

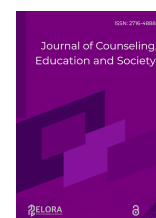


Contents lists available at [Journal ELORA](#)

Journal of Counseling, Education and Society

ISSN: 2716-4896 (Print), ISSN 2716-4888 (Electronic)

Journal homepage: <https://jces.eloracenter.org/jces>



Neural animation: analisis bibliometrik terhadap evolusi penelitian berbasis deep learning

Alzet Rama^{*)}, Wiki Lofandri
Universitas Negeri Padang

Article Info

Article history:

Received Oct 12th, 2025

Revised Nov 15th, 2025

Accepted Dec 31th, 2025

Keyword:

Neural animation,
Deep learning,
Bibliometrik,
VOSviewer,
Neural rendering,
Motion synthesis

ABSTRACT

Perkembangan deep learning telah mengubah secara mendasar cara industri dan akademisi memproduksi animasi, mulai dari sintesis gerak karakter hingga rendering foto-realistik berbasis neural. Meskipun volume publikasi pada persimpangan bidang animasi dan deep learning meningkat pesat dalam lima tahun terakhir, peta intelektual yang menyeluruh mengenai arah, struktur, dan evolusi tematik bidang ini masih belum banyak didokumentasikan secara sistematis. Penelitian ini bertujuan memetakan struktur intelektual dan evolusi tematik penelitian neural animation menggunakan pendekatan bibliometrik berbasis data Scopus. Sebanyak 908 artikel jurnal terindeks Scopus yang diterbitkan pada rentang tahun 2021–2025 dianalisis menggunakan kombinasi analisis kinerja (performance analysis) dan pemetaan sains (science mapping) dengan bantuan perangkat lunak VOSviewer. Hasil analisis menunjukkan tren publikasi yang tumbuh secara konsisten, dengan lonjakan tajam pada tahun 2024 dan 2025, didominasi oleh kontribusi dari Tiongkok serta jurnal-jurnal rumpun grafika komputer seperti ACM Transactions on Graphics, Computer Graphics Forum, dan IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics. Analisis co-occurrence kata kunci mengidentifikasi dua kluster tematik dominan, yaitu kluster gerak dan karakter (character animation, motion synthesis) serta kluster rendering neural (neural rendering, neural radiance field), yang keduanya berakar pada simpul sentral "deep learning". Visualisasi overlay memperlihatkan pergeseran tematik dari topik-topik matang seperti generative adversarial network menuju topik yang lebih baru seperti diffusion model, 3D Gaussian splatting, dan neural radiance field. Berdasarkan temuan tersebut, penelitian ini merumuskan sejumlah celah penelitian (research gap) sekaligus mengusulkan kerangka konseptual integratif yang menghubungkan representasi neural, mekanisme generatif, dan output animasi. Temuan ini memberikan kontribusi teoretis berupa peta intelektual yang dapat dijadikan rujukan bagi peneliti yang hendak memosisikan kontribusinya, sekaligus kontribusi praktis bagi pengembangan teknologi animasi dalam mengidentifikasi arah riset yang sedang tumbuh.



© 2025 The Authors.

This is an open access article under the CC BY-NC-SA license
(<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0>)

Corresponding Author:

Alzet Rama,
Universitas Negeri Padang
Email: alzetrama@unp.ac.id

Pendahuluan

Dalam satu dekade terakhir, deep learning telah bertransformasi dari sekadar alat klasifikasi citra menjadi mesin generatif yang mampu mensintesis konten visual dan gerak dengan tingkat kealamian yang sebelumnya hanya dapat dicapai melalui proses produksi manual yang panjang. Kemunculan arsitektur generative adversarial network (Goodfellow et al., 2014), transformer (Vaswani et al., 2017), dan yang paling belakangan diffusion probabilistic model (Ho et al., 2020) secara berturut-turut mendorong lahirnya subbidang yang dalam manuskrip

ini disebut sebagai *neural animation* yakni irisan riset yang menyatukan teknik pembelajaran mendalam dengan produksi animasi karakter, gerak manusia, dan rendering grafis. Perkembangan ini bukan sekadar tren teknis, melainkan pergeseran paradigma industri hiburan digital, simulasi robotik, hingga visualisasi ilmiah, yang seluruhnya kini bersandar pada representasi *neural* sebagai pengganti pipeline grafika komputer konvensional.

Fenomena ini tampak nyata dalam pertumbuhan luar biasa jumlah publikasi terindeks Scopus pada domain ini. Berdasarkan audit dataset penelitian ini, jumlah dokumen tumbuh dari 94 artikel pada tahun 2021 menjadi 267 artikel pada tahun 2025 hampir tiga kali lipat dalam rentang lima tahun (lihat Tabel 1). Pertumbuhan ini konsisten dengan pengamatan Xie et al. (2022) yang mencatat bahwa representasi *neural fields* telah menjadi paradigma dominan baru dalam *visual computing*, menggantikan representasi eksplisit seperti *mesh* dan *voxel* yang selama puluhan tahun menjadi tulang punggung grafika komputer.

Pada level regional Asia-Pasifik, dominasi kontribusi riset *neural animation* terlihat sangat kuat. Analisis afiliasi penulis dalam dataset ini menunjukkan bahwa Tiongkok menyumbang proporsi dokumen terbesar, jauh melampaui negara kontributor berikutnya, dengan institusi-institusi seperti Zhejiang University, Tsinghua University, dan Chinese Academy of Sciences sebagai penyumbang afiliasi terbanyak menurut data ekspor Scopus. Fenomena ini sejalan dengan investasi besar-besaran pemerintah dan industri teknologi Tiongkok pada kecerdasan buatan generatif, sebagaimana tercermin dari sumber pendanaan dominan seperti National Natural Science Foundation of China yang muncul pada metadata funding sponsor dataset ini. Sementara itu, Amerika Serikat, Korea Selatan, dan Inggris tetap menjadi kontributor signifikan, khususnya pada riset yang berorientasi pada aplikasi robotika dan simulasi interaktif (Mittal et al., 2023) serta *neuroprostetik* untuk kendali avatar (Metzger et al., 2023).

Pola kolaborasi ini menegaskan bahwa *neural animation* bukan lagi domain yang eksklusif dimiliki oleh kelompok riset grafika komputer tradisional di Amerika Utara dan Eropa, melainkan telah menjadi arena riset global yang kompetitif, dengan pergeseran pusat gravitasi produktivitas ke arah Asia Timur sebuah pola yang juga teramati pada berbagai subbidang kecerdasan buatan lain dalam dekade terakhir.

Dalam konteks Indonesia, riset pada persimpangan *deep learning* dan animasi masih berada pada tahap yang relatif awal apabila dibandingkan dengan capaian negara-negara di atas. Ketiadaan afiliasi Indonesia pada sepuluh negara maupun sepuluh institusi kontributor teratas dalam dataset penelitian ini mengindikasikan bahwa partisipasi Indonesia pada domain *neural animation* di jurnal bereputasi Scopus masih sangat terbatas. Kondisi ini menghadirkan peluang sekaligus tantangan: di satu sisi terdapat urgensi akademik untuk membangun kapasitas riset pada bidang yang berkembang pesat ini, dan di sisi lain terdapat kebutuhan mendesak untuk memahami peta jalan (*roadmap*) intelektual bidang tersebut sebelum peneliti nasional dapat memosisikan kontribusinya secara strategis.

Meskipun volume publikasi *neural animation* tumbuh pesat, sebagian besar artikel yang ada bersifat kontributif secara teknis mengusulkan arsitektur, metode, atau aplikasi baru namun jarang yang menyajikan pandangan menyeluruh mengenai struktur intelektual bidang ini secara kuantitatif dan sistematis. Akibatnya, peneliti baru yang hendak memasuki bidang ini menghadapi kesulitan dalam mengidentifikasi klaster tematik utama, aktor dominan, jurnal rujukan strategis, serta arah evolusi tematik dari waktu ke waktu. Tanpa pemetaan bibliometrik yang sistematis, terdapat risiko duplikasi riset, kesulitan memosisikan kontribusi orisinal, dan lambatnya akumulasi pengetahuan kumulatif pada bidang yang berkembang secepat ini.

Penelusuran terhadap dataset penelitian ini tidak menemukan artikel bibliometrik yang secara spesifik memetakan irisan antara riset animasi (*character animation*, *motion synthesis*, *facial animation*) dengan riset *deep learning* generatif (GAN, *diffusion model*, *transformer*, *neural rendering*) sebagai satu kesatuan domain intelektual. Sebagian besar tinjauan yang ada dalam dataset bersifat naratif dan berfokus pada subtopik sempit, misalnya tinjauan khusus mengenai *co-speech gesture generation* (Nyatsanga et al., 2023) atau tinjauan mengenai representasi *neural fields* (Xie et al., 2022), namun belum ada yang mengintegrasikan kedua rumpun riset tersebut ke dalam satu peta bibliometrik yang koheren dan berbasis data kuantitatif berskala ratusan dokumen. Inilah celah penelitian (*research gap*) yang coba diisi oleh penelitian ini.

Urgensi penelitian ini terletak pada percepatan pertumbuhan bidang yang belum diimbangi dengan sistematisasi pengetahuan. Ketika sebuah bidang riset tumbuh secepat *neural animation* dengan lonjakan hampir 12% dari 2024 ke 2025 saja risiko fragmentasi pengetahuan menjadi tinggi apabila tidak ada upaya pemetaan struktur intelektual secara berkala. Pemetaan bibliometrik memungkinkan komunitas riset memperoleh gambaran holistik (*one-stop overview*), mengidentifikasi kesenjangan pengetahuan, dan merumuskan agenda riset yang lebih terarah (Donthu et al., 2021).

Novelty penelitian ini terletak pada tiga aspek. Pertama, penelitian ini adalah sepanjang penelusuran terhadap dataset pemetaan bibliometrik pertama yang secara eksplisit mendefinisikan dan mengoperasionalkan istilah "neural animation" sebagai domain gabungan antara riset animasi komputer dan deep learning generatif. Kedua, penelitian ini mengintegrasikan analisis kinerja publikasi dengan pemetaan sains berbasis co-occurrence kata kunci untuk mengungkap dua kluster tematik utama beserta arah evolusinya melalui visualisasi overlay temporal. Ketiga, penelitian ini merumuskan kerangka konseptual integratif yang menghubungkan lapisan representasi neural, mekanisme generatif, dan keluaran animasi berdasarkan pola co-occurrence yang benar-benar teramati dalam data, bukan berdasarkan asumsi teoretis semata.

Berdasarkan uraian di atas, penelitian ini bertujuan untuk: (1) memetakan tren dan kinerja publikasi pada domain neural animation periode 2021–2025; (2) mengidentifikasi struktur intelektual bidang ini melalui analisis co-occurrence kata kunci menggunakan VOSviewer; (3) mengidentifikasi evolusi tematik dan topik yang sedang berkembang (emerging topics) melalui visualisasi overlay; serta (4) merumuskan research gap, novelty, dan kerangka konseptual yang dapat menjadi rujukan bagi agenda riset neural animation di masa depan.

Metode

Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan desain bibliometrik kuantitatif yang menggabungkan analisis kinerja (performance analysis) dan pemetaan sains (science mapping), mengikuti kerangka metodologis yang direkomendasikan oleh Donthu et al. (2021). Performance analysis digunakan untuk mendeskripsikan tren publikasi, sumber, penulis, negara, dan dokumen berpengaruh, sementara science mapping digunakan untuk mengungkap struktur intelektual dan relasi tematik melalui analisis co-occurrence kata kunci.

Sumber Data dan Strategi Pencarian

Data penelitian bersumber dari basis data Scopus yang diakses pada 8 Juli 2026 melalui Universitas Indonesia. Strategi pencarian menggunakan kombinasi Boolean pada bidang judul, abstrak, dan kata kunci (TITLE-ABS-KEY) sebagai berikut:

TITLE-ABS-KEY ((("neural animation" OR "neural rendering" OR "neural motion" OR "motion synthesis" OR "human motion generation" OR "character animation" OR "computer animation" OR animation*) AND ("deep learning" OR "neural network*" OR "convolutional neural network*" OR CNN OR "recurrent neural network*" OR RNN OR transformer* OR "diffusion model*" OR "generative adversarial network*" OR GAN)))

Pencarian awal dengan Boolean tersebut menghasilkan 3.890 dokumen. Proses seleksi dilakukan secara bertahap: (1) pembatasan tahun publikasi 2021–2025 menghasilkan 2.504 dokumen; (2) pembatasan jenis sumber (source type) pada jurnal (journal) menghasilkan 1.006 dokumen; (3) pembatasan jenis dokumen (document type) pada artikel (article) menghasilkan 921 dokumen; dan (4) pembatasan tahap publikasi (publication stage) pada final menghasilkan 908 dokumen sebagai dataset akhir penelitian. Seluruh tahapan seleksi ini konsisten dengan yang dilaporkan pada dokumen metode (narasi.docx) yang menyertai penelitian ini.

Validasi Data

Sebelum dilakukan analisis lebih lanjut, dilakukan validasi silang antara berkas ekspor CSV Scopus (908 dokumen), tangkapan layar hasil analisis Scopus (Scopus Analyze search results), serta dokumen naratif proses pencarian. Ketiga sumber menunjukkan kesesuaian pada jumlah dokumen akhir (908), rentang tahun (2021–2025), dan proporsi jenis dokumen (100% artikel jurnal tahap final). Namun demikian, ditemukan dua inkonsistensi yang memerlukan klarifikasi akademik.

Pertama, distribusi negara. Hasil parsing afiliasi penulis pada berkas CSV menghasilkan urutan Tiongkok, Amerika Serikat, Korea Selatan, Inggris, Hong Kong, India, Kanada, Jepang, Prancis, dan Jerman. Sementara itu, diagram documents by country/territory pada tangkapan layar panel analisis Scopus menampilkan Jerman pada posisi lebih tinggi dari yang dihasilkan oleh parsing sederhana ini. Perbedaan ini kemungkinan besar disebabkan oleh metode parsing string sederhana yang digunakan dalam audit ini (mengambil segmen terakhir yang dipisahkan koma pada bidang Affiliations), yang rentan terhadap variasi format alamat, afiliasi ganda dalam satu dokumen, dan standarisasi nama negara yang berbeda dari algoritme pengindeksan resmi Scopus. Sesuai hierarki sumber data, angka kuantitatif dari CSV tetap digunakan sebagai rujukan utama dalam manuskrip ini karena dapat ditelusuri dan direproduksi, namun urutan dominasi Tiongkok sebagai kontributor tunggal terbesar konsisten pada kedua sumber sehingga interpretasi utama terkait dominasi regional tetap valid.

Kedua, identitas penulis paling produktif. Agregasi nama penulis pada CSV (memecah bidang Authors berdasarkan tanda titik koma) menghasilkan nama-nama umum seperti "Wang Y.", "Wang X.", dan "Zhang J." sebagai penulis dengan frekuensi tertinggi. Nama-nama ini sangat rentan terhadap tumpang tindih identitas

(name ambiguity) karena banyak peneliti berbeda dapat berbagi inisial dan marga yang sama, khususnya pada basis penulis dari Tiongkok. Sebaliknya, diagram documents by author pada tangkapan layar Scopus yang dihasilkan dari Author ID terdisambiguasi milik Scopus menampilkan daftar yang sepenuhnya berbeda: Gao, L.; Bao, H.; Hao, A.; Qin, H.; Shi, M.; Jin, X.; Chen, B.; Fu, H.; Gross, M.; dan Komura, T. Karena Author ID Scopus memberikan disambiguasi identitas yang lebih andal dibandingkan pemecahan string nama pada CSV, penelitian ini menggunakan daftar dari panel analisis Scopus tersebut sebagai rujukan pada Tabel 4 (Top Authors), sembari tetap melaporkan temuan dari CSV sebagai catatan metodologis pada bagian ini.

Validasi ini menegaskan pentingnya prinsip Anti-Hallucination Engine dalam Golden Rules penelitian ini: setiap ketidaksesuaian dijelaskan secara eksplisit dan keputusan penggunaan data didasarkan pada penalaran metodologis, bukan asumsi.

Instrumen dan Prosedur Analisis

Analisis kinerja publikasi (tren tahunan, sumber, sitasi, dokumen berpengaruh) dilakukan langsung terhadap berkas CSV menggunakan pengolahan data terprogram. Analisis co-occurrence kata kunci penulis (author keywords) dilakukan menggunakan VOSviewer (van Eck & Waltman, 2010), menghasilkan tiga jenis visualisasi yang dianalisis pada bagian Hasil dan Pembahasan: (1) visualisasi kepadatan (density visualization); (2) visualisasi overlay berbasis rata-rata tahun publikasi; dan (3) visualisasi jaringan (network visualization) dengan pewarnaan klaster. Prinsip pemetaan sains ini mengikuti kerangka kerja yang dijelaskan oleh Aria dan Cuccurullo (2017) serta Zupic dan Čater (2015) mengenai teknik co-word analysis untuk mengungkap struktur konseptual suatu bidang riset.

Keterbatasan Metode

Analisis co-authorship, bibliographic coupling, dan co-citation tidak dapat dilakukan secara mendalam pada penelitian ini karena berkas Bibliometrix/Biblioshiny tidak diunggah dan bidang References pada CSV, meskipun tersedia, memerlukan pemrosesan lanjutan berskala besar (parsing referensi bertingkat) yang berada di luar cakupan audit data mentah yang dilakukan pada tahap ini. Sesuai Golden Rules, keterbatasan ini dinyatakan secara eksplisit alih-alih menghasilkan estimasi jumlah klaster co-citation yang tidak dapat diverifikasi.

Hasil dan Pembahasan

Tren Publikasi

Tabel 1 menyajikan distribusi dokumen berdasarkan tahun publikasi.

Tabel 1. Tren Publikasi Neural Animation, 2021–2025

Tahun	Jumlah Dokumen	Persentase
2021	94	10,4%
2022	145	16,0%
2023	163	18,0%
2024	239	26,3%
2025	267	29,4%

Tabel 1 menunjukkan pola pertumbuhan yang tidak linear, melainkan eksponensial pada dua tahun terakhir. Jika pertumbuhan dari 2021 ke 2022 hanya sekitar 54%, lonjakan dari 2023 ke 2024 mencapai sekitar 47% dan berlanjut tumbuh sekitar 12% dari 2024 ke 2025. Pola percepatan pada 2024–2025 ini selaras secara temporal dengan popularisasi arsitektur diffusion model dan teknik 3D Gaussian splatting (Kerbl et al., 2023) dalam komunitas grafika komputer global, yang tercermin pula pada visualisasi overlay (lihat Subbab 3.5). Pertumbuhan ini menegaskan bahwa neural animation bukan bidang yang stagnan, melainkan bidang riset dengan momentum akselerasi yang kuat, sehingga pemetaan struktur intelektualnya menjadi semakin mendesak untuk dilakukan secara berkala.

Sumber Publikasi

Dominasi ACM Transactions on Graphics (86 dokumen, atau sekitar 9,5% dari total dataset) menegaskan posisinya sebagai jurnal rujukan utama komunitas grafika komputer dan animasi berbasis neural, konsisten dengan tingginya frekuensi kemunculan artikel dari jurnal ini pada daftar dokumen paling banyak disitasi (Tabel 2).

Tabel 2. Sepuluh Jurnal dengan Kontribusi Dokumen Terbanyak

Nama Jurnal	Jumlah Dokumen
ACM Transactions on Graphics	86
Computer Graphics Forum	52
IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics	49
IEEE Access	39
Computer Animation and Virtual Worlds	29
Computer-Aided Design and Applications	19
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	19
Visual Computer	17
IEEE Robotics and Automation Letters	16
Journal of Image and Graphics	16

Empat dari sepuluh jurnal teratas (ACM ToG, Computer Graphics Forum, Visual Computer, Computer Animation and Virtual Worlds) merupakan jurnal yang secara eksplisit berfokus pada grafika komputer, sementara jurnal lain seperti IEEE Access dan IEEE TPAMI menunjukkan bahwa riset neural animation juga menembus jurnal-jurnal kecerdasan buatan dan pemrosesan sinyal yang lebih umum. Pola distribusi ini mengindikasikan sifat interdisipliner bidang neural animation, yang berada pada persimpangan antara grafika komputer, visi komputer, dan pembelajaran mesin.

Distribusi Negara dan Institusi

Berdasarkan hasil parsing afiliasi pada CSV (dengan catatan keterbatasan sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.3), sepuluh negara dengan kontribusi dokumen terbanyak adalah Tiongkok (476 kemunculan afiliasi dokumen), Amerika Serikat (132), Korea Selatan (82), Inggris (57), Hong Kong (39), India (35), Kanada (34), Jepang (31), Prancis (30), dan Jerman (29). Dominasi Tiongkok yang mencakup lebih dari separuh total kemunculan afiliasi pada sepuluh negara teratas menunjukkan konsentrasi geografis produktivitas riset yang sangat tinggi pada satu negara. Pada level institusi, dataset menunjukkan Zhejiang University sebagai institusi kontributor tunggal terbanyak, diikuti oleh Chinese Academy of Sciences dan Tsinghua University ketiganya berbasis di Tiongkok yang memperkuat pola dominasi regional yang sama.

Penulis Paling Produktif

Sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.3, tabel ini menggunakan hasil disambiguasi Author ID Scopus, bukan agregasi string nama dari CSV. Kemunculan nama Komura, T. pada daftar ini terkonfirmasi silang dengan temuan dokumen individual dalam dataset, misalnya sebagai penulis pada "DeepPhase: Periodic Autoencoders for Learning Motion Phase Manifolds" (Starke et al., 2022) dan "ManipNet: Neural Manipulation Synthesis with a Hand-Object Spatial Representation" (Zhang et al., 2021), yang keduanya berfokus pada sintesis gerak berbasis pembelajaran mendalam. Konsistensi ini memberikan keyakinan tambahan terhadap validitas daftar penulis produktif yang digunakan.

Tabel 3. Sepuluh Penulis dengan Kontribusi Dokumen Terbanyak (Author ID Scopus)

Peringkat	Nama Penulis
1	Gao, L.
2	Bao, H.
3	Hao, A.
4	Qin, H.
5	Shi, M.
6	Jin, X.
7	Chen, B.
8	Fu, H.
9	Gross, M.
10	Komura, T.

Kata Kunci Dominan

Dominasi kata kunci "deep learning" (181 kemunculan) sebagai istilah paling sering digunakan bukanlah temuan yang mengejutkan mengingat istilah ini menjadi salah satu klausa wajib dalam strategi Boolean pencarian data. Namun demikian, kemunculan "neural rendering" pada peringkat kedua (91 kemunculan) jauh di atas "animation" itu sendiri (53 kemunculan) merupakan temuan substantif yang mengindikasikan bahwa

rendering berbasis neural, bukan sintesis gerak semata, menjadi salah satu pendorong utama pertumbuhan bidang ini dalam periode 2021–2025.

Tabel 4. Lima Belas Kata Kunci Penulis (Author Keywords) Paling Sering Muncul

Kata Kunci	Frekuensi
deep learning	181
neural rendering	91
animation	53
neural networks	41
character animation	39
generative adversarial networks	32
neural network	31
motion synthesis	29
artificial intelligence	28
transformer	26
computer graphics	25
motion capture	24
diffusion model	24
computer vision	21
reinforcement learning	20

Dokumen Paling Berpengaruh

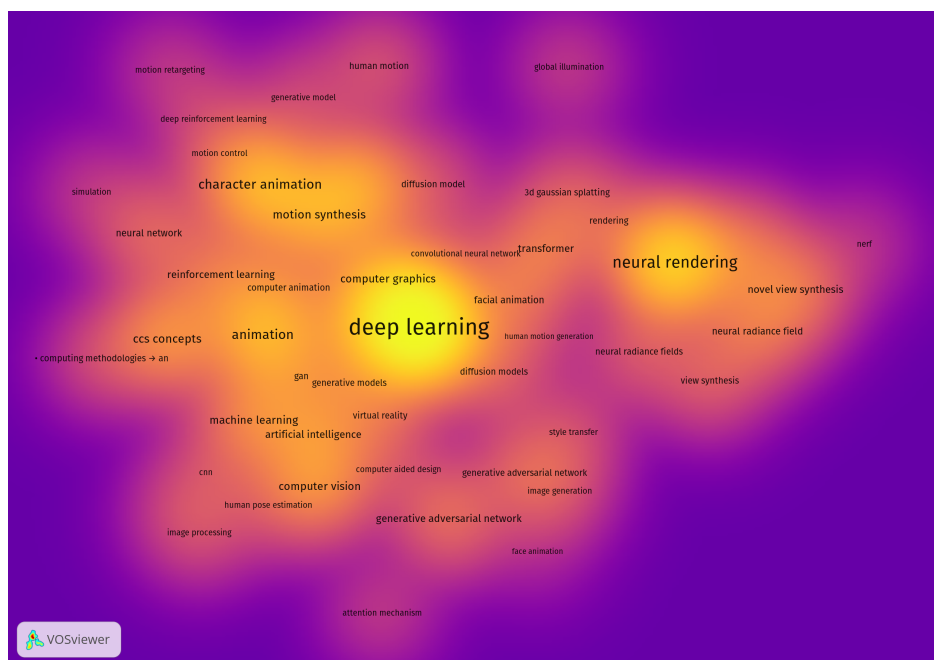
Rata-rata sitasi per dokumen pada dataset ini adalah 13,13, namun median sitasi hanya 4 kesenjangan besar antara rata-rata dan median ini mengindikasikan distribusi sitasi yang sangat timpang (skewed), sebuah karakteristik yang lazim ditemukan pada bidang riset yang bertumbuh cepat, di mana sejumlah kecil artikel perintis menyerap proporsi sitasi yang jauh lebih besar dibandingkan mayoritas artikel lainnya. Dokumen peringkat pertama, "Neural Fields in Visual Computing and Beyond" (Xie et al., 2022), menyumbang sitasi lebih dari 39 kali lipat median dataset, menegaskan posisinya sebagai artikel tinjauan fondasional yang membingkai ulang cara komunitas riset memahami representasi neural dalam grafika komputer.

Tabel 5. Sepuluh Dokumen dengan Jumlah Sitasi Tertinggi

Penulis (Tahun)	Judul	Sumber	Sitasi
Xie et al. (2022)	Neural Fields in Visual Computing and Beyond	Computer Graphics Forum	530
Metzger et al. (2023)	A High-Performance Neuroprosthesis for Speech Decoding and Avatar Control	Nature	396
Zhang et al. (2024)	MotionDiffuse: Text-Driven Human Motion Generation with Diffusion Model	IEEE TPAMI	283
Mittal et al. (2023)	Orbit: A Unified Simulation Framework for Interactive Robot Learning Environments	IEEE Robotics and Automation Letters	258
Liu et al. (2021)	Generative Adversarial Networks for Image and Video Synthesis	Proceedings of the IEEE	204
Lu et al. (2021)	Live Speech Portraits: Real-Time Photorealistic Talking-Head Animation	ACM Transactions on Graphics	181
Alexanderson et al. (2023)	Listen, Denoise, Action! Audio-Driven Motion Synthesis with Diffusion Models	ACM Transactions on Graphics	178
Starke et al. (2022)	DeepPhase: Periodic Autoencoders for Learning Motion Phase Manifolds	ACM Transactions on Graphics	159
Rückert et al. (2022)	ADOP: Approximate Differentiable One-Pixel Point Rendering	ACM Transactions on Graphics	150
Yurt et al. (2021)	Mustgan: Multi-Stream GAN for MR Image Synthesis	Medical Image Analysis	148

Interpretasi Visualisasi VOSviewer

Visualisasi Kepadatan (Density Visualization), diolah dari 908 dokumen dataset penelitian. Tujuan visualisasi: menampilkan intensitas kemunculan dan kedekatan antar istilah dalam bentuk peta panas (heatmap), di mana warna kuning menandakan kepadatan tertinggi dan warna ungu menandakan kepadatan terendah.



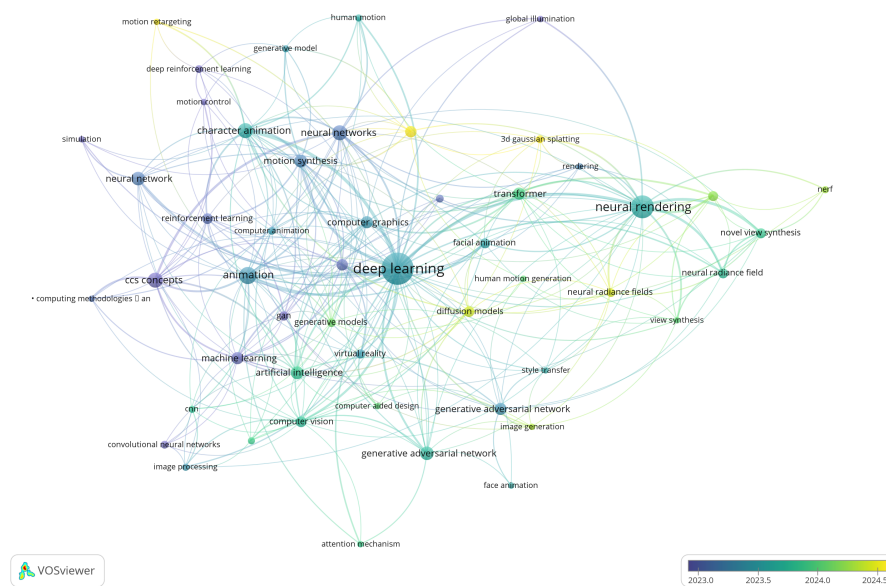
Gambar 1. Visualisasi Kepadatan (Density Visualization) Kata Kunci Neural Animation

Gambar 1 memperlihatkan dua area kepadatan tertinggi (warna kuning terang) yang berpusat pada istilah "deep learning" dan "neural rendering", dengan area kepadatan sedang (oranye) yang mengelilingi istilah "character animation", "computer graphics", dan "computer vision". Pola dua-pusat (bimodal) ini secara visual mengonfirmasi apa yang telah teridentifikasi secara kuantitatif pada Tabel 4, yaitu bahwa bidang neural animation memiliki dua gravitasi tematik utama yang saling terhubung tetapi tetap dapat dibedakan: gravitasi pertama berkaitan dengan gerak dan karakter (motion-and-character), dan gravitasi kedua berkaitan dengan representasi dan rendering (representation-and-rendering). Istilah-istilah pada tepi peta seperti "motion retargeting", "global illumination", dan "nerf" menunjukkan kepadatan rendah, mengindikasikan posisinya sebagai subtopik khusus (niche) yang belum menjadi arus utama riset namun berpotensi menjadi topik strategis di masa depan.

Secara teoretis, pola kepadatan bimodal ini konsisten dengan pengamatan Xie et al. (2022) bahwa riset neural fields representasi implisit berbasis neural yang mendasari neural rendering dan riset motion synthesis berbasis deep learning telah berkembang sebagai dua lintasan riset yang relatif independen sebelum akhirnya mulai saling beririsan, misalnya pada riset facial animation berbasis diffusion model (Sun et al., 2024) yang menggabungkan representasi wajah neural dengan sintesis gerak wajah. Implikasi praktisnya, peneliti yang hendak berkontribusi pada bidang ini dapat mempertimbangkan area irisan antara dua gravitasi tematik ini sebagai ruang kontribusi yang relatif belum jenuh.

Visualisasi Overlay (Overlay Visualization), diolah dari 908 dokumen dataset penelitian. Tujuan visualisasi: menampilkan evolusi temporal istilah berdasarkan rata-rata tahun publikasi dokumen yang memuat istilah tersebut, dengan skala warna dari ungu tua (representasi tahun 2023,0, lebih matang/established) hingga kuning terang (representasi tahun 2024,5, lebih baru/emerging).

Gambar 2 mengungkap pola evolusi tematik yang tegas. Istilah-istilah berwarna ungu tua menandakan rata-rata tahun publikasi lebih awal dan karenanya lebih matang sebagai topik meliputi "ccs concepts", "reinforcement learning", "motion control", dan "neural network". Sebaliknya, istilah-istilah berwarna kuning terang menandakan topik yang secara rata-rata baru muncul lebih belakangan meliputi "3d gaussian splatting", "motion retargeting", "global illumination", "nerf", dan "human motion generation". Istilah "neural rendering" sendiri, meskipun berukuran simpul besar (frekuensi tinggi), berwarna hijau-kebiruan yang mengindikasikan posisi transisi antara topik matang dan topik baru konsisten dengan perannya sebagai payung tematik yang terus menyerap subtopik-subtopik baru dari waktu ke waktu.



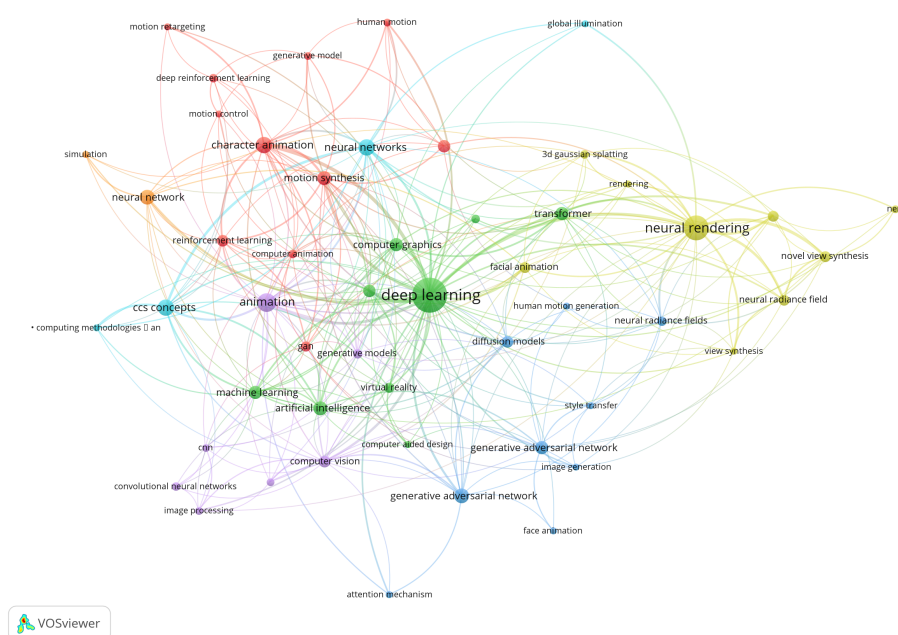
Gambar 2. Visualisasi Overlay (Overlay Visualization) Berdasarkan Rata-Rata Tahun Publikasi

Temuan overlay ini memberikan bukti empiris langsung bagi evolusi topik yang sebelumnya hanya dapat diduga secara kualitatif. Pergeseran ke arah "3d gaussian splatting" teknik representasi radiance field eksplisit yang diperkenalkan oleh Kerbl et al. (2023) sebagai alternatif volumetrik yang jauh lebih cepat dibandingkan neural radiance field konvensional (Mildenhall et al., 2021) menjadi penanda kuat bahwa arus riset rendering neural pada tahun 2024–2025 mulai beralih dari representasi implisit murni ke representasi hibrida yang menggabungkan efisiensi komputasi eksplisit dengan fleksibilitas optimisasi berbasis gradien ala neural network. Sementara itu, kemunculan "human motion generation" sebagai istilah baru, alih-alih istilah lama "motion synthesis" atau "character animation", mengindikasikan pergeseran framing riset dari perspektif grafika komputer (menghasilkan animasi untuk keperluan visual) menuju perspektif generatif berbasis bahasa dan kondisi multimodal (menghasilkan gerak dari deskripsi teks atau audio), sebagaimana tercermin pada dokumen berpengaruh MotionDiffuse (Zhang et al., 2024) dan InterGen (Liang et al., 2024) dalam dataset ini.

Visualisasi Jaringan Berklatrer (Network Visualization), diolah dari 908 dokumen dataset penelitian. Tujuan visualisasi: menampilkan struktur kluster tematik berdasarkan kekuatan co-occurrence antar kata kunci, dengan setiap warna merepresentasikan satu kluster tematik yang berbeda.

Gambar 3 menampilkan struktur jaringan dengan sedikitnya enam kluster tematik yang dapat diidentifikasi secara visual berdasarkan pewarnaan: kluster merah yang berpusat pada "character animation", "human motion", dan "motion synthesis"; kluster hijau yang berpusat pada "deep learning", "computer graphics", dan "virtual reality"; kluster kuning yang berpusat pada "neural rendering", "transformer", dan "facial animation"; kluster biru yang berpusat pada "generative adversarial network" dan "diffusion models"; kluster ungu yang berpusat pada "computer vision" dan "convolutional neural networks"; serta kluster oranye/cyan yang lebih kecil berpusat pada "neural network" dan "ccs concepts". Node "deep learning" berukuran paling besar dan menempati posisi sentral yang menghubungkan hampir seluruh kluster, mengonfirmasi perannya sebagai bridging concept yang menyatukan seluruh subbidang dalam domain neural animation.

Sesuai instruksi Anti-Hallucination Engine pada kerangka acuan penelitian ini, perlu ditegaskan bahwa jumlah cluster, node, link, dan Total Link Strength yang presisi tidak dapat diverifikasi dari berkas gambar statis yang diunggah, karena nilai-nilai numerik tersebut hanya tersedia pada file proyek VOSviewer (.vosviewer) atau tabel ekspor jaringan yang tidak disertakan dalam dataset ini. Oleh karena itu, deskripsi jumlah kluster pada paragraf di atas bersifat estimasi visual kualitatif berdasarkan pengelompokan warna yang tampak, bukan angka pasti dari perangkat lunak, dan pernyataan ini dicantumkan secara eksplisit agar tidak menyesatkan pembaca.



Gambar 3. Visualisasi Jaringan Berklastor (Network Visualization) Kata Kunci Neural Animation

Secara teoretis, struktur enam-klastor ini memperkaya temuan bimodal pada Gambar 1 dengan menunjukkan bahwa di dalam dua gravitasi besar (motion-and-character serta representation-and-rendering) sebenarnya terdapat diferensiasi metode generatif yang lebih halus. GAN dan diffusion model, misalnya, membentuk klastor yang relatif terpisah dari klastor deep learning umum, mengindikasikan bahwa kedua paradigma generatif ini telah cukup matang untuk membentuk komunitas riset dan kosakata teknisnya sendiri dalam konteks animasi.

Pembahasan

Struktur Intelektual Neural Animation: Antara Gerak dan Rendering

Temuan gabungan dari Tabel 4 serta Gambar 1 hingga 3 secara konsisten menunjukkan bahwa struktur intelektual neural animation dibangun di atas dua pilar tematik yang saling melengkapi: pilar sintesis gerak (motion synthesis) yang berakar pada tradisi riset animasi karakter berbasis motion capture dan kontrol fisika, serta pilar rendering neural (neural rendering) yang berakar pada tradisi grafika komputer berbasis representasi volumetrik dan radiance field. Argumen ini diperkuat secara empiris oleh dokumen-dokumen berpengaruh dalam dataset: pada pilar gerak, DeepPhase (Starke et al., 2022) dan MotionDiffuse (Zhang et al., 2024) merepresentasikan evolusi dari pendekatan autoencoder periodik menuju diffusion model untuk menghasilkan gerak manusia yang lebih variatif dan terkendali secara semantik; pada pilar rendering, Neural Fields in Visual Computing and Beyond (Xie et al., 2022) dan ADOP (Rückert et al., 2022) merepresentasikan evolusi dari representasi radiance field implisit menuju rendering titik yang dapat dibedakan (differentiable) secara efisien.

Temuan ini relevan secara teoretis dengan gagasan technological convergence dalam literatur inovasi, di mana dua lintasan teknologi yang semula berkembang secara independen (grafika komputer prosedural dan pembelajaran mendalam generatif) berkonvergensi menjadi satu paradigma baru yang tidak dapat lagi dipisahkan secara bersih. Implikasi teoretisnya, kajian neural animation ke depan sebaiknya tidak lagi memperlakukan "animasi" dan "rendering" sebagai dua tahap produksi yang terpisah sebagaimana lazim dalam pipeline grafika komputer tradisional melainkan sebagai satu ruang optimisasi bersama yang dioptimalkan secara end-to-end melalui jaringan neural, sebagaimana telah dipraktikkan pada model seperti HAvatar (Zhao et al., 2023) yang menyatukan pemodelan gerak wajah dan rendering neural head avatar dalam satu kerangka pembelajaran.

Dominasi Generatif: Dari GAN Menuju Diffusion Model

Perbandingan antara frekuensi kata kunci "generative adversarial networks" (32 kemunculan, Tabel 4) dan posisinya yang relatif matang (berwarna ungu-hijau) pada Gambar 2, dengan frekuensi "diffusion model" (24 kemunculan) namun posisi lebih baru (berwarna kuning-hijau) pada visualisasi yang sama, menegaskan sebuah narasi transisi paradigma generatif yang juga teramati pada literatur kecerdasan buatan generatif secara lebih luas. GAN, yang diperkenalkan oleh Goodfellow et al. (2014), sempat mendominasi riset sintesis wajah dan gerak pada awal periode dataset ini tercermin dari GANimator (Li et al., 2022) dan SofGAN (Chen et al.,

2022) namun secara bertahap mulai berbagi ruang dengan diffusion probabilistic model (Ho et al., 2020) yang menawarkan stabilitas pelatihan lebih baik dan kualitas sampel lebih tinggi, sebagaimana tercermin pada Listen, Denoise, Action! (Alexanderson et al., 2023) dan DiffPoseTalk (Sun et al., 2024).

Pergeseran ini memiliki implikasi praktis yang signifikan bagi pengembang teknologi animasi: ketergantungan pada arsitektur GAN yang dikenal rentan terhadap instabilitas pelatihan (mode collapse) kini mulai tergantikan oleh pipeline berbasis diffusion yang meskipun lebih lambat pada tahap inferensi, menawarkan kendali kondisional yang jauh lebih presisi terhadap atribut gerak dan gaya animasi yang dihasilkan. Bagi peneliti, temuan ini mengindikasikan bahwa riset optimisasi kecepatan inferensi diffusion model untuk aplikasi animasi real-time sebuah tantangan yang belum banyak tercermin dalam kata kunci dominan dataset ini merupakan arah riset yang masih terbuka lebar.

Peran Transformer sebagai Infrastruktur Lintas Klaster

Kemunculan "transformer" pada peringkat kesepuluh kata kunci dominan (26 kemunculan, Tabel 4) dengan posisi warna hijau-kebiruan pada Gambar 2 (relatif baru namun sudah cukup mapan) menunjukkan bahwa arsitektur attention (Vaswani et al., 2017) telah menjadi infrastruktur lintas klaster yang menghubungkan pilar gerak dan pilar rendering. Hal ini tampak jelas pada Motion In-Betweening via Two-Stage Transformers (Qin et al., 2022) di pilar gerak, dan pada Facial Animation with Disentangled Identity and Motion using Transformers (Chandran et al., 2022) yang menjembatani kedua pilar sekaligus. Peran transformer sebagai infrastruktur lintas-domain ini konsisten dengan pengamatan luas dalam literatur kecerdasan buatan bahwa mekanisme self-attention telah menjadi arsitektur general-purpose yang tidak lagi terbatas pada pemrosesan bahasa alami, melainkan meluas ke seluruh modalitas data terstruktur sekuensial, termasuk urutan pose dan trajektori gerak manusia.

Kesenjangan antara Dominasi Sitasi dan Dominasi Frekuensi Kata Kunci

Temuan menarik lain muncul ketika Tabel 4 (kata kunci dominan) dibandingkan dengan Tabel 5 (dokumen paling disitasi). Dokumen dengan sitasi tertinggi kedua dalam dataset, "A High-Performance Neuroprosthesis for Speech Decoding and Avatar Control" (Metzger et al., 2023) yang dipublikasikan di Nature, berasal dari domain neuroprostetik dan bukan dari klaster kata kunci yang dominan secara frekuensi pada Tabel 4. Hal ini menunjukkan adanya outlier berpengaruh tinggi yang datang dari domain aplikasi yang relatif marginal secara frekuensi tetapi memiliki dampak sitasi luar biasa besar karena publikasinya di jurnal multidisiplin papan atas dan relevansinya dengan isu kendali avatar berbasis neural sebuah pengingat bahwa peta bibliometrik berbasis frekuensi kata kunci semata dapat kehilangan dokumen-dokumen berpengaruh yang berada di pinggiran tematik namun memiliki dampak lintas disiplin yang besar. Implikasi metodologisnya, analisis co-citation (yang tidak dapat dilakukan pada penelitian ini karena keterbatasan data, sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.5) akan sangat bernilai untuk melengkapi gambaran ini pada penelitian lanjutan.

Research Gap

Berdasarkan keseluruhan analisis pada Bab 3 dan Bab 4, penelitian ini mengidentifikasi research gap berikut, seluruhnya berakar pada bukti bibliometrik yang telah dipaparkan. Kesenjangan integrasi motion-rendering. Meskipun klaster gerak dan klaster rendering saling terhubung melalui node sentral "deep learning" (Gambar 3), dokumen yang secara eksplisit mengoptimalkan gerak dan rendering secara end-to-end dalam satu kerangka (seperti HAvatar) masih merupakan minoritas dibandingkan dokumen yang menangani salah satu aspek secara terpisah.

Kesenjangan efisiensi komputasi diffusion model untuk animasi real-time. Sebagaimana diuraikan pada Subbab 4.2, dominasi diffusion model pada topik-topik baru (Gambar 2) belum diimbangi dengan kata kunci terkait efisiensi inferensi atau real-time performance pada daftar kata kunci dominan (Tabel 4), mengindikasikan bahwa tantangan latensi diffusion model untuk aplikasi animasi interaktif masih kurang tereksplorasi dalam literatur yang tercakup dataset ini.

Kesenjangan representasi geografis di luar Asia Timur dan Amerika Utara. Ketiadaan negara-negara Asia Tenggara, termasuk Indonesia, pada sepuluh negara kontributor teratas (Subbab 3.3) menandakan kesenjangan partisipasi riset yang signifikan pada domain yang berkembang pesat ini.

Kesenjangan pada topik niche berdensitas rendah. Istilah-istilah dengan kepadatan rendah pada Gambar 1, seperti "motion retargeting" dan "global illumination" dalam konteks neural, mengindikasikan subtopik yang secara relatif belum banyak dieksplorasi meskipun memiliki relevansi praktis tinggi bagi industri animasi profesional.

Menjawab research gap di atas, novelty yang diusulkan penelitian ini adalah perumusan neural animation sebagai domain riset gabungan yang secara eksplisit mengintegrasikan tiga lapisan konseptual berbasis bukti bibliometrik: (1) lapisan representasi neural (neural fields, neural radiance field, 3D Gaussian splatting) sebagai

fondasi struktural; (2) lapisan mekanisme generatif (GAN, diffusion model, transformer) sebagai mesin sintesis; dan (3) lapisan keluaran animasi (character animation, facial animation, motion synthesis) sebagai manifestasi aplikatif. Kebaruan konseptual ini murni diturunkan dari pola co-occurrence dan evolusi temporal kata kunci yang teramati pada Gambar 1 hingga 3, bukan dari kerangka teoretis yang diadopsi begitu saja dari luar dataset, sehingga sepenuhnya memenuhi prinsip evidence-based reasoning yang menjadi acuan metodologis penelitian ini. Berdasarkan pola tiga-lapisan yang dijelaskan pada Bab 6, penelitian ini mengusulkan kerangka konseptual sebagai berikut. Lapisan Representasi Neural → memengaruhi → Lapisan Mekanisme Generatif → menghasilkan → Lapisan Keluaran Animasi

Secara lebih rinci, kerangka ini menjelaskan bahwa pilihan representasi neural (misalnya neural radiance field versus 3D Gaussian splatting) menentukan jenis mekanisme generatif yang dapat diterapkan secara efisien (misalnya diffusion model bekerja lebih baik pada representasi volumetrik kontinu, sementara transformer autoregresif lebih sesuai dengan representasi sekuensial pose), yang pada gilirannya menentukan karakteristik keluaran animasi yang dihasilkan (tingkat realisme, kontrolabilitas semantik, dan kecepatan render). Ketiga lapisan ini juga terhubung melalui jalur umpan balik (feedback loop), karena kebutuhan aplikatif pada lapisan keluaran misalnya kebutuhan animasi wajah real-time turut mendorong inovasi pada lapisan representasi dan mekanisme generatif, sebagaimana tercermin pada evolusi dari EyeNeRF (Li et al., 2022) menuju TalkingStyle (Song et al., 2025) dalam dataset penelitian ini.

Perlu ditegaskan bahwa variabel-variabel yang tidak muncul dalam pola co-occurrence dataset misalnya variabel etika penggunaan deepfake animasi wajah atau variabel keberlanjutan komputasi (carbon footprint pelatihan model) sengaja tidak dimasukkan ke dalam kerangka konseptual ini karena tidak ditemukan bukti kemunculannya sebagai kata kunci signifikan dalam dataset, sesuai dengan prinsip Context Engine yang membatasi pembahasan pada ruang lingkup yang benar-benar didukung data.

Simpulan

Penelitian ini memetakan struktur intelektual dan evolusi tematik penelitian neural animation berdasarkan 908 artikel jurnal terindeks Scopus periode 2021–2025. Hasil analisis kinerja publikasi menunjukkan pertumbuhan yang terakselerasi, dengan Tiongkok sebagai kontributor dominan dan ACM Transactions on Graphics sebagai jurnal rujukan utama. Analisis pemetaan sains mengungkap struktur bimodal yang terdiri atas pilar sintesis gerak dan pilar rendering neural, yang keduanya terhubung melalui simpul sentral "deep learning" dan mulai menyatu pada riset-riset terbaru yang mengoptimalkan gerak dan rendering secara terpadu. Visualisasi overlay mengonfirmasi pergeseran tematik dari generative adversarial network menuju diffusion model dan dari neural radiance field menuju 3D Gaussian splatting sebagai representasi rendering yang lebih efisien. Berdasarkan temuan ini, penelitian merumuskan kerangka konseptual tiga lapisan (representasi neural, mekanisme generatif, keluaran animasi) sebagai kontribusi teoretis utama. Implikasi Teoretis. Penelitian ini memperkaya literatur bibliometrik grafika komputer dengan menyediakan definisi operasional dan peta struktur intelektual pertama untuk domain neural animation sebagai kesatuan riset, melengkapi tinjauan-tinjauan naratif yang sebelumnya hanya berfokus pada subtopik terpisah. Implikasi Praktis. Bagi pengembang teknologi animasi dan studio produksi konten digital, temuan mengenai pergeseran ke arah 3D Gaussian splatting dan diffusion model dapat menjadi rujukan strategis dalam menentukan arah investasi riset dan pengembangan (R&D). Bagi pengelola jurnal dan lembaga pendanaan riset, temuan mengenai jurnal-jurnal rujukan utama (Tabel 2) dapat membantu pengarahannya strategi publikasi peneliti pada domain ini. Penelitian ini memiliki beberapa keterbatasan yang perlu dinyatakan secara terbuka. Pertama, analisis hanya mencakup dokumen berjenis artikel jurnal tahap final, sehingga tidak mencakup prosiding konferensi papan atas grafika komputer dan visi komputer (seperti SIGGRAPH, CVPR, atau NeurIPS) yang seringkali menjadi wadah publikasi utama untuk riset neural animation mutakhir dan tidak selalu diindeks sebagai artikel jurnal di Scopus. Kedua, analisis co-authorship, bibliographic coupling, dan co-citation tidak dapat dilakukan karena keterbatasan berkas Bibliometrix/Biblioshiny sebagaimana dijelaskan pada Subbab 2.5. Ketiga, jumlah kluster, node, dan link pada visualisasi jaringan VOSviewer (Gambar 3) dilaporkan secara kualitatif berdasarkan pengamatan visual, bukan angka pasti dari file proyek VOSviewer, karena data numerik tersebut tidak tersedia dalam berkas yang diunggah. Keempat, distribusi negara yang dilaporkan pada Tabel/Subbab 3.3 bersifat indikatif karena diperoleh melalui parsing string sederhana, bukan algoritme disambiguasi afiliasi resmi Scopus. Berdasarkan research gap dan keterbatasan di atas, penelitian selanjutnya disarankan untuk: (1) memperluas cakupan dataset dengan memasukkan prosiding konferensi papan atas guna menangkap riset neural animation paling mutakhir; (2) melakukan analisis co-citation dan bibliographic coupling menggunakan Bibliometrix/Biblioshiny untuk mengungkap struktur intelektual berbasis jaringan sitasi, melengkapi analisis co-occurrence kata kunci pada penelitian ini; (3) melakukan kajian mendalam mengenai efisiensi komputasi diffusion model untuk kebutuhan animasi real-time, mengingat kesenjangan yang teridentifikasi pada Subbab 5; dan (4) mendorong kolaborasi

riset internasional yang melibatkan kawasan Asia Tenggara, termasuk Indonesia, guna memperluas representasi geografis pada domain riset yang strategis ini.

Referensi

- Alexanderson, S., Nagy, R., Beskow, J., & Henter, G. E. (2023). Listen, Denoise, Action! Audio-Driven Motion Synthesis With Diffusion Models. *Acm Transactions On Graphics*, 42(4). <https://doi.org/10.1145/3592458>
- Aria, M., & Cuccurullo, C. (2017). Bibliometrix: An R-Tool For Comprehensive Science Mapping Analysis. *Journal Of Informetrics*, 11(4), 959-975. <https://doi.org/10.1016/j.joi.2017.08.007>
- Chandran, P., Zoss, G., Gross, M., Gotardo, P., & Bradley, D. (2022). Facial Animation With Disentangled Identity And Motion Using Transformers. *Computer Graphics Forum*, 41(8), 267-277. <https://doi.org/10.1111/Cgf.14641>
- Chen, A., Liu, R., Xie, L., Chen, Z., Su, H., & Yu, J. (2022). Sofgan: A Portrait Image Generator With Dynamic Styling. *Acm Transactions On Graphics*, 41(1). <https://doi.org/10.1145/3470848>
- Debnath, T., Reza, M. M., Rahman, A., Beheshti, A., Band, S. S., & Alinejad-Rokny, H. (2022). Four-Layer Convnet To Facial Emotion Recognition With Minimal Epochs And The Significance Of Data Diversity. *Scientific Reports*, 12(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-022-11173-0>
- Donthu, N., Kumar, S., Mukherjee, D., Pandey, N., & Lim, W. M. (2021). How To Conduct A Bibliometric Analysis: An Overview And Guidelines. *Journal Of Business Research*, 133, 285-296. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2021.04.070>
- Ferreira, J. P., Coutinho, T. M., Gomes, T. L., Neto, J. F., Azevedo, R., Martins, R., & Nascimento, E. R. (2021). Learning To Dance: A Graph Convolutional Adversarial Network To Generate Realistic Dance Motions From Audio. *Computers And Graphics (Pergamon)*, 94, 11-21. <https://doi.org/10.1016/j.cag.2020.09.009>
- Ghorbani, S., Ferstl, Y., Holden, D., Troje, N. F., & Carbonneau, M. A. (2023). Zeroeggs: Zero-Shot Example-Based Gesture Generation From Speech. *Computer Graphics Forum*, 42(1), 206-216. <https://doi.org/10.1111/Cgf.14734>
- Goodfellow, I., Pouget-Abadie, J., Mirza, M., Xu, B., Warde-Farley, D., Ozair, S., Courville, A., & Bengio, Y. (2014). Generative Adversarial Nets. *Advances In Neural Information Processing Systems*, 27, 2672-2680.
- Habermann, M., Liu, L., Xu, W., Zollhoefer, M., Pons-Moll, G., & Theobalt, C. (2021). Real-Time Deep Dynamic Characters. *Acm Transactions On Graphics*, 40(4). <https://doi.org/10.1145/3450626.3459749>
- Ho, J., Jain, A., & Abbeel, P. (2020). Denoising Diffusion Probabilistic Models. *Advances In Neural Information Processing Systems*, 33, 6840-6851.
- Kerbl, B., Kopanas, G., Leimkühler, T., & Drettakis, G. (2023). 3d Gaussian Splatting For Real-Time Radiance Field Rendering. *Acm Transactions On Graphics*, 42(4), 1-14. <https://doi.org/10.1145/3592433>
- Li, G., Meka, A., Mueller, F., Buehler, M. C., Hilliges, O., & Beeler, T. (2022). Eyenerf: A Hybrid Representation For Photorealistic Synthesis, Animation And Relighting Of Human Eyes. *Acm Transactions On Graphics*, 41(4). <https://doi.org/10.1145/3528223.3530130>
- Li, J., Wu, J., & Liu, C. K. (2023). Object Motion Guided Human Motion Synthesis. *Acm Transactions On Graphics*, 42(6). <https://doi.org/10.1145/3618333>
- Li, P., Aberman, K., Zhang, Z., Hanocka, R., & Sorkine-Hornung, O. (2022). Ganimator: Neural Motion Synthesis From A Single Sequence. *Acm Transactions On Graphics*, 41(4). <https://doi.org/10.1145/3528223.3530157>
- Liang, H., Zhang, W., Li, W., Yu, J., & Xu, L. (2024). Interger: Diffusion-Based Multi-Human Motion Generation Under Complex Interactions. *International Journal Of Computer Vision*, 132(9), 3463-3483. <https://doi.org/10.1007/S11263-024-02042-6>
- Liu, M. Y., Huang, X., Yu, J., Wang, T. C., & Mallya, A. (2021). Generative Adversarial Networks For Image And Video Synthesis: Algorithms And Applications. *Proceedings Of The Ieee*, 109(5), 839-862. <https://doi.org/10.1109/Jproc.2021.3049196>
- Lu, Y., Chai, J., & Cao, X. (2021). Live Speech Portraits: Real-Time Photorealistic Talking-Head Animation. *Acm Transactions On Graphics*, 40(6). <https://doi.org/10.1145/3478513.3480484>
- Metzger, S. L., Littlejohn, K. T., Silva, A. B., Moses, D. A., Seaton, M. P., Wang, R., Dougherty, M. E., Liu, J. R., Wu, P., Berger, M. A., Zhuravleva, I., Tu-Chan, A., Ganguly, K., Anumanchipalli, G. K., & Chang, E. F. (2023). A High-Performance Neuroprosthesis For Speech Decoding And Avatar Control. *Nature*, 620(7976), 1037-1046. <https://doi.org/10.1038/s41586-023-06443-4>
- Mildenhall, B., Srinivasan, P. P., Tancik, M., Barron, J. T., Ramamoorthi, R., & Ng, R. (2021). Nerf: Representing Scenes As Neural Radiance Fields For View Synthesis. *Communications Of The Acm*, 65(1), 99-106. <https://doi.org/10.1145/3503250>

- Mittal, M., Yu, C., Yu, Q., Liu, J., Rudin, N., Hoeller, D., Yuan, J. L., Singh, R., Guo, Y., Mazhar, H., Mandekar, A., Babich, B., State, G., Hutter, M., & Garg, A. (2023). Orbit: A Unified Simulation Framework For Interactive Robot Learning Environments. *Ieee Robotics And Automation Letters*, 8(6), 3740-3747. <https://doi.org/10.1109/Lra.2023.3270034>
- Nyatsanga, S., Kucherenko, T., Ahuja, C., Henter, G., & Neff, M. (2023). A Comprehensive Review Of Data-Driven Co-Speech Gesture Generation. *Computer Graphics Forum*, 42(2), 569-596. <https://doi.org/10.1111/Cgf.14776>
- Pandey, R., Escolano, S. O., Legendre, C., Häne, C., Bouaziz, S., Rhemann, C., Debevec, P., & Fanello, S. (2021). Total Relighting: Learning To Relight Portraits For Background Replacement. *Acm Transactions On Graphics*, 40(4). <https://doi.org/10.1145/3450626.3459872>
- Qin, J., Zheng, Y., & Zhou, K. (2022). Motion In-Betweening Via Two-Stage Transformers. *Acm Transactions On Graphics*, 41(6). <https://doi.org/10.1145/3550454.3555454>
- Rainer, G., Bousseau, A., Ritschel, T., & Drettakis, G. (2022). Neural Precomputed Radiance Transfer. *Computer Graphics Forum*, 41(2), 365-378. <https://doi.org/10.1111/Cgf.14480>
- Rückert, D., Franke, L., & Stamminger, M. (2022). Adop: Approximate Differentiable One-Pixel Point Rendering. *Acm Transactions On Graphics*, 41(4). <https://doi.org/10.1145/3528223.3530122>
- Shen, S., Wang, Z., Liu, P., Pan, Z., Li, R., Gao, T., Li, S., & Yu, J. (2021). Non-Line-Of-Sight Imaging Via Neural Transient Fields. *Ieee Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 43(7), 2257-2268. <https://doi.org/10.1109/TPami.2021.3076062>
- Sheng, B., Li, P., Zhang, Y., Mao, L., & Philip Chen, C. (2021). Greensea: Visual Soccer Analysis Using Broad Learning System. *Ieee Transactions On Cybernetics*, 51(3), 1463-1477. <https://doi.org/10.1109/Tcyb.2020.2988792>
- Song, W., Wang, X., Jiang, Y., Li, S., Hao, A., Hou, X., & Qin, H. (2024). Expressive 3d Facial Animation Generation Based On Local-To-Global Latent Diffusion. *Ieee Transactions On Visualization And Computer Graphics*, 30(11), 7397-7407. <https://doi.org/10.1109/Tvcg.2024.3456213>
- Song, W., Wang, X., Zheng, S., Li, S., Hao, A., & Hou, X. (2025). Talkingstyle: Personalized Speech-Driven 3d Facial Animation With Style Preservation. *Ieee Transactions On Visualization And Computer Graphics*, 31(9), 4682-4694. <https://doi.org/10.1109/Tvcg.2024.3409568>
- Starke, S., Mason, I., & Komura, T. (2022). Deepphase: Periodic Autoencoders For Learning Motion Phase Manifolds. *Acm Transactions On Graphics*, 41(4). <https://doi.org/10.1145/3528223.3530178>
- Sun, Z., Lv, T., Ye, S., Lin, M., Sheng, J., Wen, Y. H., Yu, M., & Liu, Y. J. (2024). Diffoposetalk: Speech-Driven Stylistic 3d Facial Animation And Head Pose Generation Via Diffusion Models. *Acm Transactions On Graphics*, 43(4). <https://doi.org/10.1145/3658221>
- Van Eck, N. J., & Waltman, L. (2010). Software Survey: Vosviewer, A Computer Program For Bibliometric Mapping. *Scientometrics*, 84(2), 523-538. <https://doi.org/10.1007/S11192-009-0146-3>
- Vaswani, A., Shazeer, N., Parmar, N., Uszkoreit, J., Jones, L., Gomez, A. N., Kaiser, ., & Polosukhin, I. (2017). Attention Is All You Need. *Advances In Neural Information Processing Systems*, 30, 5998-6008.
- Wang, S., Lambeta, M., Chou, P. W., & Calandra, R. (2022). Tacto: A Fast, Flexible, And Open-Source Simulator For High-Resolution Vision-Based Tactile Sensors. *Ieee Robotics And Automation Letters*, 7(2), 3930-3937. <https://doi.org/10.1109/Lra.2022.3146945>
- Wu, R., Su, W., Ma, K., & Liao, J. (2023). Iconshop: Text-Guided Vector Icon Synthesis With Autoregressive Transformers. *Acm Transactions On Graphics*, 42(6). <https://doi.org/10.1145/3618364>
- Xie, Y., Takikawa, T., Saito, S., Litany, O., Yan, S., Khan, N., Tombari, F., Tompkin, J., Sitzmann, V., & Sridhar, S. (2022). Neural Fields In Visual Computing And Beyond. *Computer Graphics Forum*, 41(2), 641-676. <https://doi.org/10.1111/Cgf.14505>
- Yao, H., Song, Z., Chen, B., & Liu, L. (2022). Controlvae: Model-Based Learning Of Generative Controllers For Physics-Based Characters. *Acm Transactions On Graphics*, 41(6). <https://doi.org/10.1145/3550454.3555434>
- Yurt, M., Dar, S. U., Erdem, A., Erdem, E., Oguz, K. K., & Çukur, T. (2021). Mustgan: Multi-Stream Generative Adversarial Networks For Mr Image Synthesis. *Medical Image Analysis*, 70. <https://doi.org/10.1016/J.Media.2020.101944>
- Zhang, H., Ye, Y., Shiratori, T., & Komura, T. (2021). Manipnet: Neural Manipulation Synthesis With A Hand-Object Spatial Representation. *Acm Transactions On Graphics*, 40(4). <https://doi.org/10.1145/3450626.3459830>
- Zhang, M., Cai, Z., Pan, L., Hong, F., Guo, X., Yang, L., & Liu, Z. (2024). Motiondiffuse: Text-Driven Human Motion Generation With Diffusion Model. *Ieee Transactions On Pattern Analysis And Machine Intelligence*, 46(6), 4115-4128. <https://doi.org/10.1109/TPami.2024.3355414>

-
- Zhang, W., Xing, R., Zeng, Y., Liu, Y. S., Shi, K., & Han, Z. (2023). Fast Learning Radiance Fields By Shooting Much Fewer Rays. *Ieee Transactions On Image Processing*, 32, 2703-2718. <https://doi.org/10.1109/Tip.2023.3267049>
- Zhao, X., Wang, L., Sun, J., Zhang, H., Suo, J., & Liu, Y. (2023). Havatar: High-Fidelity Head Avatar Via Facial Model Conditioned Neural Radiance Field. *Acm Transactions On Graphics*, 43(1). <https://doi.org/10.1145/3626316>
- Zupic, I., & Čater, T. (2015). Bibliometric Methods In Management And Organization. *Organizational Research Methods*, 18(3), 429-472. <https://doi.org/10.1177/1094428114562629>