

**STRATEGI DEEP LEARNING BERBASIS KONTEKSTUAL UNTUK
MENINGKATKAN KECERDASAN PRAKTIS DALAM PEMBELAJARAN
MATEMATIKA**

Ria Norfika Yuliandari¹, Nurul Izhan Pepridel Yulanda²

¹PGMI FITK UIN Maulana Malik Ibrahim Malang

²Pendidikan Dasar FIP Universitas Negeri Malang

Alamat e-mail : 1fikachu_math@pgmi.uin-malang.ac.id,

nurul.izhan.2421039@students.um.ac.id

ABSTRACT

This study aims to examine contextual-based deep learning strategies for enhancing practical intelligence in mathematics learning. The study was conducted using a literature review method by analyzing various scientific publications related to mathematical foundations, latent context representation, and pedagogical implementation within deep learning-based instructional models. The findings reveal that deep learning possesses a strong mathematical foundation, including linear algebra, calculus, probability theory, and optimization, which are essential in developing intelligent learning models. The innovative representation of latent context contributes to adaptive learning that responds to the dynamic needs of learners. However, several limitations are identified within the pedagogical dimension, such as an imbalance in technology integration, weak application of learner-centered pedagogical principles, and a gap between mathematical models and educational needs that are contextual, personal, and humanistic. This study highlights that the effectiveness of deep learning implementation in education, particularly in mathematics learning, requires an integrative approach that combines the strength of mathematical foundations with pedagogical strategies that are contextual and transformative. The findings contribute significantly to the development of adaptive, reflective, and relevant learning models to address the challenges of 21st-century education.

Keywords: Deep learning¹, Practical intelligence², Mathematics instruction³

ABSTRAK

Penelitian ini bertujuan untuk mengkaji strategi *deep learning* berbasis kontekstual dalam meningkatkan kecerdasan praktis pada pembelajaran matematika. Kajian dilakukan dengan metode studi pustaka yang menganalisis berbagai publikasi ilmiah terkait fondasi matematis, representasi konteks laten, dan penerapan pedagogis dalam model pembelajaran *deep learning*. Hasil kajian menunjukkan bahwa *deep learning* memiliki fondasi matematis yang kuat, meliputi aljabar linier, kalkulus, teori probabilitas, dan optimasi yang menjadi kunci dalam pengembangan model pembelajaran cerdas. Representasi inovasi konteks laten berkontribusi dalam menghadirkan pembelajaran adaptif yang mampu

menanggapi dinamika kebutuhan peserta didik. Namun demikian, ditemukan sejumlah keterbatasan dalam dimensi pedagogis, seperti ketidakseimbangan penerapan teknologi, lemahnya integrasi prinsip pedagogis, dan kesenjangan antara model matematis dengan kebutuhan pendidikan yang bersifat kontekstual, personal, dan humanistik. Kajian ini menegaskan bahwa efektivitas penerapan *deep learning* dalam pendidikan, khususnya pembelajaran matematika, memerlukan pendekatan integratif yang menggabungkan kekuatan fondasi matematis dengan strategi pedagogis yang kontekstual dan transformatif. Temuan ini memberikan kontribusi penting bagi pengembangan model pembelajaran yang adaptif, reflektif, dan relevan dengan tantangan pendidikan abad ke-21

Kata Kunci: *Deep learning*¹, kecerdasan praktis², pembelajaran matematika³

A. Pendahuluan

Dalam lanskap pendidikan abad ke-21, pendekatan *deep learning* menjadi visi strategis dalam pengembangan pembelajaran yang bertujuan membentuk kompetensi tinggi seperti pemikiran kritis, kolaborasi, dan kreativitas. Pendekatan ini diidealkan karena kemampuannya dalam mengintegrasikan aspek teoritis dan praktis melalui proses pembelajaran yang mendalam, berkelanjutan, dan reflektif (Rameshkumar et al., 2025; Unger, Tuzhilin, & Livne, 2020). Dalam kerangka kebijakan pendidikan, konsep pembelajaran berbasis pemahaman mendalam mendukung lahirnya peserta didik yang mampu mentransfer pengetahuan lintas konteks dan menyelesaikan permasalahan dunia nyata (Warburton, 2003).

Secara teoritis, *deep learning* memiliki dua dimensi utama: fondasi matematis dan struktur pembelajaran kontekstual. Secara matematis, pendekatan ini dibangun melalui jaringan saraf tiruan multilapis yang mampu mengaproksimasi fungsi non-linear secara efisien, dengan didukung oleh teori optimisasi, regularisasi, dan generalisasi (Yonina Eldar, Whang, Dimakis, & Shlezinger, 2020; Grohs, Berner, Kutyniok, & Petersen, 2021; Rameshkumar et al., 2025). Dalam konteks penerapan, model pengembangan pembelajaran berbasis konteks seperti konteks laten eksplisit, tidak terstruktur, dan hierarkis mampu mengumpulkan keragaman interaksi antara peserta didik, materi, dan lingkungan belajar(Unger et al., 2020)(Fan, Cong, & Zhong, 2019).

Meski demikian, realitas penerapan *deep learning* dalam pendidikan formal menunjukkan sejumlah tantangan. Studi yang dilakukan pada pelatihan keterampilan komputer di tingkat perguruan tinggi menemukan bahwa strategi pengajaran masih bersifat teoritis dan minim keterlibatan praktik langsung, menyebabkan rendahnya motivasi dan efektivitas belajar siswa (Fan et al., 2019; Petersson et al., 2021; Tian, Zhao, & Nguyen, 2022). Selain itu, lemahnya integrasi antara sistem evaluasi dan tujuan pembelajaran mendalam serta berkontribusi pada tidak optimalnya pencapaian hasil belajar (Debus & Gordon, 2002).

Konsep yang mengemuka adalah ketegangan antara pendekatan teknis dan pedagogis(Zech & Petersen, 2024). Di satu sisi, pembelajaran mendalam mampu membentuk representasi laten yang kompleks, namun interpretasi pedagogis terhadap struktur dan model keluarannya sering kali diabaikan(Guiwen, 2023). Hal ini menimbulkan pertanyaan tentang sejauh mana sistem *deep learning* dalam pendidikan benar-benar mendukung proses belajar

yang bersifat holistik dan transformatif (Rameshkumar et al., 2025; Unger et al., 2020). Dilema ini menunjukkan bahwa keberhasilan teknis belum tentu bermakna dalam konteks pengajaran yang diwajibkan pada nilai dan relevansi sosial.

Meskipun berbagai model dan kerangka pembelajaran telah dikembangkan, masih sedikit kajian yang secara simultan menghubungkan antara fondasi matematis dari *deep learning* dengan kebutuhan pedagogis berbasis konteks pendidikan nyata (Paquette & Pinto, 2024; Zech & Petersen, 2024) Khususnya, belum banyak penelitian yang menjelaskan bagaimana struktur laten pada model rekomendasi atau klasifikasi berbasis *deep learning* dapat diadaptasi dalam skenario pembelajaran berbasis karakter, etika, atau personalisasi (Rameshkumar et al., 2025; Unger et al., 2020). Kesenjangan ini membuka peluang untuk mengembangkan pendekatan integratif yang menyeimbangkan kekuatan matematis dan kebutuhan kontekstual pendidikan.

Berdasarkan uraian di atas, tampak bahwa penerapan *deep learning* dalam pendidikan masih

menyisakan berbagai tantangan konseptual dan praktikal. Ketimpangan antara pendekatan matematis yang kuat dan kebutuhan pedagogis yang kontekstual menunjukkan adanya keterpaduan dalam desain dan implementasi model pembelajaran. Selain itu, belum banyak kajian yang secara eksplisit menjembatani landasan teoritik dari jaringan saraf tiruan dengan kebutuhan pendidikan yang bersifat personal, etis, dan berbasis karakter. Oleh karena itu, penelitian ini dirancang untuk menjawab permasalahan utama: bagaimana integrasi antara landasan matematis, representasi konteks laten, dan penerapan pedagogis dalam model pembelajaran *deep learning* dapat dikaji secara kritis dalam konteks pendidikan yang transformatif dan kontekstual?.

Dalam konteks tersebut, kontribusi kebaruan dari penelitian ini terletak pada pendekatannya yang bersifat integratif, yaitu dengan pertemuan tiga aspek yang selama ini jarang dikaji secara bersamaan: fondasi matematis dari *deep learning*, representasi konteks laten, dan esensi pedagogis dalam dunia pendidikan. Berbeda dari penelitian

sebelumnya yang lebih menekankan pada performa teknis dan akurasi model, penelitian ini mengarahkan fokus pada potensi *deep learning* untuk mendukung pembelajaran yang personal, reflektif, dan berbasis nilai. Dengan demikian, penelitian ini menawarkan perspektif baru tentang bagaimana sistem pembelajaran mendalam dapat dianggap sebagai ruang dialektika antara teknologi dan pendidikan yang berkeadaban.

B. Metode

Penelitian ini menggunakan pendekatan kualitatif dengan desain studi pustaka (library study), yang bertujuan untuk mengkaji dan mensintesis berbagai sumber ilmiah yang relevan terkait penerapan *deep learning* dalam konteks pendidikan (Wang & Zhang, 2024). Fokus utama kajian ini adalah mengeksplorasi integrasi antara fondasi matematis, representasi konteks laten, dan penerapan pedagogis berbasis *deep learning*, sebagaimana telah dibahas dalam beberapa artikel ilmiah ilmiah (Rameshkumar et al., 2025; Tian et al., 2022; Unger et al., 2020). Data dalam penelitian ini bersumber dari artikel yang dipublikasikan dalam jurnal ilmiah bereputasi antara tahun

2020 hingga 2025. Seluruh artikel dipilih secara purposif berdasarkan kriteria inklusi, yaitu membahas secara eksplisit konsep *deep learning*, menyajikan kerangka atau model implementasinya, dan menunjukkan relevansi dalam ranah pendidikan atau sistem pembelajaran berbasis konteks.

Analisis data dilakukan melalui teknik analisis isi (content analysis), yang mencakup tiga tahap utama: pertama, identifikasi tema sentral dari masing-masing artikel; kedua, pengkodean informasi berdasarkan dimensi teori, model, tantangan, dan penerapan; dan ketiga, penyusunan sintesis tematik untuk mengungkap benang merah, kekuatan, keterbatasan, serta peluang penelitian lanjutan (Hsieh & Shannon, 2005; Neuendorf, 2015). Validitas data dijaga dengan melakukan validasi silang antar dokumen serta keterbukaan metodologi dalam menggambarkan tahapan analisis. Melalui pendekatan ini, penelitian diharapkan dapat memberikan pemahaman yang lebih mendalam mengenai strategi *deep learning* dalam pengembangan pembelajaran masa depan yang adaptif dan posisital.

C. Hasil Penelitian dan Pembahasan

Kajian terhadap perkembangan konsep dan implementasi *deep learning* dalam pendidikan menghasilkan empat tema utama yang saling berkaitan. Keempat tema ini memberikan gambaran menyeluruh tentang bagaimana fondasi matematis, representasi konteks laten, *deep learning* saling terhubung, sekaligus menunjukkan tantangan dan potensi pengembangan model pembelajaran yang lebih adaptif dan humanistik.

Fondasi Matematis sebagai Dasar Model Deep Learning

Penerapan *deep learning* dalam berbagai bidang, termasuk pendidikan, tidak terlepas dari fondasi matematis yang sangat kuat dan kompleks (Zech & Petersen, 2024). Keberhasilan model *deep learning* dalam melakukan klasifikasi, prediksi, dan generalisasi ditopang oleh kombinasi berbagai disiplin matematika seperti aljabar linier, kalkulus, statistik, teori probabilitas, teori optimasi, hingga teori informasi (Y Eldar, Boyd, & Shlezinger, 2022; Shrestha & Mahmood, 2019). Landasan utama dari *deep learning* adalah operasi matematis pada

jaringan saraf tiruan, yang bekerja berdasarkan struktur matriks dan operasi vector(Crossa, López, & López, 2022; Kriegeskorte & Golan, 2019). Konsep aljabar linier menjadi fondasi penting untuk merepresentasikan data dalam bentuk matriks, memfasilitasi perhitungan bobot, bias, dan aktivasi neuron di setiap lapisan jaringan(Moore, Tuminaro, Cyr, Siefert, & Ohm, 2023). Selain itu, penggunaan fungsi-fungsi matematis seperti fungsi aktivasi (sigmoid, softmax, ReLU) adalah contoh konkret penerapan konsep fungsi dalam kalkulus dan teori himpunan (Kovac, Nome, & Jensen, 2023; Liquet, Moka, & Nazarathy, 2024).

Kalkulus, khususnya turunan parsial dan gradien, memainkan peran kunci dalam proses pembelajaran model. Metode penurunan gradien digunakan untuk meminimalkan fungsi biaya, sehingga model dapat menemukan parameter optimal yang meminimalkan kesalahan prediksi (Agrawal & Singh, 2022; Masuku, Jili, & Sabela, 2020). Proses ini melibatkan perhitungan gradien dari fungsi kerugian terhadap bobot dan bias dalam jaringan, sebuah aplikasi langsung dari

kalkulus diferensial. Di sisi lain, teori probabilitas dan statistik mendukung proses regularisasi, pengurangan overfitting, serta pembuatan model yang mampu melakukan generalisasi dengan baik. Probabilitas tidak hanya digunakan dalam fungsi aktivasi seperti softmax untuk klasifikasi multikelas, tetapi juga dalam penentuan distribusi parameter model dan proses inferensi (Grohs et al., 2021).

Fondasi matematis ini semakin diperkuat oleh perkembangan teori optimasi dan teori pembelajaran statistik, yang menjadi pilar untuk memahami bagaimana jaringan saraf dapat mendekati fungsi-fungsi kompleks dalam berbagai domain. Misalnya, teori optimasi digunakan untuk menjelaskan proses konvergensi model menuju solusi optimal, sementara teori pembelajaran statistik menjelaskan bagaimana model dapat menghindari kesalahan generalisasi ketika dihadapkan pada data baru (Zech & Petersen, 2024). Selain itu, penelitian terbaru mulai mengintegrasikan teori-teori yang lebih abstrak, seperti kategori-kategori teori, untuk menyediakan kerangka kerja matematis yang lebih konsisten dan komprehensif bagi pengembangan

deep learning. Pendekatan ini memungkinkan pemodelan sifat-sifat utama seperti parametrisitas dan dua arah, yang meningkatkan pemahaman terhadap sistem *deep learning* secara keseluruhan (Gavranović, 2024).

Tidak hanya itu, transformasi persamaan diferensial biasa dan parsial ke dalam arsitektur jaringan saraf juga menjadi salah satu inovasi yang mendorong kemajuan dalam *deep learning*, khususnya untuk model-model yang memerlukan pemodelan dinamika waktu atau sistem yang bersifat kontinu (Dénes-Fazakas, Sándor-Rokaly, & Szász, 2024). Hal ini menunjukkan bahwa *deep learning* tidak hanya bersandar pada representasi data statistik, tetapi juga mampu memodelkan perubahan secara dinamis dalam berbagai konteks. Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa landasan matematis tidak hanya menjadi tulang punggung *deep learning*, tetapi juga menjadi kunci utama dalam mengembangkan model yang mampu melakukan pembelajaran dari data, memahami pola-pola kompleks, dan melakukan generalisasi dalam berbagai aplikasi, termasuk di dunia pendidikan. Tanpa pemahaman yang

kuat terhadap konsep-konsep matematis ini, pengembangan dan penerapan *deep learning* tidak akan berjalan secara optimal dan efektif.

Representasi Konteks Laten sebagai Inovasi dalam Pembelajaran Adaptif

Perkembangan representasi konteks laten menjadi salah satu inovasi utama dalam mendukung pembelajaran adaptif. Pada dasarnya, representasi konteks laten (*latent context representation*) adalah metode yang memungkinkan sistem pembelajaran untuk menangkap, memproses, dan memodelkan informasi yang tidak tampak secara eksplisit dalam data, tetapi memiliki pengaruh yang signifikan terhadap proses pengambilan keputusan dan pembelajaran. Dalam sistem pembelajaran adaptif, representasi konteks laten berfungsi sebagai mekanisme untuk memahami kondisi atau keadaan internal yang berubah-ubah berdasarkan observasi atau interaksi baru. Penelitian dalam bidang ilmu saraf menunjukkan bahwa pola aktivitas saraf, khususnya pada bagian orbitofrontal cortex, secara biologi mendukung konsep ini. Sistem saraf secara alami melakukan pembaruan status

internalnya sebagai respon terhadap kejadian yang tidak terduga, sehingga memungkinkan pembelajaran yang lebih efisien dalam berbagai konteks(Nassar, McGuire, Ritz, & Kable, 2022).

Prinsip penerapan ini ke dalam model pembelajaran mesin dan *deep learning* terlihat pada sistem pengembangan yang mampu menyesuaikan laju pembelajarannya berdasarkan perubahan status internal. Misalnya, ketika terjadi perubahan signifikan dalam pola data, sistem dengan representasi konteks laten mampu meningkatkan kecepatan pembelajaran dan mempercepat proses adaptasi terhadap informasi baru(Nassar et al., 2022). Hal ini jauh lebih efisien dibandingkan dengan model konvensional yang menggunakan laju pembelajaran tetap tanpa mempertimbangkan dinamika kontekstual. Di bidang multi-view learning dan subspace clustering, pendekatan representasi laten adaptif terbukti mampu meningkatkan akurasi pembelajaran dengan cara mempertimbangkan kontribusi dari berbagai tampilan (views) data, sekaligus menjaga struktur geometris lokal. Hasilnya adalah kemampuan

sistem untuk menangkap struktur data yang lebih akurat dan menghasilkan klasifikasi atau clustering yang lebih baik dalam situasi dunia nyata yang kompleks (Tian et al., 2022; Zhang, Wang, & Gao, 2018).

Pendekatan ini juga diterapkan dalam bidang pemrosesan multimodal, seperti pencocokan antara gambar dan teks. Melalui pengembangan representasi grafik laten adaptif , model dapat memisahkan faktor-faktor yang mengganggu dalam pencocokan gambar dan teks, sehingga meningkatkan kemampuan untuk membangun representasi laten yang lebih bersih dan relevan. Hal ini meningkatkan kinerja dalam tugas pencocokan lintas modalitas, seperti pencarian gambar berbasis teks atau sebaliknya(Tian et al., 2022).

Lebih lanjut, inovasi ini bahkan diterapkan pada sistem generatif, seperti dalam teknologi pertukaran wajah (face swapping). Dengan menggunakan pembelajaran representasi laten adaptif , sistem dapat secara presisi memetakan atribut wajah (seperti pose, ekspresi, atau pencahayaan) ke dalam kode laten yang fleksibel. Ini

memungkinkan kontrol yang lebih baik atas hasil generatif dan meningkatkan realisme gambar yang dihasilkan.

Dalam konteks pembelajaran berbasis keputusan, seperti pada algoritma pembelajaran penguatan (reinforcement learning), representasi konteks laten memainkan peran sentral dalam mempercepat proses pengambilan keputusan yang kontekstual. Dengan belajar dan mentransfer representasi yang bergantung pada konteks, agen cerdas mampu beradaptasi lebih cepat terhadap perubahan lingkungan dan mengurangi kebutuhan eksplorasi yang tidak efisien. Model ini secara signifikan melampaui kinerja algoritma konvensional seperti *Q-learning* atau *Deep Q-learning*, yang tidak dilengkapi dengan mekanisme pembelajaran representasi kontekstual yang adaptif (Qin, Menara, Oymak, & Others, 2022).

Secara keseluruhan, representasi inovasi konteks laten membuka jalan bagi sistem pembelajaran adaptif yang lebih canggih, yang tidak hanya mengandalkan pola statistik, tetapi juga mampu memahami dan

menyesuaikan diri dengan dinamika perubahan lingkungan atau data. Dalam konteks pendidikan, penerapan pendekatan ini berpotensi menghadirkan sistem pembelajaran yang benar-benar personal, yang mampu menyesuaikan materi, kecepatan, dan strategi pengajaran berdasarkan karakteristik dan kebutuhan spesifik setiap peserta didik.

Keterbatasan dalam Dimensi Pedagogis

Meskipun *deep learning* menunjukkan kemampuan teknis yang luar biasa dalam pengolahan data, klasifikasi, dan prediksi, penerapannya dalam konteks pendidikan masih menghadapi berbagai keterbatasan pada dimensi pedagogis. Keterbatasan ini tidak hanya bersifat teknis, tetapi juga menyentuh pada aspek metodologi pembelajaran, dinamika kelas, serta relevansi nilai-nilai pendidikan yang bersifat humanistik. Salah satu keterbatasan utama terletak pada keseimbangan penerapan teknologi informasi dalam proses pembelajaran. Pada beberapa kasus, penggunaan teknologi cenderung berlebihan tanpa diimbangi dengan strategi pedagogis yang tepat, atau

sebaliknya, pemanfaatan yang kurang optimal sehingga tidak mendukung terciptanya pengalaman belajar yang bermakna (Han & Song, 2024). Hal ini berdampak pada rendahnya motivasi belajar, lemahnya efikasi diri peserta didik, serta tidak sesuaiya sistem evaluasi dengan tujuan pembelajaran berbasis *deep learning*.

Selain itu, tantangan struktural dalam dunia pendidikan, seperti komersialisasi (marketisasi) dan massifikasi pendidikan, juga menjadi *penghambat penerapan deep learning* yang efektif. Ukuran kelas yang besar serta sistem pendidikan yang lebih berorientasi pada output dibandingkan proses, menyebabkan berkurangnya peluang bagi peserta didik untuk terlibat dalam pembelajaran reflektif, kritis, dan kolaboratif. Akibatnya, pembelajaran cenderung kembali pada pola pembelajaran permukaan yang hanya menekankan pada hafalan atau memberikan tugas administratif (Masuku et al., 2020).

Keterbatasan lainnya muncul dari ketidakjelasan definisi operasional *deep learning* dalam konteks pendidikan. Beragamnya pendekatan teoritis dan faktor-faktor

yang mempengaruhi menyebabkan sulitnya merumuskan model pedagogis yang terstandardisasi dan dapat diterapkan secara konsisten di berbagai lingkungan belajar (Chen & Singh, 2024). Hal ini berdampak pada peningkatan pengembangan metode pembelajaran, evaluasi strategi, dan pengukuran hasil belajar yang didasarkan pada prinsip *deep learning*.

Dari perspektif teknologi, keterbatasan dalam model interpretabilitas, ketidakmerataan kualitas data, serta tantangan dalam skalabilitas sistem turut mendukung penerapan *deep learning* dalam pendidikan. Model yang bersifat black-box menyulitkan pendidik untuk memahami bagaimana keputusan dibuat oleh sistem, sehingga mengurangi kepercayaan dan kinerja dalam proses personalisasi pembelajaran (Agyeman, 2024; Li, 2024). Lebih lanjut, beberapa kajian mengindikasikan bahwa sebagian besar penelitian terkait *deep learning* di bidang pendidikan masih didominasi oleh pendekatan kognitif saja. Dimensi afektif, sosial, dan embodied learning kurang mendapat perhatian, padahal dimensi tersebut sangat penting dalam mendukung

terciptanya pembelajaran yang holistik dan transformatif (Winje & Løndal, 2020). Ketiadaan integrasi terhadap aspek-aspek penerapan tersebut menyebabkan *deep learning* dalam pembelajaran tidak mampu secara efektif mendukung perkembangan keterampilan abad ke-21 seperti empati, kerja sama, dan berpikir reflektif.

Selain itu, keterbatasan arsitektural pada model *deep learning* seperti State Space Models (SSMs) dan Transformers menunjukkan ketidakmampuan dalam melakukan penalaran kompleks dan komposisional, terutama pada tugas-tugas yang memerlukan penalaran bertingkat atau penalaran multistep. Hal ini menandakan bahwa model-model tersebut belum sepenuhnya mampu mendukung kebutuhan pembelajaran yang menuntut keterampilan berpikir tingkat tinggi dan pemecahan masalah yang kompleks (Zubić, De Solda, Sulser, & Others, 2024). Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa keterbatasan dalam dimensi pedagogis *deep learning* tidak hanya berasal dari faktor teknis, tetapi juga dari ketidaksiapan sistem pendidikan dalam menyalaraskan penggunaan

teknologi dengan prinsip-prinsip pedagogis yang humanistik, reflektif, dan kontekstual. Oleh karena itu, perlu adanya upaya serius untuk merancang pendekatan yang lebih integratif, yang menggabungkan kekuatan teknologi dengan nilai-nilai pendidikan yang berpusat pada perkembangan peserta didik secara utuh?.

Kesenjangan antara Model Matematis dan Kebutuhan Pendidikan Kontekstual

Meskipun dikembangkan *deep learning* berdasarkan fondasi matematis yang kuat dan model komputasional yang canggih, terdapat kesenjangan yang nyata antara kecanggihan model matematis tersebut dengan kebutuhan pendidikan yang bersifat kontekstual, inklusif, dan transformatif. Kesenian ini menjadi tantangan besar dalam penerapan pembelajaran mendalam yang tidak hanya akurat secara teknis, tetapi juga relevan dalam situasi pendidikan yang kompleks dan beragam. Salah satu faktor utama dari kesenjangan ini adalah tidak adanya definisi yang terstandardisasi atau konsisten terkait konsep *deep learning* dalam pendidikan. Variasi dalam

pendekatan teoritis, kerangka yang digunakan, dan interpretasi dari berbagai kajian menyebabkan kesulitan dalam menyusun model pedagogis yang aplikatif dan selaras dengan realitas pendidikan (Chen & Singh, 2024; Li, 2024). Hal ini berimplikasi pada penerapan *deep learning* di ruang kelas yang menghadapi kebutuhan peserta didik yang heterogen.

Kovac et al (2023) juga menyoroti bahwa terdapat perbedaan signifikan antara kerangka teoritis *deep learning* yang dikembangkan dalam domain teknis dengan penerapannya dalam konteks pendidikan. Model-model matematis yang dikembangkan lebih fokus pada optimasi fungsi, akurasi prediksi, dan efisiensi pencetakan data, namun kurang mempertimbangkan aspek-aspek pendidikan seperti kebutuhan akan pembelajaran yang inklusif, adaptif, dan berorientasi pada pengembangan keterampilan sosial, afektif, dan budaya.

Selain itu, kendala lain muncul dari tantangan teknis yang berdampak langsung pada konteks pendidikan, seperti kualitas data yang tidak merata, keterbatasan model interpretabilitas, serta adanya potensi

bias algoritmik. Hal ini dapat menghambat kemampuan sistem untuk menyesuaikan diri dengan kebutuhan pembelajaran yang beragam, terutama dalam pembelajaran yang bersifat personalisasi atau diferensiasi (Li, 2024).

Dalam kajian yang dilakukan oleh Testolin (2020), meskipun model *deep learning* telah memberikan kontribusi signifikan terhadap pemahaman kuantifikasi dasar dan pengenalan pola, model tersebut belum mampu sepenuhnya menangani keterampilan kognitif tingkat tinggi yang sangat penting dalam pembelajaran matematis. Hal ini menunjukkan tidak adanya keterbatasan model matematis dalam mengakomodasi kebutuhan pendidikan yang memerlukan kemampuan berpikir kritis, penalaran kompleks, dan pemecahan masalah yang kontekstual.

Lebih lanjut, perspektif yang terlalu berat pada dimensi kognitif dan pengabaian pada dimensi afektif, sosial, dan embodied learning juga menjadi penghalang utama. Winje & Løndal (2020) menegaskan bahwa penelitian *deep learning* selama ini lebih fokus pada menerjemahkan

informasi dan hasil belajar berdasarkan kognisi, tanpa memperhatikan bagaimana proses pembelajaran berlangsung dalam interaksi sosial, budaya, dan lingkungan yang nyata. Hal ini memperdalam kesenjangan antara model teknis dan kebutuhan pendidikan yang bersifat holistik.

Dengan demikian, dapat disimpulkan bahwa kesenjangan antara model matematis dan kebutuhan pendidikan kontekstual tidak hanya mencakup masalah teknis seperti interpretabilitas atau kualitas data, tetapi juga menyentuh isu-isu fundamental terkait dengan filosofi pendidikan. Diperlukan kerangka kerja baru yang mampu menjembatani kekuatan matematis *deep learning* dengan prinsip-prinsip pedagogi yang berorientasi pada pembelajaran kontekstual, inklusif, dan transformatif. Model masa depan tidak hanya harus kuat dalam komputasi, tetapi juga sensitif terhadap keberagaman peserta didik, kebutuhan lokal, dan nilai-nilai kemanusiaan dalam pendidikan.

E. Kesimpulan

Kajian ini menegaskan bahwa penerapan strategi *deep learning* berbasis kontekstual dalam

pembelajaran matematika memiliki potensi besar untuk meningkatkan kecerdasan praktis peserta didik. *Deep learning* tidak hanya berperan sebagai pendekatan teknologi, tetapi juga sebagai paradigma pembelajaran yang menekankan pemahaman mendalam, refleksi kritis, dan adaptasi terhadap kebutuhan belajar. Pengembangan *deep learning* sangat bergantung pada fondasi matematis yang kuat, seperti aljabar linier, kalkulus, teori probabilitas, dan optimasi. Namun, kekuatan matematis ini belum sepenuhnya menjawab kebutuhan pembelajaran yang kontekstual tanpa integrasi prinsip pedagogis yang tepat.

Inovasi representasi konteks laten menjadi kontribusi penting untuk mewujudkan pembelajaran adaptif dan personal. Meski demikian, penelitian ini menemukan sejumlah keterbatasan, khususnya pada aspek pedagogis, seperti rendahnya penerapan pembelajaran berbasis peserta didik, ketidaksesuaian sistem evaluasi, serta model yang masih bersifat black-box dan sulit diinterpretasi. Kesenjangan antara model matematis dengan kebutuhan pendidikan yang kontekstual,

humanistik, dan inklusif juga menjadi tantangan utama. Oleh karena itu, diperlukan pendekatan integratif yang menggabungkan kekuatan matematis dengan strategi pedagogis yang kontekstual dan transformatif. Dengan cara ini, *deep learning* dapat menjadi strategi pembelajaran yang tidak hanya cerdas secara komputasional, tetapi juga bermakna dalam mendukung perkembangan peserta didik secara utuh.

DAFTAR PUSTAKA

- Agrawal, S., & Singh, R. (2022). Recent Improvements of Gradient Descent Method for Optimization. *International Journal of Computer Applications.* <https://doi.org/10.5120/ijca2022921908>
- Agyeman, N. Y. B. (2024). Deep learning in high schools: exploring pedagogical approaches for transformative education. *HUMANIKA.* <https://doi.org/10.21831/hum.v24i2.71350>
- Chen, J., & Singh, C. K. S. (2024). A Systematic Review on Deep Learning in Education: Concepts, Factors, Models and Measurements. *Journal of Education and Educational Research.* <https://doi.org/https://doi.org/10.54097/gzk2yd38>
- Crossa, J., López, A. M., & López, O.
- M. (2022). Fundamentals of Artificial Neural Networks and Deep Learning. *Multivariate Statistical Machine Learning Methods for Genomic Prediction.* https://doi.org/10.1007/978-3-030-89010-0_10
- Debus, R., & Gordon, C. (2002). Developing deep learning approaches and personal teaching efficacy within a preservice teacher education context. *The British Journal of Educational Psychology, 72 Pt 4,* 483–511. <https://doi.org/10.1348/00070990260377488>
- Dénes-Fazakas, L., Sándor-Rokaly, K., & Szász, L. (2024). Exploring the Integration of Differential Equations in Neural Networks: Theoretical Foundations, Applications, and Future Directions. *2024 IEEE International Conference on Computational Intelligence (CINTI).* IEEE. <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/cinti63048.2024.10830908>
- Eldar, Y, Boyd, S., & Shlezinger, N. (2022). Model-Based Deep Learning: On the Intersection of Deep Learning and Optimization. *IEEE Access, 10,* 115384–115398. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3218802>
- Eldar, Yonina, Whang, J., Dimakis, A., & Shlezinger, N. (2020). Model-Based Deep Learning. *Proceedings of the IEEE, 111,* 465–499. <https://doi.org/10.1109/JPROC.2023.3247480>
- Fan, J., Cong, & Zhong, Y. (2019). A

- Selective Overview of Deep Learning. *Statistical Science : A Review Journal of the Institute of Mathematical Statistics*, 36(2), 264–290.
<https://doi.org/10.1214/20-STS783>
- Gavranović, B. (2024). Fundamental Components of Deep Learning: A category-theoretic approach. *ArXiv*, [abs/2403.13001](https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.13001) <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.13001>
- Grohs, P., Berner, J., Kutyniok, G., & Petersen, P. (2021). The Modern Mathematics of Deep Learning. *ArXiv*, [abs/2105.002](https://doi.org/10.1017/9781009025096.002) <https://doi.org/10.1017/9781009025096.002>
- Guiwen, J. (2023). A Deep Learning-oriented Practical Training Course for Computer Application Skills. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*, 18(6), 28–41. <https://doi.org/10.3991/ijet.v18i06.38011>
- Han, Y., & Song, Z. (2024). The Dilemma and Improvement of College Students' Deep Learning under the Background of Smart Education. *Education Reform and Development*. <https://doi.org/https://doi.org/10.26689/erd.v6i4.6847>
- Hsieh, H., & Shannon, S. (2005). Three Approaches to Qualitative Content Analysis. *Qualitative Health Research*, 15, 1277–1288. <https://doi.org/10.1177/1049732305276687>
- Kovac, V. B., Nome, D. Ø., & Jensen, A. R. (2023). The why, what and how of deep learning: critical analysis and additional concerns. *Education Inquiry*. <https://doi.org/https://doi.org/10.1080/20004508.2023.2194502>
- Kriegeskorte, N., & Golan, T. (2019). Neural network models and deep learning. *Current Biology*, 29(9). <https://doi.org/10.1016/j.cub.2019.02.034>
- Li, Z. (2024). Applications of deep learning in mathematics education: A review. *Applied and Computational Engineering*. <https://doi.org/https://doi.org/10.54254/2755-2721/71/20241644>
- Liquet, B., Moka, S., & Nazarathy, Y. (2024). Menavigasi Dasar-Dasar Matematika: Pengantar Pembelajaran Mendalam dalam Sains. In *Advances in Experimental Medicine and Biology* (pp. 75–95). Springer. https://doi.org/https://doi.org/10.1007/978-3-031-64892-2_5
- Masuku, M. M., Jili, N. N., & Sabela, P. T. (2020). Assessment as A Pedagogy and Measuring Tool in Promoting Deep Learning In Institutions of Higher Learning. *International Journal of Higher Education*, 10(2), 274. <https://doi.org/https://doi.org/10.5430/IJHE.V10N2P274>
- Moore, N., Tuminaro, R., Cyr, E., Siefert, C., & Ohm, P. (2023). Graph Neural Networks and Applied Linear Algebra. *ArXiv*, [abs/2310.14084](https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.14084) <https://doi.org/10.48550/arXiv.2310.14084>
- Nassar, M. R., McGuire, J. T., Ritz, H., & Kable, J. W. (2022). Adaptive Learning through Temporal Dynamics of State Representation. *The Journal of*

- Neuroscience*, 42(5), 823–836.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912200>
- Neuendorf, K. (2015). *Content Analysis*.
<https://doi.org/10.1002/9781118541555.wbiepc065>
- Paquette, L., & Pinto, J. (2024). Deep Learning for Educational Data Science. *ArXiv*, abs/2404.1.
<https://doi.org/10.48550/arXiv.2404.19675>
- Petersson, C., Gerken, J., Aronsson, J., Persson, D., Carlsson, O., Linander, H., & Ohlsson, F. (2021). Geometric deep learning and equivariant neural networks. *Artificial Intelligence Review*, 56, 14605–14662.
<https://doi.org/10.1007/s10462-023-10502-7>
- Qin, Y., Menara, T., Oymak, S., & Others, et al. (2022). Representation Learning for Context-Dependent Decision-Making. *Proceedings of the American Control Conference (ACC)*. IEEE.
<https://doi.org/https://doi.org/10.23919/ACC53348.2022.9867204>
- Rameshkumar, T., Jesmalar, L., Cheekati, V. R., Priya, J. P., Suthar, M. B., Elumalai, M., ... Anbuselvan, B. (2025). Mathematical Foundations of Deep Learning: Theory, Algorithms, and Practical Applications. *Panamerican Mathematical Journal*, 35(3s), 488–492.
<https://doi.org/https://doi.org/10.23919/ssrn.5066774>
- Shrestha, A., & Mahmood, A. (2019). Review of Deep Learning Algorithms and Architectures.
- IEEE Access*, 7, 53040–53065.
<https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2912200>
- Testolin, A. (2020). The Challenge of Modeling the Acquisition of Mathematical Concepts. *Frontiers in Human Neuroscience*, 14, 100.
<https://doi.org/https://doi.org/10.389/FNHUM.2020.00100>
- Tian, X., Zhao, J., & Nguyen, K. T. (2022). Practical Research on Primary Mathematics Teaching Based on Deep Learning. *Scientific Programming*, 2022, 1–7.
<https://doi.org/10.1155/2022/7899180>
- Unger, M., Tuzhilin, A., & Livne, A. (2020). Context-Aware Recommendations Based on Deep Learning Frameworks. *ACM Transactions on Management Information Systems*, 11(2), 8–15.
<https://doi.org/https://doi.org/10.1145/3386243>
- Wang, Y., & Zhang, X. (2024). A study of the effect of peer assessment on children's critical thinking in a kindergarten craft course. *International Journal of Technology and Design Education*, 35(2), 431–459.
<https://doi.org/10.1007/s10798-024-09914-5>
- Warburton, K. (2003). Deep learning and education for sustainability. *International Journal of Sustainability in Higher Education*, 4, 44–56.
<https://doi.org/10.1108/14676370310455332>
- Winje, Ø., & Løndal, K. (2020). Bringing deep learning to the

Surface: A systematic mapping review of 48 years of research in primary and secondary education. *Nordic Journal of Comparative and International Education.*

<https://doi.org/https://doi.org/10.577/NJCIE.3798>

Zech, J., & Petersen, P. (2024). Mathematical theory of deep learning. *ArXiv, abs/2407.1.* <https://doi.org/10.48550/arXiv.2407.18384>

Zhang, Y., Wang, X., & Gao, X. (2018). Adaptive Latent Representation for Multi-view Subspace Learning. *2018 24th International Conference on Pattern Recognition (ICPR).* IEEE. <https://doi.org/https://doi.org/10.1109/ICPR.2018.8545221>

Zubić, N., De Solda, F., Sulser, A., & Others, et al. (2024). Limits of Deep Learning: Sequence Modeling through the Lens of Complexity Theory. In *arXiv preprint.* <https://doi.org/https://doi.org/10.48550/arxiv.2405.16674>