliki jumlah artikel terbanyak dalam korpus data. Menunjukkan bahwa *IEEE Access* merupakan jurnal dengan kontribusi publikasi tertinggi yaitu (48 artikel). Disusul oleh *Biomedical Signal Processing and Control* (26 artikel), *Multimedia Tools and Applications* (25 artikel), *Applied Science (Switzerland)* (17 artikel) dan *ACM International Conference and Proceeding Series* (14 artikel). Dominasi jurnal-jurnal ini mencerminkan fokus penelitian terhadap penerapan ResNet dalam bidang pengolahan citra medis, sistem multimedia cerdas, serta pemrosesan sinyal digital.

Untuk memperkuat temuan ini, dilakukan analisis lebih lanjut dengan menggunakan pendekatan *Bradford's Law*. Hukum *Bradford* mengklasifikasikan jurnal dalam tiga Zona berdasarkan frekuensi kemunculan artikel, dimana Zona 1 mencakup jurnal inti yang paling banyak mempublikasikan literatur relevan. Hasil analisis *Bradford* disajikan dalam Tabel 2.

Tabel 2. Pendekatan *Bradford's Law*

SO	Rank	Freq	cumFreq	Zone
IEEE Access	1	48	48	Zone1
Biomedical Signal Processing and Control	2	26	72	Zone1
Multimedia Tools and Applications	3	25	99	Zone1
Applied Science (Switzerland)	4	17	116	Zone1
ACM International Convergence Proceeding Series	5	14	130	Zone1
Computers, Materials And Continua	6	14	144	Zone1
Sensors	7	14	158	Zone1
Expert Systems with Applications	8	13	171	Zone1
Electronics (Switzerland)	9	11	182	Zone1
Proceedings of Spie - The International Society for Optical Engineering	10	11	193	Zone1

Tabel 2 menunjukkan 10 jurnal teratas yang masuk ke dalam Zona 1, dengan *IEEE Access* berada di posisi utama. Selain itu, jurnal seperti *Expert Systems with Applications*, *Sensors*, dan *ACM International Conference Proceeding Series* juga termasuk dalam kelompok inti. Keberagaman sumber ini mengindikasikan luasnya penerapan ResNet di berbagai domain, mulai dari sistem pakar, penginderaan cerdas, hingga teknologi komputasi terapan.

Temuan konsistensi antara sumber publikasi paling relevan dan hasil distribusi berdasarkan *Bradford's Law* memperlihatkan bahwa penelitian terkait ResNet terfokus pada sejumlah kecil jurnal yang memainkan peran penting, baik sebagai rujukan utama maupun sebagai kanal publikasi utama bagi para peneliti.

Dominasi jurnal seperti *IEEE Access* dan jurnal medis mengindikasikan bahwa fokus penggunaan ResNet bergeser menuju pemrosesan citra dalam bidang kesehatan dan teknik.

Namun, minimnya temuan dari domain sosial-humaniora, pendidikan, atau kebencanaan menunjukkan bahwa peluang eksplorasi lintas disiplin masih terbuka luas.

3. RQ3: Bagaimana produktifitas dan dampak ilmiah penulis dalam penelitian terkait ResNet selama lima tahun terakhir?

Analisis terhadap penulis paling berpengaruh dalam penelitian terkait ResNet dilakukan berdasarkan data selama lima tahun terakhir. Pendekatan ini tidak hanya mempertimbangkan produktifitas berdasarkan jumlah artikel yang dipublikasikan, tetapi juga pola kontribusi serta dampak ilmiah masing-masing penulis melalui indikator seperti *fractionalized score*, *h-index*, *g-index*, dan *m-index*.

Tabel 3. Daftar 10 penulis yang paling relevan tahun 2020-2025

Penulis	Artikel	Artikel yang Dipecah
WANG Y	18	4.03
ZHANG Y	16	3.04
LI Z	12	2.21
ZHANG Z	12	3.27
ZHANG H	11	2.68
LI J	10	2.08
LIU J	10	2.37
LI Y	9	2.42
LIU Y	9	2.09
ZHANG J	9	2.03

Berdasarkan Tabel 3, Wang Y menempati posisi teratas sebagai penulis paling produktif dengan total 18 artikel dan skor *fractionalized* 4.03. Skor ini menunjukkan tingkat kontribusi riil dalam artikel multi-penulis, dimana penulis tidak selalu menjadi penulis utama atau tunggal. Selanjutnya, Zhang Y memiliki 16 publikasi dengan skor *fractionalized* 3.04, disusul oleh Li Z dan Zhang Z yang masing-masing mencatat 12 artikel dengan kontribusi *fractionalized* 2.21 dan 3.27. Kemunculan banyak penulis dengan nama keluarga Zhang, Li, dan Liu mengindikasikan dominasi institusi atau kelompok penelitian tertentu, yang secara geografis kemungkinan besar berpusat di Tiongkok.

Namun demikian, jumlah publikasi tidak selalu mencerminkan kualitas atau pengaruh ilmiah. Oleh karena itu, digunakan metrik tambahan yang berfokus pada dampak lokal penulis terhadap topik ResNet. Hasil analisis ini disajikan pada Tabel 4 berikut.

Tabel 4. Dampak ilmiah lokal publikasi penulis paling relevan

Penulis	h_index	g_index	m_index	TC	NP	PY_start
LI J	7	10	1.167	433	10	2020
WANG Y	7	18	1.167	345	18	2020
ZHANG Y	7	10	1.167	115	16	2020
ZHANG Z	7	12	1.400	213	12	2021
LIU J	6	10	1.000	151	10	2020
ZHANG X	6	9	1.000	215	9	2020
HUANG Q	5	5	0.833	399	5	2020
LIU Z	5	12	0.833	245	12	2020
LIU H	5	7	1.000	98	7	2021
LU Y	5	6	0.833	172	6	2020

Tabel 4 menunjukkan Li J menonjol dengan total sitasi (TC) tertinggi sebanyak 433, serta nilai *h-index* sebesar 7, menandakan stabilitas pengaruh ilmiahnya. Sementara itu, Zhang Z menunjukkan nilai *m-index* tertinggi (1.400), mengindikasikan produktivitas dan

dampak sitasi yang tinggi dalam waktu yang relatif singkat sejak mulai aktif meneliti pada tahun 2021. Wang Y, selain menjadi penulis paling produktif secara kuantitatif, juga mencatatkan *g-index* tertinggi (18), memperkuat posisinya sebagai salah satu tokoh utama dalam ekosistem penelitian ResNet.

Lebih lanjut, distribusi kontribusi penulis dalam topik ResNet menunjukkan pola ketimpangan yang khas, sesuai dengan Hukum Lotka. Tabel 5 menggambarkan distribusi produktivitas penulis secara keseluruhan.

Tabel 5. Distribusi produktivitas penulis secara keseluruhan

Dokumen yang Ditulis	Jumlah Penulis	Proporsi Penulis
1	2671	0.869
2	256	0.083
3	61	0.020
4	36	0.012
5	18	0.006
6	8	0.003
7	8	0.003
8	4	0.001
9	4	0.001
10	2	0.001

Sebagaimana terlihat pada Tabel 5, sebanyak 86,9% dari total penulis hanya berkontribusi pada satu publikasi selama periode studi, sementara hanya 0,1% yang menulis hingga sepuluh artikel atau lebih. Distribusi ini mencerminkan bahwa sebagian besar kontribusi berasal dari kelompok kecil peneliti yang sangat aktif, sementara mayoritas penulis hanya terlibat secara sporadis.

Temuan ini memiliki implikasi penting dalam konteks kolaborasi dan pembangunan ekosistem riset yang berkelanjutan. Di satu sisi, keterpusatan kontribusi pada peneliti-peneliti kunci dapat mempercepat inovasi dan pengembangan teknis. Namun, di sisi lain, hal ini juga menyimpan potensi terjadinya bias metodologis atau kekurangan perspektif alternatif apabila tidak diseimbangkan dengan partisipasi lebih luas dari komunitas ilmiah global.

Pola ketimpangan kontribusi seperti yang ditunjukkan oleh Hukum *Lotka* mengindikasikan bahwa riset ResNet masih didominasi oleh kelompok elit akademik. Kondisi ini menciptakan tantangan sekaligus peluang untuk mendorong kolaborasi global dan keterlibatan komunitas ilmiah yang lebih luas.

4. RQ4: Bagaimana dinamika dan evolusi topik penelitian, ditinjau dari frekuensi dan distribusi istilah kunci dalam studi terkait ResNet dalam lima tahun terakhir?

Dilakukan serangkaian analisis bibliometrik yang mencakup analisis istilah kunci berdasarkan frekuensi dan distribusi temporal, serta visualisasi tren tahunan untuk menangkap dinamika topik secara longitudinal.

Dinamika topik penelitian juga dapat dipahami melalui distribusi istilah kunci yang muncul dalam artikel selama periode studi. Tabel 6 menunjukkan bahwa istilah “*deep learning*” dan “*convolutional neural networks*” mendominasi, masing-masing dengan frekuensi 830 dan 257, serta median tahun kemunculan pada 2023. Distribusi kuartil pertama hingga ketiga untuk kedua istilah ini terkonsentrasi pada rentang 2022-2024, mencerminkan lonjakan minat terhadap pendekatan-pendekatan mutakhir dalam jaringan saraf, khususnya pada tahap implementasi. Sebaliknya, istilah seperti “*backpropagation*”, “*gradient methods*”, dan “*large dataset*” banyak muncul pada tahun-tahun awal (2020-2021), yang menunjukkan bahwa pada awal periode studi, fokus riset lebih condong pada

aspek teknis dan fondasi pelatihan model. Kemunculan istilah “*network architecture*” dan “*neural networks*” pada periode pertengahan (2021-2023) mencerminkan pergeseran menuju eksplorasi struktur dan desain varian ResNet. Istilah “*coronavirus disease 2019*”, meskipun jumlah kemunculannya relatif kecil (10 kali), menjadi indikator kontekstual bahwa pandemi COVID-19 turut mendorong pemanfaatan ResNet dalam pengolahan citra medis.

Tabel 6. Frekuensi dan distribusi temporal istilah kunci

Istilah	Frekuensi	Tahun (Q1)	Tahun (Median)	Tahun (Q3)
pattern recognition	10	2020	2020	2021
state-of-the-art methods	5	2020	2020	2021
large dataset	15	2020	2021	2022
backpropagation	13	2021	2021	2022
coronavirus disease 2019	10	2021	2021	2023
network architecture	76	2021	2022	2023
neural networks	40	2021	2022	2023
gradient methods	36	2021	2022	2023
deep learning	830	2022	2023	2024
convolutional neural networks	257	2022	2023	2024

Distribusi temporal dari istilah-istilah tersebut mengindikasikan adanya evolusi progresif dalam penelitian ResNet: dari fondasi teknis di awal periode, menuju eksplorasi desain arsitektur pada pertengahan periode, dan kemudian fokus pada implementasi aplikatif serta penguatan peran CNN dalam sistem pembelajaran mendalam pada tahun-tahun akhir. Pergeseran ini menunjukkan bahwa bidang ini tidak stagnan, tetapi secara aktif menanggapi perkembangan teknologi dan kebutuhan lintas domain.

Tabel 7. Tren tahunan istilah kunci utama

Tahun	Deep Learning	Convolutional Neural Networks	Convolutional Neural Network	Deep Neural Networks	Learning Systems	Convolution	Optimisations	Transfer Learning	Optimization	Image Enhancement
2020	35	19	3	20	9	11	0	6	11	7
2021	116	58	27	56	25	42	13	24	28	12
2022	263	101	67	99	61	75	36	53	50	34
2023	494	148	127	147	139	120	81	85	85	64
2024	774	242	213	217	192	162	123	132	122	116
2025	830	257	232	224	196	164	143	141	124	121

Lebih lanjut, Tabel 7 menyajikan tren tahunan dari frekuensi istilah kunci utama. Istilah “*deep learning*” mencatatkan lonjakan luar biasa dari hanya 35 kemunculan pada tahun 2020 menjadi 830 pada tahun 2025, dengan pertumbuhan tertinggi antara 2022 dan 2023. Istilah “*convolutional neural networks*” dan “*deep neural networks*” juga menunjukkan peningkatan signifikan, masing-masing mencapai lebih dari 200 kemunculan pada tahun terakhir. Temuan ini memperkuat posisi ResNet sebagai salah satu arsitektur sentral dalam lanskap penelitian *deep learning*. Selain itu, peningkatan tajam juga terlihat pada istilah teknis seperti “*optimization*” dan “*transfer learning*”, yang masing-masing meningkat dari 11 dan 6 pada 2020 menjadi 143 dan 141 pada 2025. Fakta ini menunjukkan dorongan kuat dari komunitas ilmiah untuk meningkatkan efisiensi dan generalisasi model, termasuk melalui transfer pembelajaran antar domain. Istilah “*image enhancement*”, yang meningkat dari 7 (2020) menjadi 121 (2025), mengindikasikan bahwa ResNet semakin

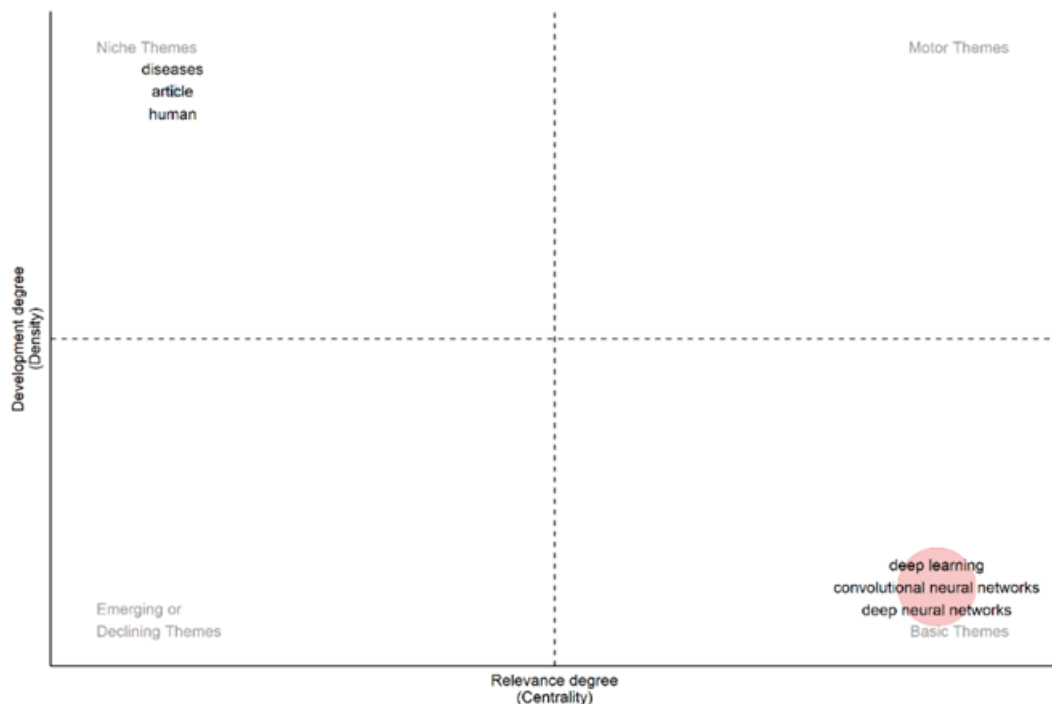
banyak digunakan untuk peningkatan kualitas citra dalam berbagai konteks seperti medis, keamanan, dan kreatif.

Secara keseluruhan, hasil-hasil di atas menunjukkan bahwa dinamika topik penelitian ResNet mengalami perubahan signifikan selama lima tahun terakhir. Fokus awal yang bertumpu pada aspek fundamental berkembang menuju upaya aplikatif yang lebih kompleks dan strategis, seperti optimasi, *transfer learning*, dan peningkatan performa citra. Evolusi ini selaras dengan kebutuhan praktis dalam berbagai bidang, serta didorong oleh kemajuan teknologi komputasi dan ketersediaan data berskala besar. Dengan demikian, ResNet tetap menjadi arsitektur yang relevan dan adaptif, serta menjadi pusat dari banyak agenda riset dalam ekosistem DL hingga tahun 2025.

Evolusi istilah kunci memperlihatkan transformasi fokus dari aspek teknis seperti “*gradient*” dan “*backpropagation*” ke aplikasi seperti “*transfer learning*” dan “*image enhancement*”. Ini mengindikasikan bahwa penelitian ResNet telah bergerak ke arah optimasi model dan penerapan praktis dalam skenario dunia nyata.

5. RQ5: Bagaimana struktur tematik dan hubungan semantik antar istilah utama dalam literatur ilmiah terkait ResNet, berdasarkan analisis pemetaan tematik dan jaringan koeksistensi kata kunci?

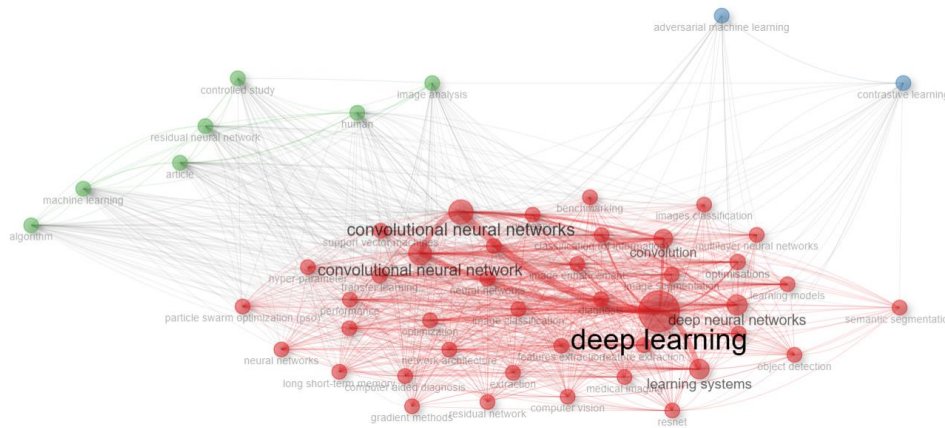
Analisis struktur pengetahuan dilakukan melalui dua pendekatan visual, yaitu *thematic mapping* dan *keyword co-occurrence network*, sebagaimana disajikan pada Gambar 4 dan Gambar 5 secara berurutan.



Gambar 4. Peta tema penelitian terkait ResNet dalam lima tahun terakhir

Gambar 4 menunjukkan bahwa istilah seperti *deep learning*, *convolutional neural networks*, dan *deep neural networks* berada di kuadran *Basic Themes* sentral namun belum cukup dieksplorasi sebagai topik spesifik. Sebaliknya, istilah seperti *diseases*, *article*, dan *human* muncul di kuadran *Niche Themes* yang menunjukkan eksplorasi intensif di area

terbatas seperti aplikasi medis. Tidak ditemukan *Motor Themes* atau *Emerging Themes*, yang menunjukkan belum adanya topik inovatif yang dominan dalam pengembangan ResNet selama periode studi.



Gambar 5. Hubungan antar istilah kunci

Gambar 5 menampilkan hubungan semantik antar istilah kunci melalui jaringan koeksistensi. *Deep learning* muncul sebagai simpul paling sentral, disertai konektivitas kuat dengan istilah seperti *residual network*, *semantic segmentation*, dan *object detection*. Analisis kluster mengidentifikasi tiga fokus utama: (1) kluster teknis (misal: *gradient methods*), (2) kluster aplikasi medis (*image analysis*, *fluoroscopy*), dan (3) kluster eksploratif (*contrastive learning*, *adversarial machine learning*). Hal ini menjadi gambaran bahwa meskipun ResNet masih memainkan peran penting dalam ekosistem *deep learning*, belum ada transformasi tematik besar yang muncul. Ke depan, diperlukan eksplorasi strategis untuk mengembangkan *Basic Themes* menjadi *Motor Themes* melalui integrasi dengan pendekatan baru seperti *Transformer*, *Efficient Architecture*, dan penerapan *edge-AI*.

Temuan-temuan di atas menunjukkan bahwa Residual Network masih mempertahankan perannya sebagai arsitektur kunci dalam pengembangan deep learning. Namun, dinamika riset terkini juga menunjukkan tuntutan untuk inovasi yang lebih kontekstual, efisien, dan mampu menjawab tantangan aplikatif lintas domain. Studi ini memberikan kontribusi dengan memetakan pola dan celah strategis yang dapat menjadi pijakan bagi penelitian selanjutnya.

KESIMPULAN

Penelitian ini memberikan tinjauan sistematis terhadap perkembangan arsitektur ResNet dalam literatur ilmiah selama periode 2020-2025 melalui pendekatan *systematic literature review* dan *bibliometric analysis*. Temuan menunjukkan peningkatan tajam jumlah publikasi pada tahun 2024, yang mencerminkan tingginya minat akademik, meskipun tidak selalu diiringi oleh kualitas atau dampak sitasi yang sepadan. Kanal utama publikasi seperti *IEEE Access* dan *Biomedical Signal Processing and Control* mendominasi diseminasi ilmiah, sedangkan kontribusi penulis terpusat pada kelompok kecil dengan produktivitas tinggi, utamanya dari Tiongkok, sesuai dengan distribusi *Lotka* dan metrik bibliometrik seperti *h-index* dan *g-index*. Analisis istilah kunci mengungkap transisi fokus penelitian dari isu teknis ke pendekatan strategis seperti *optimization* dan *transfer learning*, namun belum terdapat tema dominan yang menonjol sebagai *motor*

themes. Peta tematik dan jaringan koeksistensi mengindikasikan bahwa ResNet masih berakar kuat pada fondasi *deep learning*, dengan potensi eksplorasi lanjutan di bidang aplikasi. Keterbatasan kajian ini mencakup keterbatasan alat analisis bibliometrik yang digunakan dan cakupan data yang hanya bersumber dari Scopus hingga pertengahan 2025. Oleh karena itu, studi lanjutan disarankan untuk melibatkan basis data tambahan, mengadopsi teknik bibliometrik lanjutan seperti *co-word analysis* atau *topic modeling*, serta mengeksplorasi kontribusi ResNet dalam domain terapan seperti kesehatan, keamanan, dan industri kreatif. Hasil pemetaan ini diharapkan dapat menjadi rujukan awal bagi akademisi dan praktisi dalam merancang inovasi arsitektur jaringan saraf yang lebih adaptif dan kontekstual.

DAFTAR PUSTAKA

- Astuti, I.A.D., Wibawa, B. and Japar, M. (2024). The implementation of case based learning in physics learning at the collage: A systematic literature review. *Journal of Physics Conference Series*, 2866(1), p. 12106. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/2866/1/012106>
- Attia, M.M., Elbaz, A., Ahmed, A.M. and Selim, I. (2024). A deep learning framework for accurate diagnosis of colorectal cancer using histological images. *International Journal of Electrical and Computer Engineering (IJECE)*, 14(2), pp. 2167–2180. <https://doi.org/10.11591/ijece.v14i2.pp2167-2180>
- Chen, R. (2023). Review on the face recognition based on deep learning. *Applied and Computational Engineering*, 22(1), pp. 195–199. <https://doi.org/10.54254/2755-2721/22/20231217>
- Chen, Y., Obrecht, C. and Kuznik, F. (2024). Enhancing peak prediction in residential load forecasting with soft dynamic time wrapping loss functions. *Integrated Computer-Aided Engineering*, 31(3), pp. 327–340. <https://doi.org/10.3233/ica-230731>
- Dong, R., Liu, Y., Zhao, X. and Lin, Y. (2024). Diagnosis of citrus greening using artificial intelligence: A faster region-based convolutional neural network approach with convolution block attention module-integrated VGGNet and ResNet models. *Plants*, 13(12), p. 1631. <https://doi.org/10.3390/plants13121631>
- Gao, S., Zhang, M., Yang, C. and Li, K. (2021). Res2Net: A new multi-scale backbone architecture. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(2), pp. 652–662. <https://doi.org/10.1109/tpami.2019.2938758>
- Hattab, J., Gerlach, K., Schulze, A. and Heinritzi, K. (2023). Scoring enzootic pneumonia-like lesions in slaughtered pigs: Traditional vs. artificial-intelligence-based methods. *Pathogens*, 12(12), p. 1460. <https://doi.org/10.3390/pathogens12121460>
- Hu, Y., Xie, L., Liu, Y. and Li, W. (2023). Medical image segmentation of gastric adenocarcinoma based on dense connection of residuals. *Journal of Applied Clinical Medical Physics*, 25(1). <https://doi.org/10.1002/acm2.14233>
- Husnaningtyas, N., Putri, W.E., Rachmawati, E., Darmawan, A. and Mustika, M. (2023). A systematic review of anti-money laundering systems literature: Exploring the efficacy of machine learning and deep learning integration. *JEMA: Jurnal Ilmiah Bidang Akuntansi dan Manajemen*, 20(1), pp. 91–116. <https://doi.org/10.31106/jema.v20i1.20602>
- Ibbini, Z., Omari, A., Alshraideh, H. and Gharaibeh, K. (2024). Dev-ResNet: Automated developmental event detection using deep learning. *Journal of Experimental Biology*, 227(10). <https://doi.org/10.1242/jeb.247046>

-
- Kaya, S.S., Gümüşçü, A. and Beşli, N. (2024). Efficient busbar slip defects detection in photovoltaic cell electroluminescence images. *Adiyaman Üniversitesi Mühendislik Bilimleri Dergisi*, 11(23), pp. 363–377. <https://doi.org/10.54365/adyumbd.1494765>
- Kentsch, S., Petzold, J., Reimann, J., and Müller, J. (2020). Computer vision and deep learning techniques for the analysis of drone-acquired forest images, a transfer learning study. *Remote Sensing*, 12(8), p. 1287. <https://doi.org/10.3390/rs12081287>
- Khairuddin, M.Z.F., Mohd, H., Arifin, A., and Zulkifli, S. (2022). Predicting occupational injury causal factors using text-based analytics: A systematic review. *Frontiers in Public Health*, 10. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2022.984099>
- Khan, N. and Stavness, I. (2020). Pruning convolutional filters using batch bridgeout. *IEEE Access*, 8, pp. 212003–212012. <https://doi.org/10.1109/access.2020.3040256>
- Kontogiannis, S. (2024). Beehive smart detector device for the detection of critical conditions that utilize edge device computations and deep learning inferences. *Sensors*, 24(16), p. 5444. <https://doi.org/10.3390/s24165444>
- Kwak, I., Kim, J., Park, H., and Cho, J. (2023). Voice spoofing detection through residual network, max feature map, and depthwise separable convolution. *IEEE Access*, 11, pp. 49140–49152. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3275790>
- Li, Z., Wang, G., Wu, Q., and Zhang, J. (2022). A survey of convolutional neural networks: Analysis, applications, and prospects. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 33(12), pp. 6999–7019.
- Luca, A., Dumitriu, R., Stefan, A., and Iancu, R. (2021). The use of artificial intelligence on colposcopy images, in the diagnosis and staging of cervical precancers: A study protocol for a randomized controlled trial. *Journal of Biomedical Science and Engineering*, 14(06), pp. 266–270. <https://doi.org/10.4236/jbise.2021.146022>
- McKenna, S.J., Amaral, T. and Kyriazakis, I. (2020). Automated classification for visual-only postmortem inspection of porcine pathology. *IEEE Transactions on Automation Science and Engineering*, 17(2), pp. 1005–1016. <https://doi.org/10.1109/tase.2019.2960106>
- Nanjar, A., Saputro, R.E. and Berlilana, B. (2024). Machine learning and deep learning approaches for energy prediction: A systematic literature review. *Sinkron*, 8(4), pp. 2603–2614. <https://doi.org/10.33395/sinkron.v8i4.14208>
- Nomura, Y., Sato, K., Nakamura, Y., and Takahashi, M. (2023). Computer-aided diagnosis for screening of lower extremity lymphedema in pelvic computed tomography images using deep learning. *Scientific Reports*, 13(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-023-43503-1>
- Nugroho, I.R., Wilujeng, I. and Prasetyo, Z.K. (2023). Mobile learning research trends in Indonesia: A systematic literature review. *Jurnal Penelitian Pendidikan IPA*, 9(8), pp. 356–365. <https://doi.org/10.29303/jppipa.v9i8.3073>
- Roberts, M., Driggs, D., Thorpe, M., Gilbey, J., Yeung, M., Sohn, J., and Zou, J. (2021). Common pitfalls and recommendations for using machine learning to detect and prognosticate for COVID-19 using chest radiographs and CT scans. *Nature Machine Intelligence*, 3(3), pp. 199–217. <https://doi.org/10.1038/s42256-021-00307-0>
- Roslin, A.R., Ismail, S., Rahmat, M., and Idrus, M. (2022). Online learning for vocational education: Uncovering emerging themes on perceptions and experiences. *Journal of Vocational Education Studies*, 5(1), pp. 1–15. <https://doi.org/10.12928/joves.v5i1.6097>
- Sabba, S., Ali, A., Rehman, A., and Khan, M. (2022). Residual neural network in genomics.
-

-
- Computer Science Journal of Moldova*, 30(3(90)), pp. 308–334.
<https://doi.org/10.56415/csjm.v30.17>
- Sarvamangala, D.R. and Kulkarni, R.V. (2021). Convolutional neural networks in medical image understanding: A survey. *Evolutionary Intelligence*, 15(1), pp. 1–22.
<https://doi.org/10.1007/s12065-020-00540-3>
- Sghir, N., Adadi, A. and Lahmer, M. (2022). Recent advances in predictive learning analytics: A decade systematic review (2012–2022). *Education and Information Technologies*, 28(7), pp. 8299–8333. <https://doi.org/10.1007/s10639-022-11536-0>
- Shukla, P. and Kumar, M. (2022). Explicating ResNet for facial expression recognition. *International Journal of Computing Intelligent and Communication Technology*, 11(3). <https://doi.org/10.57061/ijcict.v11i3.3>
- Sineglazov, V. and Chynnyk, P. (2023). Quantum convolution neural network. *Electronics and Control Systems*, 2(76), pp. 40–45. <https://doi.org/10.18372/1990-5548.76.17667>
- Singh, G., Mittal, A. and Aggarwal, N. (2020). ResDNN: Deep residual learning for natural image denoising. *IET Image Processing*, 14(11), pp. 2425–2434.
<https://doi.org/10.1049/iet-ipr.2019.0623>
- Singh, R.G.V.P. (2024). Detection of gender in crowds using ResNet model. *JES (Journal of Engineering and Science)*, 20(2s), pp. 389–408. <https://doi.org/10.52783/jes.1151>
- Taye, M.M. (2023). Theoretical understanding of convolutional neural network: Concepts, architectures, applications, future directions. *Computation*, 11(3), p. 52.
<https://doi.org/10.3390/computation11030052>
- Vu, V.-H. (2024). Hybrid feature integration for enhanced atopic dermatitis diagnosis using multi-ResNet transformer models. *Journal of Electronic Imaging*, 33(06).
<https://doi.org/10.1117/1.jei.33.6.063039>
- Wang, J., Liu, X., Li, J., and He, J. (2021). Boosted EfficientNet: Detection of lymph node metastases in breast cancer using convolutional neural networks. *Cancers*, 13(4), p. 661. <https://doi.org/10.3390/cancers13040661>
- Wang, W., Zhang, T., Liu, B., and Feng, W. (2020). High-resolution radar target recognition via Inception-based VGG (IVGG) networks. *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2020, pp. 1–11. <https://doi.org/10.1155/2020/8893419>
- Wu, Z. (2024). Application of CNN classic model in modern image processing. *JAET (Journal of Advanced Engineering and Technology)*, 1(3), pp. 1–6.
<https://doi.org/10.62177/jaet.v1i3.25>
- Xu, B., Sun, J., Yang, Q., and Tang, Y. (2021). An ECG denoising method based on the generative adversarial residual network. *Computational and Mathematical Methods in Medicine*, 2021, pp. 1–23. <https://doi.org/10.1155/2021/5527904>
- Yang, W., Zhang, X., Tian, Y., and Liu, Y. (2020). LCSCNet: Linear compressing-based skip-connecting network for image super-resolution. *IEEE Transactions on Image Processing*, 29, pp. 1450–1464. <https://doi.org/10.1109/tip.2019.2940679>
- Yang, X. (2025). An ensemble-based 3D residual network for the classification of Alzheimer’s disease. *PLOS ONE*, 20(6), p. e0324520.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0324520>
- Yang, X. (2025). An ensemble-based 3D residual network for the classification of Alzheimer’s disease. *PLOS ONE*, 20(6), p. e0324520.
<https://doi.org/10.1371/journal.pone.0324520>
- Zaeemzadeh, A., Rahnavard, N. and Shah, M. (2021). Norm-preservation: Why residual
-

networks can become extremely deep? *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 43(11), pp. 3980–3990. <https://doi.org/10.1109/TPAMI.2020.2990339>

Zhang, Y., Zhao, X., Liu, M. and Wang, L. (2021). Deep learning for intelligent recognition and prediction of endometrial cancer. *Journal of Healthcare Engineering*, 2021, pp. 1–8. <https://doi.org/10.1155/2021/1148309>

Zhang, Z., Li, H., Wei, Y., and Zhang, X. (2025). Voxel-level radiomics and deep learning for predicting pathologic complete response in esophageal squamous cell carcinoma after neoadjuvant immunotherapy and chemotherapy. *Journal for Immunotherapy of Cancer*, 13(3), p. e011149. <https://doi.org/10.1136/jitc-2024-011149>

Zhao, Y., Wang, X., Liu, H., and Zhang, Y. (2022). Identification of gastric cancer with convolutional neural networks: A systematic review. *Multimedia Tools and Applications*, 81(8), pp. 11717–11736. <https://doi.org/10.1007/s11042-022-12258-8>

Zuo, Z., Tang, X., Li, M., and Yuan, Q. (2023). Study on the detection of water status of tomato (*Solanum lycopersicum* L.) by multimodal deep learning. *Frontiers in Plant Science*, 14. <https://doi.org/10.3389/fpls.2023.1094142>