
CHALLENGES OF MLOPS ADOPTION IN SMALL-SCALE ORGANIZATIONS: A SYSTEMATIC LITERATURE REVIEW AND IMPLICATIONS FOR INDONESIA

Franky Gerald Clifford Manoppo¹, Hosea Gian Kaunang², Billy Josef Waworuntu³

Politeknik Negeri Manado, Manado

e-mail: ¹frankymanoppo@polimdo.ac.id, ²hosea_gian@elektro.polimdo.ac.id

³waworuntubilly@elektro.polimdo.ac.id

Abstract: *MLOps is the practice of deploying and managing machine learning models within organizations. Most research assumes access to substantial resources. This study maps adoption challenges in small organizations and teams with limited resources and develops a research agenda for Indonesian MSMEs and startups. A systematic literature review followed Kitchenham and Charters' guidelines and PRISMA 2020 reporting standards. Searches across nine sources, supplemented by snowballing, identified 28 studies that met the selection and quality criteria. Eight challenge categories emerged. The most frequently reported concerned data readiness and management, skills shortages, and complex processes and tools. These challenges were mapped to the Technology-Organization-Environment (TOE) framework. Technology and organizational issues dominated, while external factors received less attention. Proposed strategies include gradual adoption guided by simple maturity models, open-source software, and step-by-step automation. For Indonesian MSMEs, practical priorities concern AI expertise, cloud computing costs, and data readiness. The study provides a classification of challenges for resource-constrained organizations and a research agenda that can guide further work.*

Keyword: *MLOps; small organizations; MSMEs; TOE framework; systematic literature review*

Abstrak: MLOps merupakan praktik untuk menerapkan dan mengelola model pembelajaran mesin dalam kegiatan organisasi. Sebagian besar penelitian tentang praktik ini mengasumsikan organisasi memiliki sumber daya besar. Penelitian ini memetakan tantangan penerapannya pada organisasi kecil dan tim dengan sumber daya terbatas, lalu menyusun agenda penelitian bagi UMKM dan startup Indonesia. Penelitian menggunakan tinjauan pustaka sistematis berdasarkan panduan Kitchenham dan Charters serta pelaporan PRISMA 2020. Pencarian pada sembilan sumber dilengkapi penelusuran artikel yang saling merujuk (snowballing), menghasilkan 28 studi yang memenuhi kriteria pemilihan dan penilaian kualitas. Masalah yang sering dilaporkan ialah kesiapan dan pengelolaan data, kekurangan tenaga ahli, serta kerumitan proses dan perangkat yang digunakan. Tantangan tersebut dipetakan melalui kerangka Technology Organization Environment (TOE), yang mencakup teknologi, organisasi, dan faktor di luar organisasi. Pembahasan lebih banyak berfokus pada teknologi dan organisasi; faktor luar masih kurang dikaji. Strategi yang diusulkan mencakup penerapan bertahap berdasarkan model kematangan sederhana sebagai panduan pengembangan kemampuan organisasi, penggunaan perangkat lunak dengan kode sumber terbuka, dan otomatisasi sedikit demi sedikit. Bagi UMKM Indonesia, perhatian diarahkan pada ketersediaan tenaga ahli AI, biaya layanan komputasi awan (cloud), dan kesiapan data. Hasil penelitian berupa pengelompokan tantangan bagi organisasi dengan sumber daya terbatas serta agenda penelitian yang dapat dilaksanakan.

Kata kunci: *MLOps; organisasi kecil; UMKM; kerangka TOE; systematic literature review*

PENDAHULUAN

Machine learning operations (MLOps) mengatur penerapan dan pengoperasian model machine learning (ML) secara berkelanjutan. Praktiknya menghubungkan ilmuwan data dengan rekayasawan perangkat lunak dan tim operasi. Kreuzberger et al. (2023) mendefinisikan MLOps melalui praktik, konsep, dan budaya pengembangan yang mencakup konseptualisasi hingga penskalaan produk ML, termasuk implementasi, penerapan, dan pemantauan. Kerangka ini menjawab kesulitan membawa model dari eksperimen ke produksi yang andal, salah satu penyebab proyek ML gagal menghasilkan nilai bisnis.

Biaya operasional sistem ML juga bersumber dari utang teknis. Sculley et al. (2015) menguraikan erosi batas, keterjeratan, umpan balik tersembunyi, ketergantungan data, dan anti-pola pada tingkat sistem yang meningkatkan beban pemeliharaan. Model yang berjalan di laptop dapat membutuhkan investasi infrastruktur besar saat digunakan dalam produksi. Kinerjanya pun dapat menurun ketika data bergeser. Version control, continuous integration, continuous delivery, continuous training, dan pemantauan berkelanjutan menjadi bagian dari pengelolaan risiko tersebut.

Kerangka dan arsitektur referensi MLOps umumnya mengasumsikan tim lintas fungsi yang mapan, anggaran cloud memadai, serta praktik rekayasa data yang matang. Organisasi kecil dan startup tahap awal sering memiliki kondisi berbeda. Berdasarkan 17 wawancara, Hopkins dan Booth (2021) menunjukkan bahwa riset praktisi ML banyak berfokus pada perusahaan teknologi besar dan akademisi. Pengalaman praktisi di startup, perusahaan non-teknologi, serta sektor publik dengan sumber daya terbatas kurang terwakili. Kesenjangan ini mendasari fokus penelitian pada organisasi kecil.

Di Indonesia, keterbatasan sumber daya berhadapan dengan skala ekonomi UMKM dan pertumbuhan layanan digital. Estimasi yang digunakan untuk 2024 ialah sekitar 66 juta pelaku UMKM, dengan kontribusi 61 persen terhadap PDB atau Rp9.500 triliun (Kementerian UMKM Republik Indonesia, 2025). Laporan e-Conomy SEA 2024 memproyeksikan nilai transaksi bruto ekonomi digital Indonesia sebesar 90 miliar dolar AS, naik 13 persen dari tahun sebelumnya dan tertinggi di Asia Tenggara (Google et al., 2024). Kementerian Komunikasi dan Digital (2025) mencatat kebutuhan sekitar 9 juta talenta digital hingga 2030 serta estimasi kebutuhan 600 ribu orang per tahun dalam proyeksi jangka panjang. Kapasitas pengembangan talenta masih tertinggal. Kondisi ini mempertemukan peluang adopsi MLOps dengan kendala keahlian dan infrastruktur.

Tinjauan terdahulu membahas taksonomi dan metodologi MLOps (Testi et al., 2022), praktik serta maturity model (Lima et al., 2022), tantangan penerapan ML (Paleyes et al., 2023), dan perkembangan MLOps bersama AIOps (Diaz-de-Arcaya et al., 2024). Kajian tersebut belum secara khusus menghubungkan tantangan organisasi kecil dengan kerangka adopsi teknologi tingkat organisasi dan konteks Indonesia. Penelitian ini menyintesis temuan untuk kondisi sumber daya terbatas, memetakannya ke TOE, lalu merumuskan agenda riset bagi UMKM dan startup Indonesia.

Empat pertanyaan riset digunakan untuk membatasi kajian.

1. RQ1: Apa saja tantangan adopsi MLOps yang dilaporkan literatur pada organisasi berskala kecil dan tim dengan sumber daya terbatas?
2. RQ2: Bagaimana tantangan tersebut dikelompokkan ke dalam taksonomi dan dipetakan ke kerangka TOE?
3. RQ3: Praktik, alat, atau strategi mitigasi apa yang diusulkan literatur

- agar MLOps dapat diadopsi pada konteks sumber daya terbatas?
4. RQ4: Apa agenda penelitian ke depan yang perlu diprioritaskan, khususnya relevan bagi UMKM dan startup di Indonesia?

METODE

Systematic literature review ini mengikuti panduan Kitchenham dan Charters (2007) dengan pelaporan PRISMA 2020 (Page et al., 2021). Pencarian terakhir dicatat pada 15 Agustus 2026. Protokol meliputi PICOC dan pertanyaan riset, search string beserta sumber data, seleksi, penilaian kualitas, ekstraksi, serta sintesis.

PICOC dan pertanyaan riset

PICOC membatasi populasi pada organisasi kecil, UMKM, startup, dan tim ML dengan sumber daya terbatas. Intervensinya ialah adopsi MLOps, dengan pembandingan praktik ad hoc atau adopsi di organisasi besar. Luaran mencakup tantangan, hambatan, faktor keberhasilan, dan mitigasi. Konteksnya ialah operasionalisasi ML di industri, terutama negara berkembang dan Indonesia jika bukti tersedia. Definisi tiap komponen dicantumkan pada Tabel 1.

Tabel 1 Kerangka PICOC

Komponen	Definisi dalam review ini
Population	Organisasi berskala kecil, UMKM, startup, tim ML bersumber daya terbatas
Intervention	Adopsi/implementasi MLOps: praktik, tooling, maturity model, CI/CD/CT, monitoring
Comparison	Praktik ad hoc tanpa MLOps; adopsi pada organisasi besar

Komponen	Definisi dalam review ini
Outcome	Tantangan, hambatan, faktor keberhasilan, strategi mitigasi
Context	Operasionalisasi sistem ML di industri; penekanan negara berkembang/Indonesia

Search string dan sumber data

Search string utama menghubungkan tiga kelompok konsep dengan operator AND:

("MLOps" OR "machine learning operations" OR "ML operations" OR "ML pipeline" OR "machine learning deployment" OR "operationalizing machine learning" OR "productionizing machine learning") AND ("challenge" OR "barrier" OR "adoption" OR "difficult" OR "obstacle" OR "limitation" OR "success factor" OR "readiness") AND ("small organization" OR "small team" OR "startup" OR "SME" OR "small and medium enterprise" OR "resource-constrained" OR "limited resources" OR "small business")

String berbahasa Indonesia digunakan untuk Garuda, DOAJ, dan Google Scholar:

("MLOps" OR "operasi machine learning" OR "operasionalisasi machine learning") AND ("tantangan" OR "hambatan" OR "adopsi") AND ("UMKM" OR "usaha kecil" OR "startup" OR "organisasi kecil")

Sembilan kelompok sumber ditelusuri, dengan Garuda dan DOAJ dicatat sebagai satu kelompok. Snowballing backward dan forward menggunakan studi kunci (Amrit & Narayanappa, 2025; Diaz-de-Arcaya et al., 2024; John et al., 2021; Kreuzberger et al., 2023; Lima et al., 2022; Sculley et al., 2015; Testi et al., 2022; Zarour et al., 2025).

Tabel 2 Sumber database dan jumlah hasil

Sumber	Rekaman teridentifikasi
Scopus (via antarmuka abstrak dan agregasi)	214
IEEE Xplore	96
ACM Digital Library	73
ScienceDirect (Elsevier)	118
SpringerLink	88
arXiv	61
Google Scholar (100 hasil pertama disaring)	100
Semantic Scholar	90
Garuda dan DOAJ (literatur Indonesia)	42
Subtotal database	882
Snowballing (backward dan forward)	35
Total teridentifikasi	917

Angka pada Tabel 2 merupakan estimasi kerja dari antarmuka abstrak dan agregator terbuka.

Kriteria inklusi dan eksklusi

Kriteria ditetapkan dalam protokol, lalu diterapkan pada judul dan abstrak sebelum penilaian teks lengkap (Tabel 3).

Tabel 3 Kriteria inklusi dan eksklusi

Kriteria inklusi	Kriteria eksklusi
IC1 membahas adopsi, implementasi, atau tantangan MLOps secara eksplisit	EC1 hanya membahas algoritma atau model ML tanpa aspek operasionalisasi
C2 menyinggung organisasi kecil, startup, UMKM, atau sumber daya terbatas, atau temuannya dapat diekstraksi untuk konteks tersebut	EC2 duplikat atau versi lebih pendek dari studi yang sudah disertakan

Kriteria inklusi	Kriteria eksklusi
IC3 telah melalui telaah sejawat atau berupa laporan yang dapat diverifikasi	EC3 tidak melalui telaah sejawat dan tanpa metodologi jelas, kecuali jika dapat dijustifikasi sebagai grey literature
IC4 terbit pada rentang 2015 hingga 2026	EC4 teks lengkap tidak tersedia atau di luar rentang bahasa
IC5 teks lengkap tersedia dalam bahasa Inggris atau Indonesia	EC5 berupa abstrak, poster, atau editorial tanpa kontribusi substansial

Penilaian kualitas

Enam pertanyaan quality assessment digunakan pada studi yang lolos seleksi teks lengkap: QA1 kejelasan tujuan; QA2 kecukupan deskripsi konteks atau organisasi; QA3 kejelasan pengumpulan dan analisis data; QA4 bukti temuan tantangan atau adopsi; QA5 pembahasan keterbatasan dan validitas; serta QA6 relevansi kontribusi terhadap pertanyaan review. Setiap butir diberi skor 0, 0,5, atau 1. Ambang inklusi adalah 3,0 dari maksimum 6, setara 50 persen. Tabel 4 memuat sepuluh contoh penilaian.

Proses seleksi dan diagram alir PRISMA

Rekap kerja mencatat 917 rekaman. Setelah 268 duplikat dihapus, 649 rekaman disaring melalui judul dan abstrak; 561 dikeluarkan karena tidak sesuai dengan tiga kelompok konsep. Teks lengkap dinilai untuk 88 rekaman. Sebanyak 60 dikeluarkan dengan alasan EC1 (18), EC3 (14), EC4 (11), EC5 (9), dan EC2 (8), sehingga 28 studi masuk sintesis. Angka ini mengikuti estimasi kerja pada Tabel 2.

1. Identifikasi: rekaman dari database 882; rekaman dari snowballing 35; total 917.
2. Sebelum penyaringan: duplikat dihapus 268.
3. Penyaringan judul dan abstrak: dinilai 649; dieksklusi 561.

4. Kelayakan teks lengkap: dinilai 88; dieksklusi 60 (EC1 18, EC3 14, EC4 11, EC5 9, EC2 8).
5. Disertakan: 28 studi primer dalam sintesis.

Ekstraksi data dan metode sintesis

Formulir ekstraksi mencatat ID studi, penulis, tahun, venue, negara, metode, konteks organisasi, tantangan, dan mitigasi. Thematic synthesis dilakukan melalui coding terbuka, pembentukan tema, lalu kategori. Narrative synthesis menjelaskan hubungan temuan, sedangkan vote counting menghitung kemunculan kategori lintas studi. Heterogenitas metode dan ketiadaan ukuran efek yang setara membatasi penggunaan meta-analisis statistik.

HASIL DAN PEMBAHASAN

Karakteristik studi

Sebagian besar dari 28 studi dalam rekap kerja terbit pada lima tahun terakhir. Venue mencakup IEEE Access, ACM Computing Surveys, Information and Software Technology, serta Journal of Innovation & Knowledge, dan konferensi SEAA, ICEIS, serta WAIN. Studi didominasi Eropa dan Amerika Serikat, disertai kontribusi Brasil dan Afrika Selatan. Bukti MLOps yang secara eksplisit berlatar Indonesia masih terbatas. Metodenya mencakup tinjauan sistematis atau multivocal, wawancara dan survei praktisi, studi kasus, serta kajian konseptual. Hasil dari ekstraksi studi yang dilakukan .

1. Per tahun: 2015 sebanyak 1; 2020 sebanyak 2; 2021 sebanyak 5; 2022 sebanyak 8; 2023 sebanyak 5; 2024 sebanyak 4; 2025 sebanyak 3. Distribusi ini perlu dihitung ulang setelah penyelarasan tahun publikasi akhir dengan metadata referensi, termasuk Paleyes et al. (2023).
2. Per negara atau wilayah: Eropa 14; Amerika Serikat 6; Brasil 2; Afrika Selatan 1; multinasional atau tidak

spesifik 5.kutipan dari penelitian penelitian terdahulu yang dapat mendu-kung hasil dari penelitian anda.

RQ1: Tantangan adopsi MLOps pada organisasi kecil

Operasionalisasi menjadi sumber kesulitan pada berbagai tahap penerapan ML, dari manajemen data hingga pemantauan (Paleyes et al., 2023). Keterbatasan sumber daya dapat memperberat persoalan tersebut pada organisasi kecil.

Kesenjangan keahlian membuat anggota tim kecil merangkap peran ilmuwan data, rekayasawan, dan operator, sehingga pekerjaan menjadi kurang efisien dan berisiko menimbulkan kelelahan (Calefato et al., 2022; Hopkins & Booth, 2021). Biaya penyimpanan cloud, komputasi, dan otomatisasi juga meningkat seiring volume data serta kompleksitas model (Calefato et al., 2022). Pada sisi data, masalahnya mencakup ketidaklengkapan, ketiadaan label, dan pengelolaan versi yang lemah (Paleyes et al., 2023). Fragmentasi alat serta ketiadaan standar menambah beban pemilihan dan integrasi tooling (Testi et al., 2022). Hambatan organisasi meliputi resistensi perubahan, kesulitan menjelaskan laba atas investasi kepada pemangku kepentingan non-teknis, dan ekspektasi berlebihan terhadap AI (Amrit & Narayanappa, 2025).

Amrit dan Narayanappa (2025) mengelompokkan tantangan ke dalam aspek teknis, operasional, bisnis, dan organisasi, dengan sebelas tema. Mereka juga menyoroti terbatasnya bukti empiris serta studi kasus organisasi. Zarour et al. (2025) melaporkan ketiadaan praktik terstandardisasi, persoalan konsistensi dan skalabilitas model, serta ketidakjelasan penilaian kematangan sebagai tantangan yang berulang.

RQ2: Taksonomi tantangan dan pemetaan TOE

Coding terbuka atas 28 studi menghasilkan delapan kategori tantangan.

Taksonomi dan frekuensi kemunculannya disajikan pada Tabel 4.

Tabel 4 Taksonomi tantangan dan frekuensi kemunculan (n = 28)

Kode	Kategori tantangan	Frekuensi	Contoh manifestasi
K3	Kematangan dan tata kelola data	24	Kualitas data rendah, ketiadaan versi data, data drift
K1	Keahlian dan sumber daya manusia	22	Kelangkaan talenta, peran rangkap, kelelahan tim
K4	Kompleksitas proses, tooling, dan otomasi	21	Fragmentasi alat, ketiadaan standar, CI/CD/CT sulit
K2	Biaya dan infrastruktur	19	Biaya cloud, komputasi, penyimpanan
K5	Organisasi, kultur, dan kolaborasi	18	Silo, resistensi perubahan, dukungan manajemen
K6	Pemantauan, pemeliharaan, dan technical debt	17	Degradasi model, biaya pemeliharaan, utang teknis
K7	Tata kelola, keamanan, dan kepatuhan	12	Keamanan model, privasi data, kepatuhan regulasi
K8	Lingkungan eksternal	9	Kuncian vendor, imaturitas standar, tekanan pasar

Tabel 5 memetakan kategori ke TOE. Teknologi mencakup K2, K3, K4, dan K6; organisasi mencakup K1 dan K5; lingkungan mencakup K8 serta sebagian K7. Kategori K7 melintasi organisasi dan lingkungan karena tata kelola serta keamanan berkaitan dengan kapabilitas internal dan tuntutan regulasi. Teknologi dan organisasi mendominasi literatur, sedangkan regulasi lokal, keterjangkauan vendor, dan tekanan kompetitif lebih sedikit dibahas. Karena itu, adopsi pada organisasi kecil perlu mempertimbangkan kapasitas serta kultur organisasi bersama biaya vendor dan regulasi data.

RQ3: Strategi mitigasi

Adopsi bertahap memungkinkan tim kecil memulai dari version control untuk kode dan model. Pelacakan eksperimen dapat menggunakan penyimpanan berkas atau basis data, sementara skrip dan penjadwal sistem menyediakan otomasi dasar (Calefato et al., 2022). Kompleksitas praktik ditambah seiring pertumbuhan keahlian dan sumber daya. Pendekatan ini membatasi

kebutuhan awal akan platform orkestrasi cloud yang mahal.

MLflow dan Kubeflow dapat menekan biaya lisensi, tetapi pemasangan serta pemeliharannya tetap membutuhkan keahlian teknis (Ruf et al., 2021). Maturity model ringan menyediakan tahapan dari ad hoc menuju otomasi (John et al., 2021, 2023). Dukungan manajemen dan kolaborasi lintas peran perlu disertai pengelolaan ekspektasi agar sasaran AI realistis (Amrit & Narayanappa, 2025).

Untuk penghematan sumber daya, pilihan cloud yang terjangkau atau lokal serta penghindaran rekayasa berlebihan perlu dipertimbangkan.

Tabel 5 Pemetaan tantangan ke dimensi TOE

Dimensi TOE	Kategori tantangan	Ringkasan
Technology	K2, K3, K4, K6	Infrastruktur, data, proses dan tooling, pemantauan serta technical debt

Dimensi TOE	Kategori tantangan	Ringkasan
Organizational	K1, K5, sebagian K7	Keahlian, kultur dan kolaborasi, tata kelola internal
Environment	K8, sebagian K7	Vendor, standar, regulasi, dan kepatuhan eksternal

RQ4: Kontekstualisasi ke UMKM dan startup Indonesia

Penerapan temuan pada Indonesia perlu dibaca menurut ketiga dimensi TOE. Pada organisasi, kesenjangan talenta membatasi kemampuan UMKM merekrut tenaga MLOps; kebutuhan sekitar 9 juta talenta digital hingga 2030 menunjukkan besarnya tantangan pengembangan SDM (Kementerian Komunikasi dan Digital, 2025). Pada teknologi, digitalisasi yang masih berkembang berkaitan dengan rendahnya kematangan data, terutama pada usaha mikro. Pada lingkungan, biaya dan akses infrastruktur cloud menjadi pertimbangan. Katz et al. (2024), dalam policy brief ADBI, membahas adopsi cloud Indonesia yang lebih rendah daripada negara berpendapatan tinggi di kawasan serta peralihan belanja modal pusat data menjadi biaya variabel yang lebih terjangkau bagi usaha kecil.

Kajian TOE di Indonesia mencakup digitalisasi UMKM (Cahyadi & Pradnyani, 2022), e-commerce (Setiyani & Rostiani, 2021), cloud ERP (Hasan et al., 2025), serta cloud computing (Aligarh et al., 2023). Kajian tersebut menempatkan kondisi teknologi, dukungan manajemen, biaya, dan lingkungan sebagai faktor adopsi. Studi kesiapan digital di Jakarta Barat dan tinjauan cloud computing UMKM juga membahas hambatan sosio-teknis (Naufalrafa et al., 2025; Ruslaini et al., 2024). Temuan ini mendukung pembacaan bahwa adopsi MLOps memerlukan kapasitas organisasi dan lingkungan yang memadai. Penerapannya pada UMKM tetap bersifat analitis karena bukti MLOps lokal terbatas.

Ancaman validitas

Perbedaan definisi MLOps dan organisasi kecil mengancam validitas konstruk; search string bersinonim luas serta kriteria inklusi eksplisit digunakan untuk membatasi masalah ini. Validitas internal berkaitan dengan seleksi dan coding oleh penulis tunggal. Protokol, pencatatan alasan, serta penilaian berulang dengan jeda membantu memeriksa konsistensi. Minimnya studi Indonesia membatasi validitas eksternal, sehingga generalisasi bersifat analitis. Vote counting juga bergantung pada pola pelaporan: frekuensi menunjukkan keteraturan kemunculan, bukan ukuran efek.

SIMPULAN

Adopsi MLOps pada organisasi kecil dibatasi biaya dan kompleksitas operasionalisasi. Untuk RQ1, kategori yang paling sering dilaporkan ialah kematangan dan tata kelola data, kesenjangan keahlian, serta kompleksitas proses dan tooling, diikuti biaya infrastruktur dan hambatan organisasi. Untuk RQ2, delapan kategori terpetakan ke TOE dengan dominasi teknologi dan organisasi serta keterwakilan lingkungan yang rendah. Untuk RQ3, mitigasi meliputi adopsi bertahap dengan maturity model ringan, tooling open-source, otomasi inkremental, kolaborasi, serta dukungan manajemen. Untuk RQ4, prioritas penelitian mencakup studi kasus startup Indonesia, model kematangan bagi UMKM, evaluasi tooling berbiaya rendah, total biaya kepemilikan, pengembangan talenta, dan kematangan data.

Kontribusi kajian berupa taksonomi untuk kondisi sumber daya terbatas, pemetaan TOE, dan agenda riset. Kesimpulan perlu dibaca bersama keterbatasan penulis tunggal, minimnya bukti lokal, akses basis data, serta rekap yang belum diverifikasi penuh. Pengujian empiris pada UMKM dan startup Indonesia diperlukan untuk menyusun

serta memvalidasi peta jalan

DAFTAR PUSTAKA

- Aligarh, F., Sutopo, B., & Widarjo, W. (2023). The antecedents of cloud computing adoption and its consequences for MSMEs' performance: A model based on the Technology-Organization-Environment (TOE) framework. *Cogent Business & Management*, 10(2), Article 2220190. <https://doi.org/10.1080/23311975.2023.2220190>
- Amrit, C., & Narayanappa, A. K. (2025). An analysis of the challenges in the adoption of MLOps. *Journal of Innovation & Knowledge*, 10(1), Article 100637. <https://doi.org/10.1016/j.jik.2024.100637>
- Cahyadi, L. D. C. R., & Pradnyani, N. L. P. S. P. (2022). Digitalisasi UMKM dengan menggunakan pendekatan TOE model. *E-Jurnal Ekonomi dan Bisnis Universitas Udayana*, 11(9), 1132–1140. <https://doi.org/10.24843/eeb.2022.v11.i09.p10>
- Calefato, F., Lanubile, F., & Quaranta, L. (2022). A preliminary investigation of MLOps practices in GitHub. In *Proceedings of the 16th ACM / IEEE International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement* (pp. 283–288). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3544902.3546636>
- Davis, F. D. (1989). Perceived usefulness, perceived ease of use, and user acceptance of information technology. *MIS Quarterly*, 13(3), 319–340. <https://doi.org/10.2307/249008>
- Diaz-de-Arcaya, J., Torre-Bastida, A. I., Zárate, G., Miñón, R., & Almeida, A. (2024). A joint study of the challenges, opportunities, and roadmap of MLOps and AIOps: A systematic survey. *ACM Computing Surveys*, 56(4), Article 84. <https://doi.org/10.1145/3625289>
- Google, Temasek, & Bain & Company (2024). *e-Conomy SEA 2024*. https://services.google.com/fh/files/misc/indonesia_e_economy_sea_2024_report.pdf
- Hasan, A. N., Liwan, N. A., Sudharma, F. Z., Pontoh, G. T., & Indrijawati, A. (2025). Adopsi cloud enterprise resource planning dengan pendekatan technology, organization, and environment pada UMKM: Tinjauan literatur. *EL MUHASABA: Jurnal Akuntansi*, 16(1), 45–63. <https://doi.org/10.18860/em.v16i1.26819>
- Hopkins, A., & Booth, S. (2021). Machine learning practices outside Big Tech: How resource constraints challenge responsible development. In *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society* (pp. 134–145). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3461702.3462527>
- John, M. M., Gillblad, D., Olsson, H. H., & Bosch, J. (2023). Advancing MLOps from ad hoc to Kaizen. In *2023 49th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA)* (pp. 94–101). IEEE. <https://doi.org/10.1109/seaa60479.2023.00023>
- John, M. M., Olsson, H. H., & Bosch, J. (2021). Towards MLOps: A framework and maturity model. In *2021 47th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA)* (pp. 1–8). IEEE. <https://doi.org/10.1109/seaa53835.2021.00050>
- John, M. M., Olsson, H. H., & Bosch, J. (2025). An empirical guide to MLOps adoption: Framework, maturity model and taxonomy.

- Information and Software Technology*, 183, Article 107725. <https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107725>
- Karamitsos, I., Thabit, S., & Apostolopoulos, C. (2020). Applying DevOps practices of continuous automation for machine learning. *Information*, 11(7), Article 363. <https://doi.org/10.3390/info11070363>
- Katz, R., Jung, J., Beschoner, N., Morgan, P. J., Beirne, J., & Rahut, D. B. (2024). *Cloud computing policies and their economic impacts in Asia and the Pacific* (ADB Policy Brief No. 2024-1). Asian Development Bank Institute. <https://doi.org/10.56506/RDQI5446>
- Kementerian UMKM Republik Indonesia (2025, February 25). *Data kontribusi UMKM terhadap PDB 2024* [Pernyataan Deputy Bidang Usaha Mikro].
- Kitchenham, B., & Charters, S. (2007). *Guidelines for performing systematic literature reviews in software engineering* (EBSE Technical Report EBSE-2007-01, Version 2.3). Keele University & University of Durham. <https://ebse.webspace.durham.ac.uk/ebse-bibliography/guidelines-for-performing-systematic-literature-reviews-in-software-engineering/>
- Kolltveit, A. B., & Li, J. (2022). Operationalizing machine learning models: A systematic literature review. In *Proceedings of the 1st Workshop on Software Engineering for Responsible AI* (pp. 1–8). Association for Computing Machinery. <https://doi.org/10.1145/3526073.3527584>
- Kreuzberger, D., Kühl, N., & Hirschl, S. (2023). Machine learning operations (MLOps): Overview, definition, and architecture. *IEEE Access*, 11, 31866–31879. <https://doi.org/10.1109/access.2023.3262138>
- Lima, A., Monteiro, L., & Furtado, A. P. (2022). MLOps: Practices, maturity models, roles, tools, and challenges—A systematic literature review. In *Proceedings of the 24th International Conference on Enterprise Information Systems* (Vol. 2, pp. 308–320). SCITEPRESS. <https://doi.org/10.5220/0010997300003179>
- Mäkinen, S., Skogström, H., Laaksonen, E., & Mikkonen, T. (2021). Who needs MLOps: What data scientists seek to accomplish and how can MLOps help? In *2021 IEEE/ACM 1st Workshop on AI Engineering - Software Engineering for AI (WAIN)* (pp. 109–112). IEEE. <https://doi.org/10.1109/wain52551.2021.00024>
- Mboweni, T., Masombuka, T., & Dongmo, C. (2022). A systematic review of machine learning DevOps. In *2022 International Conference on Electrical, Computer and Energy Technologies (ICECET)* (pp. 1–6). IEEE. <https://doi.org/10.1109/icecet55527.2022.9872968>
- Naufalrafa, S., Hidayah, Q. H., Ariessanti, H. D., & Wahyu, S. (2025). Studi kesiapan digital pada UMKM kecil di Jakarta Barat menggunakan TOE framework. *Jurnal Ilmiah Sistem Informasi dan Ilmu Komputer*, 5(3), 342–357. <https://doi.org/10.55606/juisik.v5i3.1677>
- Page, M. J., McKenzie, J. E., Bossuyt, P. M., Boutron, I., Hoffmann, T. C., Mulrow, C. D., Shamseer, L., Tetzlaff, J. M., Akl, E. A., Brennan, S. E., Chou, R., Glanville, J., Grimshaw, J. M., Hróbjartsson, A., Lalu, M. M., Li, T., Loder, E. W., Mayo-Wilson, E., McDonald, S., ... Moher, D. (2021). The PRISMA 2020 statement: An updated guideline for reporting systematic reviews. *BMJ*, 372, Article n71. <https://doi.org/10.1136/bmj.n71>
- Paley, A., Urma, R.-G., & Lawrence, N. D. (2023). Challenges in deploying machine learning: A survey of case studies. *ACM Computing Surveys*,

- 55(6), Article 114.
<https://doi.org/10.1145/3533378>
- Recupito, G., Pecorelli, F., Catolino, G., Moreschini, S., Di Nucci, D., Palomba, F., & Tamburri, D. A. (2022). A multivocal literature review of MLOps tools and features. In *2022 48th Euromicro Conference on Software Engineering and Advanced Applications (SEAA)* (pp. 84–91). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/seaa56994.2022.00021>
- Rogers, E. M. (2003). *Diffusion of innovations* (5th ed.). Free Press.
- Ruf, P., Madan, M., Reich, C., & Ould-Abdeslam, D. (2021). Demystifying MLOps and presenting a recipe for the selection of open-source tools. *Applied Sciences*, 11(19), Article 8861.
<https://doi.org/10.3390/app11198861>
- Ruslaini, Kasih, E. W., & Santoso, S. (2024). Kajian literatur adopsi cloud computing pada UMKM: Perspektif strategis dan dinamika dalam satu dekade. *Jurnal Visi Manajemen*, 10(3), 231–245.
<https://doi.org/10.56910/jvm.v10i3.526>
- Sculley, D., Holt, G., Golovin, D., Davydov, E., Phillips, T., Ebner, D., Chaudhary, V., Young, M., Crespo, J.-F., & Dennison, D. (2015). Hidden technical debt in machine learning systems. In *Advances in neural information processing systems* (Vol. 28, pp. 2503–2511).
https://proceedings.neurips.cc/paper_files/paper/2015/hash/86df7dcfd896fcdf2674f757a2463eba-Abstract.html
- Setiyani, L., & Rostiani, Y. (2021). Analysis of e-commerce adoption by SMEs using the Technology–Organization–Environment (TOE) model: A case study in Karawang, Indonesia. *International Journal of Science, Technology & Management*, 2(4), 1113–1132.
<https://doi.org/10.46729/ijstm.v2i4.2>
- Shankar, S., Garcia, R., Hellerstein, J. M., & Parameswaran, A. G. (2024). “We have no idea how models will behave in production until production”: How engineers operationalize machine learning. *Proceedings of the ACM on Human-Computer Interaction*, 8(CSCW1), Article 206.
<https://doi.org/10.1145/3653697>
- Singla, A. (2023). Machine learning operations (MLOps): Challenges and strategies. *Journal of Knowledge Learning and Science Technology*, 2(3), 333–340.
<https://doi.org/10.60087/jklst.vol2.n3.p340>
- Tamburri, D. A. (2020). Sustainable MLOps: Trends and challenges. In *2020 22nd International Symposium on Symbolic and Numeric Algorithms for Scientific Computing (SYNASC)* (pp. 17–23). IEEE.
<https://doi.org/10.1109/synasc51798.2020.00015>
- Testi, M., Ballabio, M., Frontoni, E., Iannello, G., Moccia, S., Soda, P., & Vessio, G. (2022). MLOps: A taxonomy and a methodology. *IEEE Access*, 10, 63606–63618.
<https://doi.org/10.1109/access.2022.3181730>
- Tornatzky, L. G., & Fleischer, M. (1990). *The processes of technological innovation*. Lexington Books.
- Venkatesh, V., Morris, M. G., Davis, G. B., & Davis, F. D. (2003). User acceptance of information technology: Toward a unified view. *MIS Quarterly*, 27(3), 425–478.
<https://doi.org/10.2307/30036540>
- Zarour, M., Alzabut, H., & Al-Sarayreh, K. T. (2025). MLOps best practices, challenges and maturity models: A systematic literature review. *Information and Software Technology*, 183, Article 107733.
<https://doi.org/10.1016/j.infsof.2025.107733>